

ДЕРЖАВНА ПОДАТКОВА АДМІНІСТРАЦІЯ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ДЕРЖАВНОЇ ПОДАТКОВОЇ СЛУЖБИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНА АКАДЕМІЯ ПРАВОВИХ НАУК УКРАЇНИ
НАУКОВО-ДОСЛІДНИЙ ІНСТИТУТ ФІНАНСОВОГО ПРАВА



**В. П. Дюрядін, Т. М. Єгорова, Ю. В. Крамаревич,
Н. Л. Ковтунович, В. С. Кузнєцов, А. В. Матвійчук,
М. С. Онуфрик, Р. С. Пиляєв, О. В. Солдатенко,
Л. Л. Тарангул**

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ТЕХНОЛОГІЇ МОДЕЛЮВАННЯ В ІНФОРМАЦІЙНО- АНАЛІТИЧНІЙ СИСТЕМІ ДЕРЖАВНОЇ ПОДАТКОВОЇ СЛУЖБИ

Рекомендовано до видання Вченою радою
Науково-дослідного інституту фінансового права
(протокол № 2 від 30.11.2010 р.)

Рецензенти:

В. В. Вітлінський – доктор економічних наук, професор ДВНЗ «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана».

О. В. Мороз – доктор економічних наук, професор, Вінницький національний аграрний університет.

Список авторів: В. П. Дюрядін (п. 4.2, 4.4), Т. М. Єгорова (п. 4.1), Ю. В. Крамаревич (п. 7.7–7.8), Н. Л. Ковтунович (п. 4.3), В. С. Кузнецов (п. 1.1, 1.2, 3.1, 3.2), А. В. Матвійчук (вступ, гл. 2, п.1.5–1.7, 3.3–3.6, 6.2, 6.3), М. С. Онуфрик (п. 4.5), Р. С. Пиляєв (п. 1.3, 1.4, 6.1, 6.4), О. В. Солдатенко (п. 7.1–7.6), Л. Л. Тарангул (розділ 5).

М 33 **Інтелектуальні технології моделювання в інформаційно-аналітичній системі державної податкової служби** : монографія / за заг. ред. Л. Л. Тарангул. – К.: Алерта, 2010. – 358 с.

ISBN

Монографію присвячено дослідженню поточного стану та формуванню пропозицій зі створення інформаційного сховища даних державної податкової служби в межах запровадження інформаційно-аналітичної системи державної податкової служби. Особливу увагу приділено аналітичній складовій інформаційно-аналітичної системи, в основу якої покладено такі інтелектуальні технології моделювання, як нейронні мережі, нечітка логіка. На їх базі розроблено концептуальні й методологічні підходи та побудовано економіко-математичні моделі прогнозування податкових надходжень, аналізу ризиків у податковій сфері тощо. Наведено аналіз результатів експериментів та надано практичні рекомендації щодо побудови моделей на основі нейро-нечітких технологій.

Монографія розрахована на науковців та фахівців органів державної податкової служби України, які займаються аналітичною діяльністю або пов'язані з розробкою інформаційно-аналітичної системи ДПС.

УДК 519.865.7; 338.27

© Науково-дослідний інститут
фінансового права, 2010
© Видавництво «Алерта», 2010

ISBN ****

ЗМІСТ**Вступ**

В. 1. Дослідження стану та перспектив розвитку інформаційно-аналітичної системи державної податкової служби	9
В. 2. Зміна парадигм у моделюванні економіки	11
В. 3. Еволюція математичних моделей та методів прогнозування фінансових часових рядів	17
В. 4. Проблеми адекватності математичних моделей та методів аналізу фінансового стану суб'єктів господарювання	23

Глава 1**БАЗОВІ ПОЛОЖЕННЯ ТЕОРІЇ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

1.1. Основи конструювання штучних нейронних мереж та вибір функцій активації	28
1.2. Багаточаровий перцептрон Розенблатта	36
1.3. Оптимізація параметрів перцептрона методом зворотного поширення помилки	40
1.4. Виявлення та запобігання ефекту перенавчання нейронної мережі	51
1.5. Карти самоорганізації Кохонена	56
1.6. Нейронні мережі зустрічного поширення	66
1.7. Асоціативна мережа Хопфілда	69
Висновки до глави 1	77

Глава 2**ОСНОВИ ТЕОРІЙ НЕЧІТКИХ МНОЖИН ТА НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ**

2.1. Методологічні основи теорії нечітких множин. Сутність та види функцій належності	79
2.1.1. Поняття лінгвістичної змінної та нечіткої множини	80
2.1.2. Операції над нечіткими множинами	84
2.1.3. Сутність та види функцій належності	87
2.1.4. Сутність операцій фазифікації та дефазифікації	93
2.2. Концептуальні положення теорії нечіткої логіки	95
2.2.1. Синтез бази правил прийняття рішень Мамдані	96
2.2.2. Побудова системи нечітких логічних рівнянь	101
2.2.3. Алгоритм реалізації нечіткого логічного висновку	102
2.2.4. Нечіткий логічний висновок Суєно	103
2.3. Налаштування нечіткої бази знань Мамдані	106

2.3.1. Адаптація алгоритму зворотного поширення помилки для навчання нейро-нечіткої моделі	107
2.3.2. Алгоритм «Extended Delta-Bar-Delta» налаштування параметрів нечіткої моделі	112
2.3.3. Оптимізація нечіткої моделі на основі самоорганізації... ..	113
Висновки до глави 2	119

Глава 3

АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ

3.1. Критерії оцінки ефективності системи прогнозування	121
3.2. Аналіз класичних підходів до прогнозування фінансових часових рядів	124
3.2.1. Класичні функції апроксимації	124
3.2.2. Прогнозування майбутніх значень часового ряду із використанням методу середнього плинного	127
3.2.3. Прогнозування шляхом експонентного згладжування	127
3.3. Прогнозування фінансових показників на основі інструментарію нейронних мереж	131
3.3.1. Моделювання фінансових показників із застосуванням нейронних мереж типу перцептрон	131
3.3.2. Прогнозування часового ряду залишків після експонентного згладжування	133
3.3.3. Прогнозування змін фінансових показників	134
3.3.4. Багатофакторне прогнозування фінансового показника	136
3.3.5. Розпізнавання образів у структурі цінових кривих та прогнозування їх подальшого розвитку із застосуванням нейронних мереж зустрічного поширення	137
3.4. Застосування методів нечіткої логіки для моделювання... фінансових часових залежностей	143
3.4.1. Аналіз існуючих нечітких моделей прогнозування часових рядів у фінансовій сфері	143
3.4.2. Формалізація змінних для моделювання фінансових часових залежностей на основі теорії хвиль Елліотта	146
3.5. Побудова моделі прогнозування змін фінансових показників з урахуванням правил розвитку хвиль Елліотта	150
3.5.1. Формування бази правил для ідентифікації хвильових форм	150
3.5.2. Синтез бази знань для моделювання хвиль Елліотта	153
3.5.3. Аналітико-лінгвістична апроксимація фінансових часових залежностей	155
3.6. Модельні експерименти з прогнозування змін фінансових показників	160

3.6.1. Аналіз впливу виду функцій належності на ефективність роботи системи	160
3.6.2. Аналіз точності прогнозування фінансових показників на базі розробленої нечіткої моделі	165
Висновки до глави 3	168

Глава 4

ІНФОРМАЦІЙНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ТА ФАКТОРИ ВПЛИВУ НА ПОДАТКОВІ НАДХОДЖЕННЯ

4.1. Постановка завдання розподілу бюджетних призначень у територіальному розрізі	171
4.1.1. Огляд відомих підходів до прогнозування бюджетних надходжень	171
4.1.2. Аналіз зарубіжної практики оцінювання податкового потенціалу регіону	176
4.2. Інформаційне забезпечення розробки моделей прогнозування річних бюджетних призначень	179
4.3. Огляд основних загальноекономічних показників, що визначають рівень податкових надходжень	187
4.4. Аналіз факторів, що впливають на обсяг надходжень податку на прибуток підприємств та ПДВ (збір та відшкодування)	189
4.4.1. Дослідження пояснювальних змінних для включення в модель прогнозування надходжень податку на прибуток підприємств	189
4.4.2. Відбір факторів, що визначають рівень збору та відшкодувань податку на додану вартість	194
4.5. Фактори, які впливають на обсяг надходжень акцизного збору та податку з доходів фізичних осіб до Зведеного бюджету України	198
4.5.1. Аналіз показників, які визначають обсяг акцизного збору	204
4.5.2. Дослідження факторів впливу на надходження податку з доходів фізичних осіб	204
Висновки до глави 4	213

Глава 5

ПРОГНОЗУВАННЯ ПОДАТКОВИХ НАДХОДЖЕНЬ ТА РОЗПОДІЛ БЮДЖЕТНИХ ПРИЗНАЧЕНЬ ЗА РЕГІОНАМИ

5.1. Методологічний підхід до розподілу бюджетних призначень за регіонами	214
5.1.1. Теоретичне обґрунтування базових положень щодо розподілу бюджетних призначень	214

5.1.2. Формування переліку факторів впливу для моделювання надходжень ПДВ	217
5.2. Побудова регресійних моделей прогнозування надходжень ПДВ із різними наборами пояснювальних змінних	221
5.3. Побудова економіко-математичних моделей прогнозування податку... на додану вартість на нейронних мережах	227
5.3.1. Прогнозування надходжень податку на додану вартість.....	227
5.3.2. Моделювання збору та відшкодування ПДВ	230
5.4. Прогнозування податку на прибуток	235
5.4.1. Лінійна модель прогнозування податку на прибуток	235
5.4.2. Прогнозування надходжень податку на прибуток на основі інструментарію нейронних мереж	237
5.5. Моделювання надходжень податку на доходи фізичних осіб...	239
5.6. Економіко-математична модель прогнозування акцизного збору	241
5.7. Прогнозування податкових надходжень із застосуванням нечітких моделей типу Сугено.....	243
Висновки до глави 5	245

Глава 6

МОДЕЛЮВАННЯ РИЗИКІВ У ПОДАТКОВІЙ СФЕРІ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ МЕТОДІВ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ

6.1. Завдання розподілу суб'єктів господарювання за категоріями уваги з боку податкових органів.....	248
6.1.1. Базові поняття та принципи розподілу платників податків за категоріями уваги	248
6.1.2. Аналіз попередніх підходів до оцінки ризику несплати податків	253
6.1.3. Недоліки існуючих підходів до розподілу платників податків за категоріями уваги	256
6.1.4. Формування вимог до системи оцінки ризику ухилення від сплати податків	258
6.2. Концептуальний підхід до оцінювання ризику ухилення суб'єктом господарювання від сплати податків	259
6.3. Розподіл платників податків за черговістю для включення до плану-графіка податкових перевірок.....	270
6.4. Визначення можливих напрямів розвитку розробленого концептуального підходу до оцінювання ризику несплати податків.....	276
Висновки до глави 6	279

Глава 7

ПРИНЦИПИ СТВОРЕННЯ СХОВИЩА ДАНИХ ДЕРЖАВНОЇ ПОДАТКОВОЇ СЛУЖБИ УКРАЇНИ

7.1. Поточний стан інформаційно-аналітичної системи ДПС та потреби в інформаційних ресурсах.....	281
7.2. Обґрунтування необхідності у створенні сховища даних ДПС	285
7.2.1. Призначення сховища даних	285
7.2.2. Мета та завдання створення сховища даних ДПС України	286
7.2.3. Основні функції сховища даних	288
7.3. Принципи побудови сховища даних	289
7.3.1. Принципи побудови архітектури сховища	289
7.3.2. Принципи масштабованості	293
7.3.3. Принципи побудови даних	294
7.3.4. Принципи роботи механізму побудови запитів	295
7.3.5. Принципи побудови робочих сховищ даних	296
7.3.6. Принципи побудови метаданих	296
7.4. Стандарт обміну метаданими Common Warehouse Metamodel	298
7.4.1. Причини та історія створення	298
7.4.2. Структура і склад CWM	299
7.4.3. Приклад практичного використання	300
7.5. Дослідження загальних підходів щодо організації структури сховища даних	302
7.5.1. Центральне сховище даних.....	303
7.5.2. Функціонально-орієнтоване сховище	304
7.6. Організаційні підходи до побудови сховища даних	305
7.6.1. Перелік питань, які мають бути розглянуті перед початком створення сховища даних	305
7.6.2. Концентрація на бізнес-процесах	307
7.6.3. Зв'язок між стратегічними ініціативами та бізнес-процесами	309
7.6.4. Ідентифікація бізнес-процесів	310
7.6.5. Матриця шини сховища даних	312
7.7. Вимоги до структури сховища даних	313
7.7.1. Підсистема джерел даних для наповнення сховища.....	314
7.7.2. Підсистема проміжного середовища	314
7.7.3. Підсистема ETL	315
7.7.4. Підсистема сховища даних	317
7.7.4.1. Область деталізованих даних	317
7.7.4.2. Область агрегованих даних	319
7.7.4.3. Область аналітичних даних	319
7.7.4.4. Область архівних даних	319

7.7.4.5. Область метаданих	319
7.7.5. Підсистема доступу до даних	320
7.7.6. Підсистема захисту та безпеки	321
7.7.7. Підсистема розробки та проектування сховища даних	323
7.7.8. Підсистема адміністрування сховища даних	323
7.8. Процедура наповнення сховища даних	324
7.8.1. Перетворення показників при наповненні сховища даних	324
7.8.2. Побудова системи захоплення змінених даних	325
7.8.3. Підтримка зворотних посилань на оперативні систе- ми-джерела	327
7.8.4. Документування ETL-системи	329
7.8.5. Модифікації існуючих таблиць фактів і вимірювань	330
Висновки до глави 7	334
Висновки та рекомендації	336
Список використаної літератури	342

ВСТУП

В. 1. ДОСЛІДЖЕННЯ СТАНУ ТА ПЕРСПЕКТИВ РОЗВИТКУ ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНОЇ СИСТЕМИ ДЕРЖАВНОЇ ПОДАТКОВОЇ СЛУЖБИ

У сучасних умовах динамічних перетворень в економічному житті України перед керівництвом держави та органами виконавчої влади гостро постає питання ефективного інформаційного забезпечення процесу прийняття управлінських рішень. Особливо це стосується питання збору коштів до бюджету, потреба в яких з часом усе більше зростає з огляду на необхідність у виконанні соціальних програм, побудові промислових та інфраструктурних об'єктів, оскільки існуючі на сьогодні об'єкти морально та фізично застаріли за період занепаду економіки України.

В Україні сьогодні управління процесом бюджетоутворення, включаючи оперативний та стратегічний аспекти, здійснюють державні установи/органи виконавчої влади, серед яких: Міністерство фінансів, Міністерство економіки, Державна податкова адміністрація, Державна митна служба, Державний комітет статистики, Державне казначейство та ін.

У ситуації, що склалася нині, загальна система управління коштами державного бюджету не відповідає вимогам часу. Зокрема, не відбувається належного обміну оперативною та аналітичною інформацією між учасниками процесу бюджетоутворення. Звичним явищем сьогодні є дублювання інформації на всіх рівнях органів виконавчої влади (і не лише в різних відомствах, але і в межах одного відомства у різних базах даних). Також органи державної влади України мають досить слабку спроможність аналізувати інформацію та моделювати економічні та законодавчі сценарії.

Тому одним із найважливіших напрямів робіт стосовно інформатизації органів виконавчої влади, зокрема державної податкової служби України, є вдосконалення аналітичної діяльності, підвищення обґрунтованості управлінських рішень щодо планування податкових

надходжень, аналізу ефективності діяльності органів виконавчої влади за допомогою системи збалансованих показників та вдосконалення системи міжвідомчого обміну інформацією.

Повна та своєчасна інформація є вкрай необхідною для виконання працівниками органів податкової служби своїх функціональних обов'язків. Показники діяльності податкових органів надають необхідну інформацію для прийняття відповідних управлінських рішень як на центральному рівні, так і на місцях. З метою вирішення невідкладних завдань Державна податкова адміністрація України проводить роботи зі створення інформаційно-аналітичної системи державної податкової служби України на базі сучасних інформаційних технологій.

На сьогодні інформаційна система ДПС має досить складну територіально розгалужену структуру. Вона складається з більш ніж 100 різних модулів та підсистем, які функціонують на різних рівнях. Загальний об'єм накопичених на центральному рівні даних становить близько 80 Терабайт.

Завдання інтеграції цих систем та отримання достовірних несуперечливих даних завжди гостро стояли перед ІТ-спеціалістами та керівництвом ДПА України. Але, крім підняття даних з нижнього рівня, необхідно їх обробити та зберегти у таких структурах, які надають можливість легко здійснювати аналітичні запити. Для цього потрібно створити централізоване сховище даних ДПС, де буде сконцентрована вся інформація, потрібна як для оперативної роботи, так і для стратегічного планування.

Централізоване сховище даних (єдина база консолідованих даних податкової служби) слугуватиме основою інформаційно-аналітичної системи та забезпечуватиме зберігання, накопичення і надання доступу користувачам до зібраної інформації. Сучасні методи доступу кінцевих користувачів до сховища даних та високотехнологічні засоби аналізу даних дозволять значно підвищити якість управлінських рішень у сфері оподаткування та ефективність взаємодії між установами, що мають стосунок до управління дохідною частиною державного бюджету.

Відповідно, у цьому науковому дослідженні акцент робиться на питанні створення та наповнення інформаційного сховища даних державної податкової служби в межах запровадження інформаційно-аналітичної системи ДПС у національному масштабі.

Крім того, особливу увагу приділено аналітичній складовій інформаційно-аналітичної системи державної податкової служби, в основу якої покладено інтелектуальні технології моделювання у сфері оподаткування. Зокрема, розроблено концептуальні та методологічні підходи та побудовано економіко-математичні моделі прогнозування податкових надходжень, аналізу ризиків у податковій сфері тощо. Математичним підґрунтям для побудови цих моделей слугували такі інтелектуальні технології, як нейронні мережі, нечітка логіка. Доцільність застосування саме такого математичного апарату обґрунтуємо, здійснивши екскурс в історію розвитку математичного моделювання в економіці.

В. 2. ЗМІНА ПАРАДИГМ У МОДЕЛЮВАННІ ЕКОНОМІКИ

В останнє десятиріччя в економіці як розвинених країн, так і тих, що розвиваються, спостерігається суттєве збільшення кількості фінансових криз та їх масштабів (див. рис. В.1). Ринкові кризи 1998 та 2000–2003 років, які принесли тільки американським інвесторам збитки в десятки трильйонів доларів, красномовно свідчать про те, що наявні теорії фінансового аналізу суб'єктів господарювання та прогнозування розвитку фінансово-економічних систем себе практично вичерпали. Тому для здійснення обґрунтованих економічних прогнозів у сучасних умовах необхідне істотне переосмислення використовуваних методів економіко-математичного моделювання.

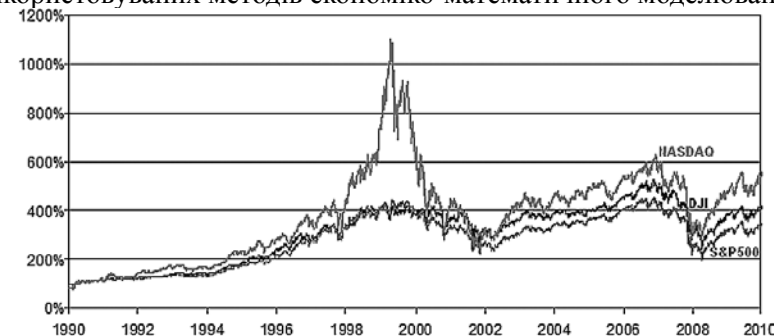


Рис. В.1. Тренди індексів NASDAQ, S&P 500 та DJ INDU, за даними [1]

Міжнародний валютний фонд витратив значну кількість ресурсів і часу на створення Системи раннього попередження після фінансової кризи 1998 року. Проте у 2005 році сам МВФ констатував у статті, опублікованій у журналі «IMF Staff Papers», провал таких систем раннього попередження, що базуються на класичному математичному інструментарії. Відповідно, для здійснення обґрунтованих економічних прогнозів у сучасних умовах є нагальна необхідність в істотному переосмисленні використовуваних на практиці методів економіко-математичного моделювання.

Зокрема, О. О. Недосекін у своїй докторській дисертації [2, с. 9] охарактеризував період 2000–2002 рр. у світовій економіці як парадигмальний епістемологічний розрив, унаслідок чого взагалі ставиться під сумнів можливість використання ретроспективних даних для отримання прогнозу через якісний перелом ринкових тенденцій.

Якщо проаналізувати причинно-наслідкові зв'язки такої непередбачуваної поведінки фінансових систем як розвинених країн, так і країн з перехідною економікою, то можна дійти висновку, що, з одного боку, наслідком зазначених різких коливань фінансових показників є неможливість їх адекватного прогнозування із використанням класичних математичних підходів. А з іншого боку, саме зростаюча неспроможність досить поширених економіко-математичних методів і моделей адекватно здійснювати аналіз та прогнозування розвитку фінансово-економічних систем стає однією з головних причин виникнення таких значних криз на фондових ринках. Адже, який інвестор вкладав би кошти в акції, якщо міг би передбачити подальше значне падіння їхнього курсу або виявити значну їх переоцінку, використовуючи адекватні методи фінансового аналізу?

Відповідно, виникнення криз на фондових ринках пов'язане не тільки з низькою здатністю використовуваного дотепер економіко-математичного інструментарію прогнозувати розвиток фінансових показників, але й з неадекватністю методів аналізу фінансового стану емітентів. Подібна ситуація потребує перегляду математичного апарату, що застосовується в управлінні фінансами, і не лише на фондовому ринку.

Подібна зростаюча невідповідність поширених економіко-математичних методів новим економічним умовам була описана Томасом Куном у теорії кризових ситуацій у науці [3], згідно з якою старі сис-

теми «імовірностей» замінюються новими, отриманими евристично, у результаті так званих «наукових революцій» або «змін парадигм». Так, відповідно до циклів розвитку науки за Куном, нормальна наука (коли кожна нова подія підлягає поясненню з позицій панівної теорії) змінюється екстраординарною наукою (кризою в науці, появою аномалій, непояснених фактів). Збільшення кількості аномалій сприяє виникненню альтернативних теорій, що врешті приводить до наукової революції – формування нової парадигми.

На неможливості пояснення великої кількості процесів та змін у новітній економіці з позицій сучасної економічної теорії наголошують багато дослідників. Зокрема, як було зазначено у праці [4, с. 10], сучасний стан економічної науки підтверджує доцільність і необхідність розробки нової парадигми управління соціально-економічними об'єктами, яка б урахувала ті колосальні зміни у сучасному світі, що відбулися та відбуваються з наростаючою динамікою і які пов'язані з посиленням взаємозв'язку, взаємозалежності та взаємодії реальних проблем різних галузей практичної діяльності.

На незворотні зміни, зокрема в економічній науці, указував ініціатор створення міжнародної наукової організації «Римський клуб» А. Печчеї [5]: «Немає більше економічних, технічних або соціальних проблем, що існують окремо, незалежно одна від одної, які можна було б обговорювати в межах однієї спеціальної термінології та вирішувати не поспішаючи, послідовно. У нашому штучно створеному світі майже все досягло небувалих розмірів і масштабів: динаміка, швидкість, енергія, складність – і наші проблеми також. Вони тепер одночасно і психологічні, і соціальні, і економічні, і технічні, до того ж ще й політичні. Крім того, тісно переплітаючись і взаємодіючи, вони пускають коріння і дають паростки в суміжних і віддалених сферах».

В огляді [6], підготовленому за результатами проведення II Всеросійського симпозіуму з економічної теорії, який проходив за участю провідних російських учених-економістів, академіків РАН, узагальненим висновком була теза: «Вагоме місце у розвитку економічної теорії в найближчому майбутньому займатимуть міждисциплінарні підходи, що базуються на широкому застосуванні апарату синергетичного моделювання, економіко-математичних, економіко-соціологічних, економіко-історичних та економіко-психологічних й інших моделей та методів» [6, с. 139].

Розвиваючи наведені думки, від себе додамо, що сучасні економічні, соціальні, юридичні та інші проблеми часто характеризуються суто теоретичними міркуваннями, описовими послідовностями щодо їх вирішення без застосування будь-яких кількісних показників. Через ці особливості стає неможливим для розв'язання подібних задач використовувати класичні числові підходи, в основу яких покладено економетричні моделі, побудовані за принципами регресійних функцій. Проте логічно зауважити, що немає сенсу штучно відмовлятися від певної важливої інформації лише тому, що наявні поширені математичні методи обробки інформації та прийняття рішень не здатні оперувати якісними показниками.

Відповідно, аналітики змушені частіше використовувати звичайні методи якісного аналізу економічних систем, що усуває кількісні методи математичного моделювання з процесу планування та оптимізації їх діяльності. Проте зробимо наголос на тому, що використання адекватних математичних підходів для аналізу та прогнозування розвитку економічних систем дає змогу підвищити ефективність їх функціонування та сприятиме отриманню додаткового економічного ефекту. Відповідно, відмова від математичних методів моделювання економіки на користь звичайного експертного аналізу є згубним шляхом розвитку як економічної науки, так і практики управління економічними системами.

Як зазначав у висновках до статті [7, с. 36] професор В. В. Вітлінський: «Усе це потребує залучення відповідного економіко-математичного інструментарію, зокрема, топології, функціонального аналізу, теорії нечітких (розпливчастих) множин, а також відповідних інформаційних технологій, що дозволило б із загальних концептуальних позицій здійснити опис як кількісно, так і якісно поданої інформації щодо об'єктів і процесів, ураховуючи семантичні модальності інформаційних одиниць, нечіткість даних, мультиплікативний вплив чинників невизначеності та конфліктності, синергетичні ефекти, вплив різних видів і типів ризику на його інтегральну оцінку, а також суб'єктивного чинника та ряд інших аспектів, які підвищують адекватність і точність відповідних оцінок, прогнозів, планів та рішень».

Отже, останнім часом з'являється все більше прибічників переходу від економетричного моделювання економіки до синергетичного підходу, згідно з яким для аналізу поведінки економічних систем

залучаються знання із найрізноманітніших галузей науки – від психології та філософії до математики, фізики, біології тощо.

Так, шукаючи нові методологічні підходи та методи математичного моделювання складних систем, дослідники дедалі частіше звертають увагу на навколишній світ, живу природу, відкриваючи там нові ідеї. Таким чином і з'явилися методи нейронних мереж (сукупність запозичених з нейрофізіології моделей паралельних обчислювальних структур), теорії нечітких множин та нечіткої логіки (механізм реалізації формально-логічних мовних конструкцій, що відтворюють процеси мислення людини за допомогою лінгвістичних категорій та логічних правил прийняття рішень), генетичні алгоритми (що застосовуються для пошуку глобального оптимуму у складних системах, ґрунтуючись на теоретичних дослідженнях синтетичної теорії еволюції, що вивчає мікробіологічні механізми наслідування ознак у популяціях живих організмів), еволюційне програмування (генерація за принципами генетичних алгоритмів альтернативних кодів комп'ютерних програм або функцій визначеного вигляду, на зразок МГУА, що здатні підвищити точність відтворення шуканої залежності), інтелектуальні методи мультиагентної оптимізації (методи мурашиних колоній, бджолоїної колонії, оптимізації з використанням рою часток та на базі моделювання переміщення бактерій, в основу яких закладено принципи функціонування колоній суспільних тварин, комах та інших живих істот, реалізуючи таким чином колективний інтелект) та ін.

Якщо звернутися до першооснов існування живого світу, то не можна не згадати про Закон принципової незворотності еволюції, згідно з яким розвиток усього живого йде від найпростіших до більш складних організмів [8]. Якщо проводити аналогію із загальним розвитком теорії математичного моделювання, то виглядає нелогічним недотримання такого принципу у процесі генерації та розвитку нових методів і моделей.

Тобто, якщо вдається підвищити ефективність та адекватність моделі шляхом її ускладнення, то не варто залишатися на рівні амеби тваринного світу (читай – регресійних моделей у теорії економіко-математичного моделювання). Проте завжди при побудові математичних моделей потрібно дотримуватися правила, згідно з яким із двох моделей з приблизно рівними похибками моделювання рекомендується вибирати ту, яка має більш просту конфігурацію.

Поєднуючи наведені вище тези та враховуючи неспроможність поширених нині економіко-математичних методів здійснювати адекватний аналіз та прогнозування (що стало однією з головних причин виникнення такого значного та тривалого кризового періоду на розвинених фондових ринках), дозволимо собі зробити висновок про необхідність у перегляді концептуальних засад моделювання фінансових і соціально-економічних систем та розвитку нової економічної парадигми. Ця парадигма має передбачати застосування такого математичного інструментарію, який надасть можливість здійснювати фінансово-економічний аналіз та прогнозування з урахуванням усієї наявної інформації про об'єкт дослідження (зокрема експертних знань) та проводити ефективне налагодження економіко-математичних моделей на підґрунті реальних статистичних даних.

Про доцільність зміни парадигми моделювання економіки також зазначав Едгар Петерс [9, с. 257], до речі, здійснивши значний внесок у розвиток теорії хаосу та фрактального аналізу, а також їх застосування для аналізу ринків капіталу. Він робить наголос на тому, що подальші свої дослідження буде проводити у напрямі моделювання економіки на підґрунті теорії нечіткої логіки [9, с. 256].

Як висновок з наведеного вище дозволимо собі також відзначити нагальну потребу у впровадженні у фінансовий та економічний аналіз такого економіко-математичного інструментарію, що дозволяє у повному обсязі враховувати українські реалії організації та ведення бізнесу й ґрунтується на сучасних інтелектуальних технологіях моделювання [10, 11]. Нейро-нечіткі технології є тим математичним інструментарієм, який з успіхом може бути застосований для розв'язання практично будь-яких економічних задач. Вони являють собою методологію та математичний апарат, що надає можливість ставити та математично обґрунтовано розв'язувати навіть такі задачі, для яких відсутня скільки-небудь повноцінна статистика, або коли серед інформативних факторів є лише якісні показники, забезпечуючи при цьому можливість адаптації економіко-математичних моделей до мінливих умов економіки.

Також за допомогою нелінійних моделей на нечіткій логіці та нейронних мережах можна ефективно здійснювати розрахунок результативного показника на підставі пояснювальних змінних навіть за умови, коли між ними відсутній значимий кореляційний зв'язок. Для застосування нейро-нечітких моделей немає необхідності до-

тримуватися гіпотези про стаціонарність досліджуваних випадкових процесів або незмінність зовнішніх умов, що особливо важливо для молодих ринків, які активно розвиваються, зокрема українського.

Відповідно, проведене у монографії наукове дослідження присвячене розробці теоретико-методологічних положень та економіко-математичних моделей аналізу й прогнозування розвитку економічних систем із застосуванням інструментарію нечіткої логіки та нейронних мереж. Як прикладну область для здійснення моделювання економічних та зокрема фінансових систем обрано фінанси підприємницьких структур, фондовий ринок та систему оподаткування. Такий вибір зумовлюється важливістю підвищення ефективності функціонування як мікро-, так і макроекономічних систем, що сприятиме загальному зростанню національної економіки. Крім того, обрані фінансово-економічні системи потребують розв'язання широкого спектра задач з аналізу, прогнозування, класифікації, кластеризації, рейтингування тощо, яким буде приділено належну увагу у монографії.

В. 3. ЕВОЛЮЦІЯ МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ТА МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ

Продемонструємо доцільність застосування нейро-нечітких технологій для моделювання фінансово-економічних процесів, звернувшись до рис. В.1, на якому зображені тренди індексів NASDAQ, S&P 500 та Dow Jones, що фактично є наочним представленням розвитку світової економіки (особливо розвинених країн). Спостерігаючи зображені на рис. В.1 ринкові зміни, не може не виникнути запитання: «Яким чином узагалі можна здійснювати передбачення розвитку подібних цінових кривих?» Для отримання відповіді на це запитання проведемо якісний аналіз поширених підходів, що нині використовуються для прогнозування фінансових часових рядів.

Найпростіший варіант прогнозу на базі математичних моделей полягає у застосуванні регресійного рівняння за фактором часу. Проте подібний підхід може бути придатний лише для виявлення загальних тенденцій розвитку часового ряду, але не зможе забезпечити точне прогнозування майбутніх його значень або змін напрямів тенденцій.

У цьому сенсі показовим для моделювання є офіційний курс гривні до долара США, установлений Національним банком України (див. рис. В. 2).

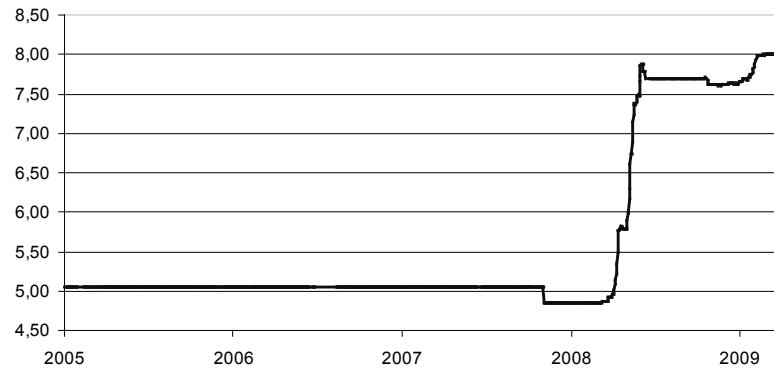


Рис. В.2. Динаміка курсу гривні до долара США, за даними [12]

Якщо будувати екстраполяційну економіко-математичну модель, яка буде здійснювати прогнозування майбутнього курсу на підґрунті його попередніх значень, то жодна така модель не передбачила б стрибків, які відбулися у 2008 році, незалежно від математичного інструментарію, закладеного в неї. Зрозуміло, що за таких умов необхідно враховувати не стільки попередні значення самого валютного курсу, скільки різні макроекономічні показники (насамперед платіжний баланс країни, відшукуючи рівноважний для економіки курс).

Однак досить багато вчених та інвесторів дотепер здійснюють моделювання змін фінансових показників, базуючись на припущенні про їх розвиток відповідно до вінерівського випадкового процесу, як це зроблено, наприклад, у роботі [13]. З цієї моделі випливає, що тренд фінансового часового ряду є експонентним, навколо якого вільно (методом броунівського руху) коливається курс показника, а його поточна прибутковість має логнормальний розподіл з постійними параметрами [14; 15].

Якщо повернутися до рис. В. 1, то з нього видно, що проведення інтерполяції фондових індексів експонентною кривою на інтервалі до 2000 року не становитиме жодних проблем. Проте, якщо розширити інтервал за межі 2000 року, то інтерполяція на базі однієї експоненційної функції вже стає неможливою. Можна окремо на-

магатися функціонально описати ділянки 2000–2003, 2003–2007 та 2008–2009 років, проте це будуть уже інші випадкові процеси (не обов'язково вінерівські) із зовсім іншими параметрами. До того ж можна констатувати, що після 2000 року дуже зросла волатильність часових рядів та й припущення про нормальний або логнормальний розподіл значень прибутковості фінансових показників потребує додаткового обґрунтування.

Серія фінансових катастроф, що прокотилася світом протягом останніх десятиріч і спричинила розорення великої кількості банків та інвестиційних фондів, підштовхнула до проведення нових наукових досліджень. У їх результаті було отримано висновок, що ті виняткові дуже сильні коливання, які раніше вважалися несуттєвими та відкидалися при перевірці розподілів на нормальність, насправді є надзвичайно важливими [16–19]. Звідси випливало, що основні положення класичної теорії аналізу та прогнозування фондового ринку були недостовірними.

Зокрема, закладаючи основи використовуваної сьогодні теорії ринків капіталу, Шарпом та Лінтнером було зроблено спрощуюче припущення, що інвестори реагують на інформацію лінійно [20; 21]. І під цю передумову було розроблено повний аналітичний каркас математичних перетворень – без належного дослідження правдивих емпіричних даних. Навіть коли пошук даних, що підтверджують це припущення, був об'єктивним, для їх оцінювання було застосовано передумову про гаусів розподіл випадкових величин. Як контраргумент проти подібного підходу до встановлення функціональних залежностей в економіці дослідник фінансових ринків Едгар Петерс наводить класичний приклад із фізики з коливанням пружини з навантаженням [9, с. 259]. Він наголошує на тому, що не можна просто вибрати лінійний або якийсь інший закон відновлення пружини, а потім усі аналітичні розрахунки проводити, виходячи з цієї передумови. Усі встановлені функціональні закономірності обов'язково повинні мати емпіричне підтвердження. Те саме стосується і економіки.

Як зазначав Петерс у своїй праці «Хаос і порядок на ринках капіталу...» [9, с. 259], для виправдання класичних теорій було навіть побудовано модель людини, названу реальним інвестором, хоча ця персона не схожа на жодного з тих, кого ми знаємо. Було проігноровано історичні дані про те, що групи людей схильні слідувати тенденціям та примхам, натомість наголосивши на тому, що у своїй

сукупності інвестори раціональні, навіть якщо вони ірраціональні поодиноці. Нарешті, були запропоновані умови, за яких будуть дотримуватися всі зроблені припущення, і все це було названо гіпотезою ефективного ринку. Однак, накладаючи таку велику кількість обмежень і передумов, втрачається можливість ефективного розв'язання реальних задач, які у загальному випадку не задовольняють поставленим вимогам.

Фактично це свідчить про неадекватність економічним реаліям класичних математичних підходів, які ґрунтуються на припущенні про нормальність розподілу чи стаціонарність фінансових часових рядів, незалежність спостережень та незмінність зовнішніх умов. Оскільки можливість застосування регресії обмежується умовами стаціонарності прогнозованого випадкового процесу, тобто стійкості у часі його ймовірнісних характеристик, то у таких умовах жодна регресійна функція, що виводить майбутнє із сучасності, не досягне успіху. Із цього припущення про стаціонарність виходять усі авто-регресійні підходи, згідно з якими наступне значення прогнозованої величини має лінійно залежати від деякої сукупності її попередніх значень.

Щоб послабити зазначену передумову про стаціонарність, науковці Роберт Енгл [22] і Тім Боллерслев [23] розробили методи ARCH і GARCH, у яких є припущення про нестаціонарність випадкового процесу та прогнозується не тільки залежна змінна, але й параметри розподілу помилок прогнозу (умовно-непостійна волатильність).

Більш розвиненим інструментарієм для моделювання складних систем і процесів, порівняно з методами ARCH і GARCH, є технологія нейронних мереж, основи якої було закладено ще в першій половині минулого сторіччя Мак-Каллоком і Піттсом [24]. Нині розроблено велику кількість різних нейромережових структур, детальний розгляд яких здійснимо у першій главі монографії. При цьому зауважимо, що нейронні мережі позбавлені таких недоліків економетричних моделей, як монотонність чи періодичність прогнозованих оцінок майбутніх значень часового ряду.

Проте навіть найскладніші сучасні кількісні методи прогнозування перестають надійно працювати, коли досліджувана економічна система зазнає кардинальних змін. Тобто з різким переломом економічних тенденцій (подібно до тих, що відбуваються з 2000 року,

як можна бачити з рис. В.1) використання ретроспективних даних для прогнозування майбутніх значень економічних показників стає необґрунтованим.

У результаті з метою моделювання економіки все більше дослідників почали звертатися до теорії фрактального аналізу та теорії хаосу [9; 25; 26], які ще на початку 60-х років суттєво похитнули віру в розвиток економічних систем згідно з нормальним законом розподілу. Мандельброт (один із засновників теорії фракталів) указував на те, що поведінка часових рядів на ринках капіталу відповідає розподілам, які він назвав стійким паретіаном [27]. Стійкий паретіан (стійкий розподіл Парето або фрактальний розподіл) характеризує тенденція до трендів і циклів, раптових змін.

Зауважимо, що інструментарій фрактального аналізу та теорії хаосу доречно застосовувати для передбачення криз чи кардинальних змін тенденцій розвитку макроекономічних систем, але він не є придатним для прогнозування точних значень фінансових показників. Причому прогноз подальшого розвитку системи або процесу надзвичайно чутливий до встановлення початкових умов. За мізерної зміни в описі цих умов модель може видати кардинально протилежний прогноз (передбачення значного зростання змінити на прогноз настання кризи), що робить подібні моделі надзвичайно залежними від кваліфікації та у певному сенсі від інтуїції їх розробника.

Для прогнозування розвитку фінансових часових рядів вважаємо доцільним використовувати більш стійкі факторні моделі, здійснивши при цьому обґрунтований вибір математичного інструментарію, який буде покладено в їх основу. Ми провели ряд експериментів з перевірки адекватності різноманітних математичних підходів до моделювання розвитку фінансових показників [28–31]. Зокрема, було апробовано ряд числових методів екстраполяції (поліноміальної та сплайн-апроксимації, середнього плинного, експонентного зважування, авторегресії тощо), спектральних моделей та нейронних мереж різної конфігурації, що можна бачити з підпунктів 3.2, 3.3.

У результаті проведених досліджень було виявлено досить низьку здатність зазначених підходів до прогнозування майбутніх значень фінансових показників та, зокрема, напрямів їх змін (навіть за умови ефективної попередньої обробки вихідного часового ряду). Для підвищення ефективності прогнозування та забезпечення більшої

точності передбачення напрямів розвитку фінансових показників необхідно встановлювати в моделі тенденції змін цінних кривих, виявляти та враховувати правила розвитку цих показників. Проте вказані вище кількісні методи не дозволяють організувати розрахунок результативного показника, ґрунтуючись на заданому наборі правил логічного висновку (зокрема, за значеннями лише кількох із пояснювальних змінних моделі).

До того ж зазначені підходи не дають можливості працювати з якісними показниками та експертними знаннями у предметній області. Однак за сучасних умов української економіки можливість урахування експертної інформації та проведення розрахунків на цій основі є особливо важливою через істотну нестаціонарність рядів економічних статистичних даних, унаслідок чого ставиться під сумнів адекватність аналізу відповідних випадкових процесів традиційними способами.

Важливість урахування експертної інформації та встановлення правил логічного висновку можна продемонструвати на прикладі спаду всіх вітчизняних цінних паперів майже на 15 % на загальному зростаючому тренді протягом лише однієї торгової сесії 3 квітня 2007 року – на наступний день після підписання Президентом України Указу про розпуск Верховної Ради України. У сучасному світі практично всі фінансові показники надзвичайно залежать від політичної кон'юнктури та чуток, які поширюються на фінансовому ринку. Це стосується і показників у податковій сфері.

Зазначимо, що кількісні методи не в змозі забезпечити можливість оперування подібною інформацією. Якщо ми перейдемо у площину суто якісних підходів, то втратимо здатність до оптимізації параметрів моделі на реальних статистичних даних. У такому випадку на допомогу може прийти теорія нечіткої логіки, яка надає зручний інструментарій для представлення експертно встановлених правил розвитку фінансових показників у математичній формі. Залучення до нечітких моделей технології нейронних мереж забезпечує можливість автоматичного налагодження їх параметрів з урахуванням кількісних та якісних факторів та надає ряд інших незаперечних переваг для моделювання фінансово-економічних систем.

Дійсно, включення до моделі поряд із кількісними ще й експертних оцінок ряду інформативних якісних чинників та організація механізму логічного висновку дозволяють розраховувати на суттєве

підвищення точності прогнозу. Однак використання експертних оцінок більш придатне при здійсненні довгострокового прогнозування або для передбачення розвитку контрольованих процесів (наприклад, офіційного курсу національної валюти, встановленого НБУ). З метою отримання короткострокового прогнозу логічний висновок доцільно організувати на базі аналізу графіків змін фінансових показників.

Проведені нами дослідження продемонстрували, що економіко-математичні моделі прогнозування розвитку фінансових часових рядів, побудовані на підґрунті нейро-нечітких технологій, виявили найвищу адекватність порівняно з іншими альтернативними підходами у сучасних умовах світової та національної економіки (згідно з Детушем – засновником загальної теорії передбачення на основі теорії ймовірності – адекватність визначається саме здатністю теорії передбачати результати майбутніх змін).

В. 4. ПРОБЛЕМИ АДЕКВАТНОСТІ МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ТА МЕТОДІВ АНАЛІЗУ ФІНАНСОВОГО СТАНУ СУБ'ЄКТІВ ГОСПОДАРЮВАННЯ

Зауважимо, що виникнення таких затяжних та різких криз, які відбуваються протягом останнього десятиріччя (як видно з рис. В.1), зумовлюється низькою адекватністю не тільки використовуваних дотепер методів прогнозування, але й підходів до аналізу фінансово-господарської діяльності суб'єктів господарювання. Адже проведення адекватного комплексного фінансового аналізу підприємства може надати інструмент його керівництву для вжиття необхідних заходів з підвищення фінансової спроможності та запобігті вірогідному банкрутству. Також можливість ефективно оцінювати фінансовий потенціал емітентів дозволила б інвесторам чи кредиторам уникати нерационального вкладення грошових ресурсів у обсягах, які значно перевищують реальну вартість компаній-позичальників, що часто відбувається і дотепер. А це, у свою чергу, могло б запобігти одночасному банкрутству чи різкому зниженню курсів цінних паперів

великої кількості емітентів через їх неспроможність виконати свої боргові зобов'язання.

Отже, розробка та впровадження у теорію управління фінансово-економічними системами ефективних методів і моделей аналізу економіко-господарської діяльності та оцінки фінансового стану суб'єктів господарювання важливі не тільки для самих компаній чи їх інвесторів, але й для економіки країни в цілому, оскільки здатні підвищити її стабільність та збалансованість за рахунок ефективного перерозподілу фінансових ресурсів.

Однак, як уже неодноразово наголошувалося, у зв'язку з тривалим перебігом перехідного періоду стає проблематичним адекватне проведення аналізу рядів статистичних даних традиційними способами з огляду на істотну нестационарність економічних процесів, які мають стохастичний характер. Для дослідження фінансово-економічних систем виявляється недостатнім використання моделей бухгалтерського обліку, оскільки до складу цих систем входять не тільки грошові потоки, але й персонал, який управляє цими потоками та вносить значну частку суб'єктивізму і невизначеності до відповідних випадкових процесів.

Дії з боку зовнішнього середовища, обмежена здатність фінансового менеджера аналізувати фінансовий стан економічної системи і прогнозувати майбутні грошові потоки породжують фактор суттєвої невизначеності. До того ж існує вкрай обмежена кількість опублікованих реальних статистичних даних фінансової звітності українських компаній, оскільки сьогодні поширена практика ведення «творчої» або подвійної бухгалтерії. Навіть якщо наявні дані відображають реальний фінансовий стан підприємств (що перевірити практично неможливо), то, як свідчить ряд досліджень [2; 9; 25–27; 32–42], вони не володіють властивістю статистичної однорідності або подібністю до нормального закону розподілу. До того ж умови навколишнього економічного середовища постійно змінюються, відповідно, застосовність для аналізу економічних систем класичних ймовірностей та випадкових процесів потребує додаткового обґрунтування.

Зауважимо, що класичним трактуванням ймовірності є частота однорідних подій, що відбуваються в незмінних зовнішніх умовах. У реальній економіці немає ні однорідності, ні незмінності умов. Якщо, наприклад, розглянути два підприємства, які належать до однієї галузі та мають аналогічні показники фінансової діяльності,

то можна побачити їх розвиток за абсолютно різними сценаріями через їхні внутрішні особливості. Так, успішне керівництво однією компанією приводить її до успіху, а неуспішний менеджмент іншої – до банкрутства. Однак класичні ймовірнісні підходи не зможуть виявити відмінностей у результаті моделювання фінансового стану цих підприємств.

Іноді під час моделювання фінансово-економічних систем і процесів використовують аксіологічні ймовірності, однак обґрунтованість уведення точкових ймовірнісних оцінок і суб'єктивних ймовірнісних розподілів у більшості використовуваних моделей недостатня, до того ж вносить значну частку суб'єктивізму у прийняття рішення.

У результаті дослідник економічних систем, відмовляючись від ймовірнісного підходу, змушений використовувати в аналізі експертні, мінімаксні та інші методи, що неспроможні враховувати невизначеність економічних процесів належним чином і які, відповідно, здійснили свій «вагомий внесок» у виникнення економічних криз.

Серед зазначених методи експертних оцінок є найдавнішими. Один із різновидів – дельфійський метод – ґрунтується на багаторічному експертному опитуванні з подальшим обробленням даних на основі інструментарію економічної статистики. Обмеженість методів експертних оцінок полягає у тому, що в них присутній суб'єктивний елемент та відсутня можливість налагодження моделі на реальних даних із застосуванням математичних методів оптимізації.

Методи ситуаційного аналізу полягають у генерації економічних сценаріїв з присвоєнням кожному з них ймовірнісних ваг і уподальшому детермінованому моделюванні розвитку системи за обраним сценарієм. У разі проведення комплексної оцінки потенціалу системи за всіма можливими сценаріями її розвитку розрахунки здійснюються шляхом визначення математичного очікування випадкової величини результативного показника з урахуванням установленого вагового розподілу ймовірних сценаріїв.

Якщо сценарії розвитку фінансово-економічної системи є багатоступінчастими (процесними), то для дослідження можливих фінансових результатів будується дерево рішень. У фінансовому менеджменті дерева рішень особливо широко використовуються у макроекономічному моделюванні, виборі інвестиційних альтернатив та для оцінювання вартості опціонів. Однак застосування цього

підходу обмежується тими самими умовами, які стосуються класичного ймовірнісного моделювання. До того ж подібний підхід або мінімакський класичний чи модифікований метод Гурвіца не дають можливості охопити повну множину можливих сценаріїв розвитку економічної системи.

Щоб уникнути цієї обмеженості, було зроблено перехід від дискретного простору сценаріїв у неперервний шляхом заміни дискретного вагового розподілу випадкових величин неперервною щільністю розподілу. Побудовані в такий спосіб класичні моделі фінансового аналізу Блека-Шоулза-Мертонна [43; 44] (справедливої оцінки вартості європейського опціону), Марковіца [45; 46] (формування оптимального інвестиційного портфеля), Шарпа-Лінтнера [20; 21; 47] (побудови лінії ринку капіталу), Альтмана [48] (діагностування можливості банкрутства) ґрунтуються на припущенні про стаціонарність випадкових процесів, що суперечить результатам аналізу ринкових даних, особливо за останнє десятиріччя [2; 9; 25–27; 32–41].

Проведені авторами монографії експерименти з прогнозування банкрутства вітчизняних підприємств з використанням ряду відомих дискримінантних моделей, таких як модель Альтмана, виявили занадто низьку їхню здатність до оцінювання реального фінансового стану компаній та передбачення банкрутств в умовах української економіки [28; 49–55]. Крім того, дослідження інших авторів з цього напрямку [56–61] свідчать, що коефіцієнти подібних дискримінантних моделей різко змінюються з року в рік і від країни до країни.

У сучасних умовах розвитку української економіки більш доцільно аналізувати одночасно з економічними і фінансовими показниками підприємства ще ряд допоміжних чинників, за якими можна побічно робити висновки про наміри та можливості його керівництва. Адже корінь проблеми міститься не стільки у фінансах, скільки в неадекватних способах управління ними. Відповідно, під час проведення фінансового аналізу важливо врахувати поряд із кількісними показниками ще і якісну експертно-аналітичну інформацію та забезпечити можливість здійснення розрахунків на цій основі.

Зважаючи на зазначене, ще раз зробимо наголос на доцільності застосування для моделювання економічних систем методів нечіткої логіки, що надають інструментарій для обробки якісної інформації та врахування експертних знань у предметній області. Залучення інструментарію нейронних мереж до моделей на нечіткій логіці забез-

печить можливість оптимізації їх параметрів на реальних кількісних та якісних показниках діяльності об'єкта дослідження.

Указане вище обґрунтовує доцільність упровадження в економічну науку методів теорій нейронних мереж та нечіткої логіки, які є потужним математичним апаратом, здатним з успіхом замінити поширені морально застарілі математичні підходи. Сьогодні для цього є всі необхідні передумови, що дає підстави сподіватися на провідну роль нейро-нечітких технологій у створенні підґрунтя для започаткування нової парадигми розвитку економічної науки, зокрема економіко-математичного моделювання у сфері оподаткування.

Глава 1

БАЗОВІ ПОЛОЖЕННЯ ТЕОРІЇ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

1.1. ОСНОВИ КОНСТРУЮВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТА ВИБІР ФУНКЦІЙ АКТИВАЦІЇ

Штучні нейронні мережі – математичний інструментарій, що є універсальним відтворювачем складних нелінійних функціональних залежностей та ґрунтується на принципах роботи біологічних нейронних структур. Цей інструментарій застосовується в таких різноманітних розділах моделювання, як аналіз даних, прогнозування часових рядів, обробка сигналів, розпізнавання образів та багатьох інших завдяки такій важливій особливості, як здатність до навчання на реальній статистиці за участю вчителя або без нього. Тобто нейронні мережі спроможні виявляти закономірності у наявній інформації навіть без відомостей щодо можливих значень результативного показника завдяки своїй здатності до самоорганізації.

Концепція створення штучних нейронних мереж була запропонована психологом та нейроанатомом Мак-Каллоком як результат двадцятирічних досліджень принципів функціонування людського мозку. Для формалізації процесу оброблення сигналів у нейронних мережах до Мак-Каллока приєднався математик Піттс. У результаті їхньої співпраці з'явилася піонерська робота у галузі створення штучних нейромережевих структур [24]. Ця праця стала проривом у сфері моделювання поведінки нервових систем та слугувала поштовхом для зародження такого напрямку в науці, як штучний інтелект.

Запропонована Мак-Каллоком і Піттсом нова технологія обробки інформації ґрунтується на нелінійних розрахунках у паралельних обчислювальних процесах подібно до природної нейронної системи, де окремо проходять процеси обробки сигналів від різних органів чуттів, контролю моторних функцій та багато інших.

Мак-Каллок і Піттс довели, що мережа, сформована з великої кількості елементарних обчислювальних елементів (нейронів), поєднаних правильно сконфігурованими та синхронно працюючими синаптичними зв'язками, здатна здійснювати розрахунки будь-якої складності.

Придатність нейронних мереж до розв'язання широкого спектра задач, пов'язаних із пошуком прихованих закономірностей у досліджуваних даних, сприяла бурхливому розвитку цього інструментарію та створенню значного різноманіття видів штучних нейромережевих структур. Причому для кожного окремого виду нейронних мереж розроблено індивідуальні методи оптимізації параметрів, що враховують їх структуру та особливості функціонування. Так само і мозок людини володіє здатністю до організації власних структурних компонентів – нейронів, аби вони могли виконувати конкретні завдання.

Штучні нейронні мережі за аналогією з природними нервовими системами складаються з нейронів (*neuron*), які поєднуються між собою міжнейронними зв'язками (*connected link*). Міжнейронний зв'язок, який є аналогом синапсів (*synapse*) у природних нейронах, здійснює добуток сигналу, що йде до нейрона, на ваговий коефіцієнт, який характеризує силу зв'язку.

Структурно штучний нейрон складається із суматора та функціонального перетворювача. Суматор (*adder*) здійснює додавання зважених сигналів, які надходять по міжнейронних зв'язках від інших нейронів або зовнішніх вхідних сигналів. Функціональний перетворювач здійснює трансформацію виходу суматора за характеристичною функцією (функцією активації – *activation function*) заданого виду. У загальному випадку функція активації є нелінійною, що зумовлює нелінійну природу нейронної мережі та, відповідно, здатність до ефективного відтворювання складних нелінійних функціональних залежностей. Структуру штучного нейрона графічно подано на рис. 1.1.

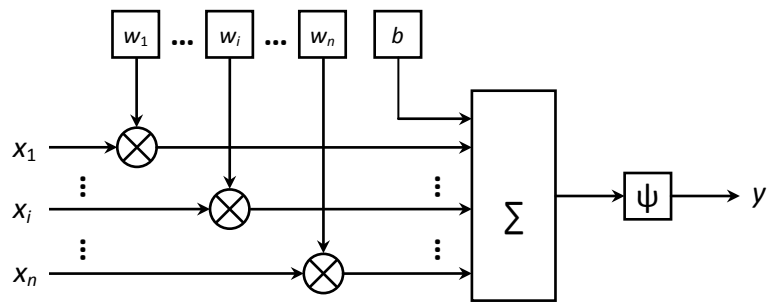


Рис. 1.1. Блочна структура штучного нейрона

Перетворення вхідних сигналів у нейроні, зображеному на рис. 1.1, здійснюється за співвідношенням:

$$\delta_j^{(r)} = \sum_{u=1}^{m_{r+1}} \left[k_u^{(r+1)} \cdot \delta_u^{(r+1)} \cdot w_{ju}^{(r+1)} \right] \cdot \hat{y}_j^{(r)} \cdot (1 - \hat{y}_j^{(r)}), \quad (1.1)$$

- де y – вихідний сигнал нейрона;
- n – кількість входів даного нейрона;
- x_i – i -тий вхідний сигнал нейрона;
- w_i – вага i -го входу нейрона;
- b – параметр зміщення (*bias*) суматора;

$\psi(\cdot)$ – характеристична функція (функція активації) нейрона.

Функція активації є принципово важливою складовою нейрона. За її участю кожен нейрон здатен підсилити чи послабити сигнал, отриманий на вході (за аналогією з природними нейронами, що реалізують збуджувальний чи гальмівний ефект нейроімпульсу). Здатність до підсилення чи послаблення імпульсу регулюється сигналами, які проходять через нейрон. Як природні, так і штучні нейрони можуть навчатися залежно від активності процесів, які в них відбуваються. Також у результаті навчання змінюються і ваги міжнейронних зв'язків, що впливає і на поведінку відповідного нейрона.

Для побудови штучної нейронної мережі доцільно здійснювати аргументований вибір функцій активації залежно від поставленого завдання. Зауважимо, що часто виникає потреба у застосуванні різних видів функцій активації для різних нейронів – тобто зовсім не обов'язково використовувати один тип характеристичної функції для всіх нейронів мережі. У випадку, коли до нейронної мережі вхо-

дять нейрони з різними функціями активації, такі мережі називають гетерогенними. Якщо нейронна мережа складається із нейронів з однаковою функцією активації, то її називають гомогенною.

Наведемо найбільш поширені види функцій, що використовуються як функціональні перетворювачі нейронів, та викладемо їх основні характеристики з відповідними рекомендаціями щодо застосування цих функцій у конструюванні нейронних мереж. Рекомендації наведемо саме тут, а не після розгляду існуючих видів нейронних мереж, щоб уникнути повторень та звести разом усю відповідну інформацію по кожній функції активації. Якщо читач поки що не володіє інструментарієм нейронних мереж, до цих рекомендацій він може повернутися згодом під час створення власних математичних моделей на їх основі.

Лінійна функція активації (linear function) не здійснює перетворення сигналу – тобто з її застосуванням вихід нейрона буде дорівнювати імпульсу, що отримується на його суматорі:

$$\psi(s) = s = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + b, \quad (1.2)$$

де s – розрахунок суматора нейрона.

Відповідно, лінійна функція активації має вигляд, який зображено на рис. 1.2.

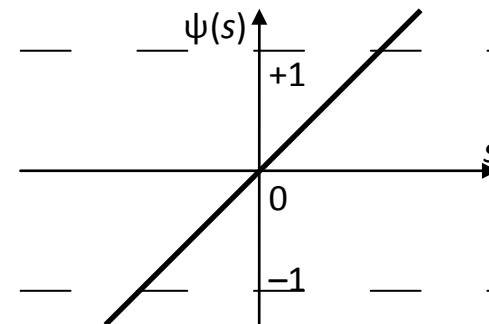


Рис. 1.2. Лінійна функція активації

Такий тип функції активації доречно використовувати, наприклад, для нейронів вихідного шару перцептрона, якщо результуюча змінна не має обмежень і може набувати будь-яких значень. Звісно, за побудови моделі на нейронних мережах доцільно перевести всі змінні (включно із результуючою) у відносну форму або нормалізувати їх.

Але, якщо це через деякі причини зроблено не було, то є сенс скористатися лінійною функцією активації для нейронів вихідного шару.

Якщо такий вид функції активації застосувати, скажімо, для всіх нейронів перцептрона, то буде втрачено таку важливу властивість нейронних мереж, як нелінійність. Зауважимо, якби нейрони були лінійними елементами, то будь-яка послідовність нейронів здійснювала б загальне лінійне перетворення інформації та, відповідно, вся нейронна мережа була б еквівалентна одному лінійному нейрону. Нейронна мережа у такому разі просто набула б рис лінійної регресійної моделі, не здатної відтворювати складні нелінійні залежності в досліджуваних об'єктах та процесах.

Кусково-лінійна функція активації (piecewise-linear function) може бути корисна, коли моделюється деяка величина, що не повинна виходити за встановлені обмеження (наприклад, при прогнозуванні часу до настання якоїсь події, який не може бути від'ємним). Різновидом кусково-лінійних функцій активації є трикутна функція, що відображає переваги деякого одного значення змінної над її іншими можливими значеннями. Аналітична форма запису вказаних функцій активації представлена системами рівнянь (1.3), (1.4), а графічне зображення подано на рис. 1.3 а) та 1.3 б).

$$\psi(s) = \begin{cases} 0, & s < 0, \\ s, & s \geq 0, \end{cases} \quad (1.3)$$

$$\psi(s) = \begin{cases} 0, & |s| \geq \zeta, \\ 1 - \frac{|s|}{\zeta}, & |s| < \zeta, \end{cases} \quad (1.4)$$

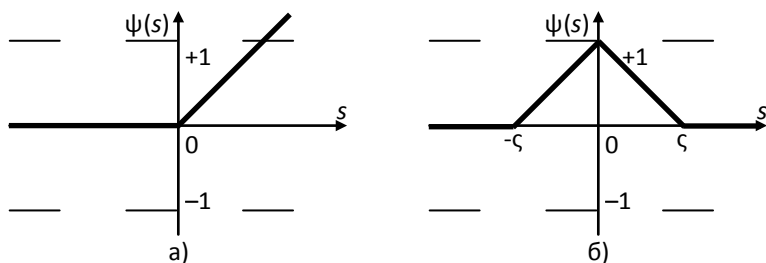


Рис. 1.3. Лінійна з обмеженнями (а) та трикутна (б) функції активації

За потреби можна збільшити кількість параметрів функції активації, зокрема змістити координату вершини трикутника або встановити різні координати по осі абсцис для лівого та правого кутів основи трикутника. Так само можна додавати параметри і для інших функцій активації.

За аналогією з лінійними функціями активації без обмежень такі функції доцільно застосовувати також лише для нейронів вихідного шару перцептрона. З метою підвищення ефективності процесу оптимізації параметрів нейронної мережі, замість лінійних функцій активації, варто використовувати диференційовані функції.

Пороговий тун функції активації (threshold function) доцільно застосовувати у випадку, коли результуюча змінна може набувати тільки двох значень – -1 і $+1$ (сигнатурна або сигнум-функція) чи 0 і $+1$ (функція Хевісайда або одиничного стрибка), наприклад у задачах класифікації або на рекурентному шарі в мережах асоціативної пам'яті. Такі функції активації представлено аналітично у співвідношеннях (1.5), (1.6) та зображено графічно на рис. 1.4 а) та 1.4 б), відповідно:

$$\psi(s) = \begin{cases} -1, & s < 0, \\ +1, & s > 0, \end{cases} \text{ або } \psi(s) = \text{sgn}(s), \quad (1.5)$$

$$\psi(s) = \begin{cases} 0, & s < \zeta, \\ 1, & s > \zeta, \end{cases} \quad (1.6)$$

де ζ – поріг стрибка нейрона.

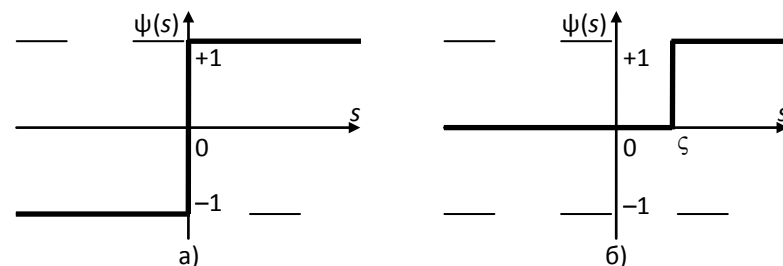


Рис. 1.4. Порогові функції активації: сигнатурна (а) та одиничного стрибка (б)

У випадку, коли значення аргументу s дорівнюватиме 0 для функції (1.5) або ζ для функції (1.6), нейрон залишається у своєму поточному стані (значення його виходу не змінюється). Зауважимо, що у разі ви-

никнення необхідності у побудові нейронної мережі типу перцептрон із застосуванням порогової функції активації варто обмежитися нею лише для нейронів вихідного шару мережі. Для нейронів попередніх шарів використовувати її недоречно, оскільки вона є досить незручною для налаштування параметрів нейронної мережі через свою недиференційованість¹. Крім того, вона надто огрубляє розрахунки, що суттєво зменшує загальну ефективність моделі.

Винятком є нейронні мережі асоціативної пам'яті, де подібний тип функції активації застосовується на внутрішньому шарі, нейрони якого мають зворотні зв'язки із собою. Доцільність використання порогових функцій зумовлюється принципами функціонування асоціативних нейронних мереж, що ґрунтуються на теоретичних засадах взаємодії магнітних моментів атомів у спінових системах (принципи функціонування мереж асоціативної пам'яті буде розглянуто нижче на прикладі нейронної мережі Хопфілда).

Сигмоїдна функція активації (sigmoid function). Будуючи нейронну мережу, важливо забезпечити її здатність до ефективного налаштування параметрів, що можна зробити із застосуванням диференційованих функцій активації. Одна з базових функцій, що часто використовується у конструюванні штучних нейронних мереж, є сигмоїдна, яку аналітично представлено виразами (1.7) та (1.8), а графічно – на рис. 1.5 а), 1.5 б):

$$\psi(s) = \frac{2}{1 + e^{-ks}} - 1, \quad (1.7)$$

$$\psi(s) = \frac{1}{1 + e^{-ks}}, \quad (1.8)$$

¹ Наголосимо, що саме через використання Мак-Каллоком і Піттсом [24], а пізніше і Розенблаттом [62] у перших нейромережевих структурах подібних функцій активації, вони так і не змогли запропонувати ефективного алгоритму налаштування параметрів нейронних мереж. Наслідком цього було забуття на десятиріччя інструментарію нейромережевого моделювання після роботи «Перцептрони» Марвіна Мінського і Сеймура Пейперта [63], які у 1969 році довели принципову обмеженість нейронних мереж, побудованих на порогових елементах, для розв'язання ряду простих задач. Описані обмеження перцептронів вдалося перебороти у 1986 році Руммельхарту, Хінтону і Вільямсу [64], які запропонували використання диференційованих функцій активації та розробили ефективний алгоритм оптимізації ваг міжнейронних зв'язків у мережах перцептронного типу – Error Back-Propagation Algorithm.

де k – коефіцієнт стиснення-розтягування функції вздовж осі абсцис.

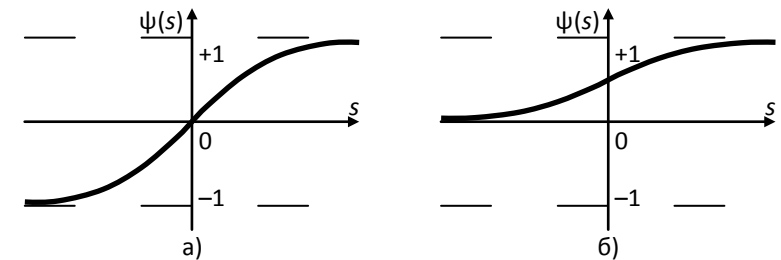


Рис. 1.5. Сигмоїдні функції активації: гіперболічний тангенс (а) та логістична (б)

Коефіцієнт стиснення-розтягування може використовуватися у як параметр підсилення. Перевагою застосування сигмоїдної функції як нелінійного елементу є те, що вона має обмеження подібно до порогової функції активації та демонструє поведінку, схожу з природним нейроном. Так, зі зменшенням значення коефіцієнта стиснення-розтягування функція активації стає більш пологою, у граничному випадку (при $k = 0$) набуваючи вигляд прямої на рівні 0 для співвідношення (1.7) та на рівні 0,5 для (1.8). Зі збільшенням коефіцієнта k сигмоїдна функція все більше стискається, уподібнюючись до порогової функції активації. При цьому залишається можливість її диференціювання, що дозволяє використовувати градієнтні методи для оптимізації параметрів моделі (зокрема, метод зворотного поширення помилки). Із застосуванням подібної функції активації нейромережа може приймати великі сигнали та залишатися чутливою до слабких змін сигналів.

Така функція активації може бути використана як для нейронів проміжних шарів, так і вихідного шару перцептрона. Однак, зважаючи на те, що ця функція має обмежену область значень, то у разі її застосування для вихідного нейрона необхідно забезпечити, щоб і область значень результуючої змінної не виходила за ці границі $[-1; 1]$ для функції активації (1.7) – рис. 1.5 а), та $[0; 1]$ для (1.8) – рис. 1.5 б). За потреби значення результуючої змінної можна нормалізувати.

Радіально-базисна функція активації (radial-basis function) також є диференційованою, проте характеризується відмінними від сигмоїдних функцій властивостями та, відповідно, використовується для розв'язання інших задач. Вона визначається за формулою:

$$\psi(s) = \exp(-ks^2). \quad (1.9)$$

Графічно радіально-базисну функцію активації (1.9) подано на рис. 1.6.

Подібна функція активації може використовуватися для розв'язання задач, де значення змінних розподілені за нормальним законом, або в радіально-базисних нейронних мережах. Також ця функція може застосовуватися у картах самоорганізації для зменшення впливу вектора вхідних даних на нейрони, які є більш віддаленими від нейрона-переможця.

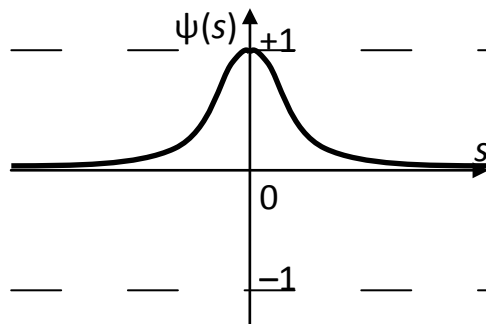


Рис. 1.6. Радіально-базисна функція активації

1.2. БАГАТОШАРОВИЙ ПЕРСЕПТРОН РОЗЕНБЛАТТА

На рис. 1.1 зображено блочну структуру нейронного елемента, яка забезпечує функціональний опис його складових. Однак для графічного представлення нейронних мереж, що складаються з багатьох нейронів, блочна структура буде занадто громіздкою. Зовнішній вигляд моделей можна значно спростити, якщо скористатися теорією графів проходження сигналів.

Граф передачі сигналу – це мережа спрямованих зв'язків, що поєднують окремі вузли. Так, спрямований зв'язок починається в одному вузлі і закінчується в іншому. Поведінка міжнейронного зв'язку визначається добутком вхідного сигналу зв'язку x_i на си-

наптичну вагу w_i . Результуючий сигнал вузла (нейрона) дорівнює алгебраїчній сумі сигналів вхідних зв'язків (та параметра зміщення суматора, який на графі не відображається), перетвореній згідно із заданою функцією активації (1.1).

Представимо наведену на рис. 1.1 блочну структуру штучного нейрона у спрощеному вигляді (див. рис. 1.7), яку будемо використовувати в подальшому для зображення нейронних мереж відповідно до принципів побудови графів.

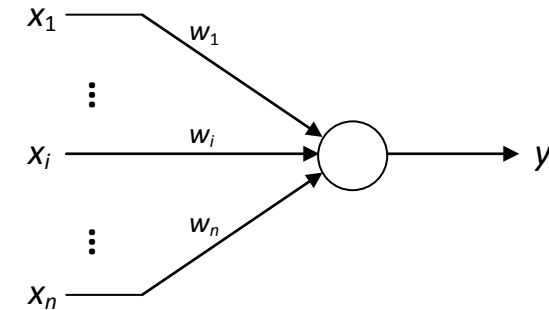


Рис. 1.7. Спрощена структура нейрона

Найпоширенішим різновидом нейронних мереж можна вважати модель типу багатошаровий перцептрон [62]. Кожен нейрон у такій мережі здійснює перетворення вхідних сигналів на вихідний згідно з функцією (1.1). Усі нейрони перцептрона поєднані в шари. Міжелементні зв'язки в такій мережі утворюються лише між нейронами сусідніх шарів: окремо взятий нейрон може з'єднуватися з одним, кількома або всіма нейронами сусіднього шару (в останньому випадку така нейронна мережа називається повнозв'язною). При цьому на входи того чи іншого нейрона надходять сигнали від нейронів попереднього шару (або ззовні), а результуючий сигнал нейрона передається на входи нейронів у наступному шарі (або на вихід мережі, якщо нейрон належить вихідному шару).

У моделях типу перцептрон перший шар нейронів слугує для введення вхідних даних, останній – для виведення результатів розрахунків мережі, а приховані (один або декілька) – для обробки вхідних сигналів та збереження інформації про внутрішню структуру об'єкта, що моделюється. Кількість входів та виходів мережі визначається кількістю пояснювальних та залежних параметрів досліджуваного об'єкта, явища, процесу тощо.

На відміну від зовнішніх шарів, число нейронів прихованих шарів встановлюється емпіричним шляхом. Тобто кількість прихованих шарів та їх нейронів вибирається виходячи з того, чи прийнятною є точність моделювання. Зауважимо, що у результаті проведення наукових досліджень наприкінці 80-х років минулого сторіччя практично одночасно кількома дослідницькими групами було сформульовано таку теорему: «Будь-яку неперервну функцію декількох змінних можна з будь-якою точністю відтворити за допомогою звичайного тришарового перцептрона з достатньою кількістю нейронів у прихованому шарі». Зважаючи на те, що зі збільшенням кількості нейронів та міжнейронних зв'язків зазвичай підвищується ефективність моделювання, необхідно відстежувати, щоб нейронна мережа не почала виявляти ефект перенавчання (про це йтиметься у п. 1.4). На рис. 1.8 представлено модель багатошарового перцептрона, що містить три шари.

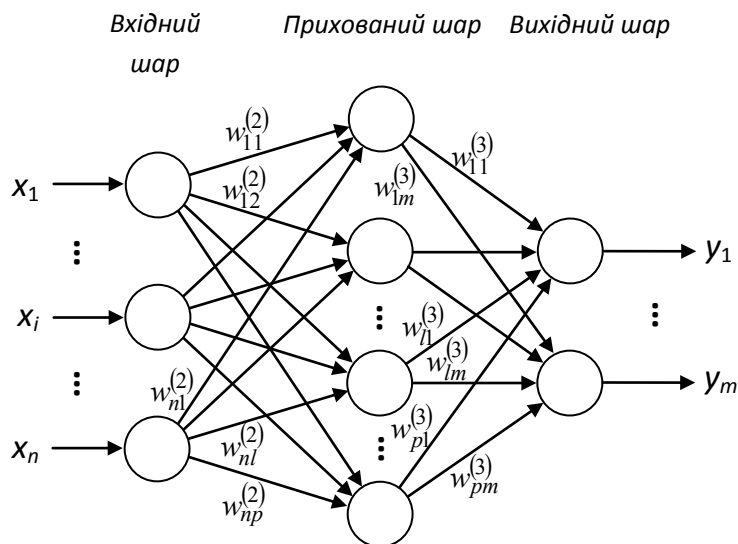


Рис. 1.8. Структура нейронної мережі типу перцептрон

Перцептрон здійснює розрахунок результативних показників шляхом послідовного перетворення у нейронах з першого по останній шари сигналів, поданих на входи цих нейронів ззовні або з нейронів попереднього шару, що зважені на вагові коефіцієнти міжнейронних

зв'язків. Перетворення сигналів у нейронах перцептронного типу здійснюється згідно з описаною вище процедурою за функцією (1.1). Відповідно до зазначеного вище тришарова нейронна мережа типу перцептрон зі структурою, представленою на рис. 1.8, здійснюватиме розрахунок результативних показників за функціональним співвідношенням:

$$\hat{y}_j = \psi_j^{(3)} \left(b_j^{(3)} + \sum_{i=1}^p \left[w_{ij}^{(3)} \cdot \psi_i^{(2)} \left(b_i^{(2)} + \sum_{i=1}^n \left[w_{ii}^{(2)} \cdot \psi_i^{(1)}(x_i) \right] \right) \right] \right), j = \overline{1, m}, \quad (1.10)$$

де $\psi_i^{(1)}(\cdot)$ – функція активації i -го, $i = \overline{1, n}$, нейрона першого (вхідного) шару нейронної мережі;

$\psi_j^{(2)}(\cdot)$, $b_l^{(2)}$ – функція активації та параметр зміщення суматора l -го, $l = \overline{1, p}$, нейрона другого (прихованого) шару мережі;

$\psi_j^{(3)}(\cdot)$, $b_j^{(3)}$ – функція активації та параметр зміщення суматора j -го, $j = \overline{1, m}$, нейрона третього (вихідного) шару перцептрона;

$w_{il}^{(2)}$ – вага міжнейронного зв'язку між i -м нейроном першого шару та l -м нейроном другого шару нейронної мережі;

$w_{lj}^{(3)}$ – вага міжнейронного зв'язку між l -м нейроном другого шару та j -м нейроном третього шару нейронної мережі.

Нейронна мережа типу перцептрон може функціонувати в одній із двох фаз – робочій та навчальній. При функціонуванні нейронної мережі в робочій фазі здійснюється обробка інформації визначеним чином – згідно з функцією (1.10). Поведінка нейронної мережі в робочій фазі детермінована, тобто для кожної конкретної комбінації вхідних сигналів на виході завжди за даного налаштування буде той самий результат. Упродовж робочої фази нейронна мережа не навчається. Це важливо, оскільки система у такому випадку не буде схильною до екстремальної поведінки.

Налаштування параметрів нейромережі здійснюється в іншій фазі – навчальній. Під час навчання використовуються еталонні значення пар «входи – виходи», які дозволяють надати певні характеристики поведінки нейронній мережі. Навчальний алгоритм модифікує параметри окремих нейронів мережі та ваги міжнейронних зв'язків

так, щоб поведінка мережі відповідала бажаній. Так, у результаті налаштування нейронна мережа розраховуватиме вихідні сигнали на рівні, близькому до еталонних даних при відповідних вхідних сигналах.

Оптимізацію параметрів нейронних мереж перцептронного типу можна здійснити за допомогою спеціально розроблених алгоритмів, серед яких найпопулярнішим є метод, що називається узагальненим дельта-правилом або алгоритмом зворотного поширення помилки (*Error Back-Propagation Algorithm*) [64–66].

1.3. ОПТИМІЗАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ ПЕРСЕПТРОНА МЕТОДОМ ЗВОРОТНОГО ПОШИРЕННЯ ПОМИЛКИ

В основу алгоритму зворотного поширення помилки покладено метод градієнтного спуску, що полягає у розрахунку часткових похідних критерію оптимальності за всіма параметрами моделі, які підлягають налаштуванню, для заданих значень вектора вхідних даних $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_p, \dots, x_n\}$. За такий критерій оптимальності часто береться величина, що є пропорційною квадрату різниці між реальними значеннями результуючих змінних та розрахунком мережі на підставі вектора вхідних даних:

$$\varepsilon_t = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m (y_j^t - \hat{y}_j^t)^2, \quad (1.11)$$

де y_j^t та \hat{y}_j^t – реальне та розраховане моделлю згідно з функцією (1.10) значення j -ї результуючої змінної, $j = 1, m$, на t -му кроці навчання.

Така функція похибки моделювання (1.11) є зручною при використанні градієнтних методів оптимізації у зв'язку з її простою похідною. Уперше алгоритм налаштування нейронних мереж, що базується на градієнтному підході, був описаний у дисертаційній роботі Пола Вербоса у 1974 році. Проте розробниками алгоритму зворотного поширення помилки вважаються Руммельхарт, Хінтон і Вільямс за їх спільну працю 1986 року [64], у якій цей алгоритм було вперше детально викладено та продемонстровано його застосування при машинній оптимізації нейронної мережі.

Сутність алгоритму зворотного поширення помилки полягає в налаштуванні параметрів нейронної мережі шляхом мінімізації похибки моделювання (1.11). Для різних комбінацій параметрів нейронної мережі її похибку (1.11) можна відобразити точкою у багатовимірному просторі (кількість вимірів дорівнює кількості параметрів моделі плюс один – для відображення похибки). Усі такі точки утворюють деяку гіперповерхню – поверхню станів. Метою навчання нейронної мережі є знаходження найнижчої точки на цій багатовимірній поверхні станів. Відштовхуючись від випадково обраної точки на гіперповерхні (від початкової конфігурації параметрів нейронної мережі), алгоритм навчання поступово відшукує найближчий мінімум шляхом розрахунку вектора градієнта поверхні похибок. Цей вектор складається з часткових похідних, які вказують напрям найкоротшого спуску по поверхні станів із заданої точки.

Часткові похідні дозволяють дослідити залежність функції похибки моделювання від одного аргументу. Якщо змінювати значення параметра налаштування у напрямі, у якому похідна функції (1.11) за цим параметром є від'ємною, то, відповідно, зменшується загальна похибка моделювання – відбувається мінімізація критерію оптимальності (1.11). У цьому метод зворотного поширення помилки є реалізацією методу градієнтного спуску у просторі параметрів нейронних мереж прямого поширення, таких як на рис. 1.8.

Графічно залежність похибки моделювання ε від значень одного параметра моделі w можна представити на площині. Приклад такої залежності та графічна інтерпретація часткової похідної для довільно обраного значення параметра налаштування w зображені на рис. 1.9.

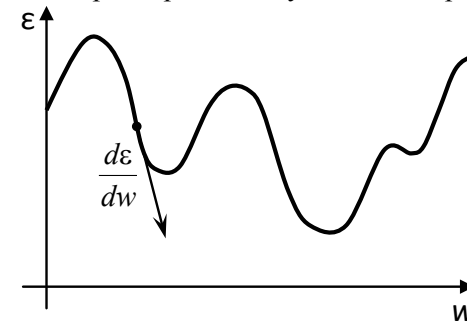


Рис. 1.9. Залежність похибки моделювання від значень одного параметра

Зрештою, оптимізаційний алгоритм зупиняється в нижній точці поверхні станів (часткові похідні тут дорівнюватимуть нулю), що може виявитися лише локальним мінімумом. Тому важливо дослідити якомога більшу частину гіперповерхні шляхом пошуку мінімуму функції похибки моделювання, починаючи з різних початкових наближень.

Зауважимо, що у класичній реалізації алгоритму зворотного поширення помилки та подальших відомих його вдосконаленнях здійснюється оптимізація лише ваг міжнейронних зв'язків перцептрона. Однак ряд науковців [67] указують на те, що при конструюванні нейронної мережі необхідно намагатися мінімізувати її розміри, при цьому забезпечивши здатність вирішувати поставлену задачу на належному рівні. На можливість зменшення розмірності конекціоністської мережі вказував Уільям Бечтел [68], запропонувавши у процесі навчання коректувати не тільки ваги зв'язків, але й рівні активації нейронів мережі.

Викладемо авторську реалізацію алгоритму зворотного поширення помилки, удосконаленого у напрямі забезпечення оптимізації поряд із ваговими коефіцієнтами міжнейронних зв'язків ще й параметрів зміщення в суматорах нейронів та параметрів функцій активації нейронів [69].

Алгоритм працює ітеративно. Його кроки називаються епохами. На кожній епосі на входи мережі почергово подаються всі навчальні приклади, а розраховані значення виходів мережі порівнюються з реальними значеннями результуючих змінних та обчислюється похибка (1.11). Значення похибки, а також часткових похідних використовуються для корекції параметрів нейронної мережі, і дії повторюються. Модифікація всіх параметрів налаштування здійснюється шляхом зміни їх попередніх значень у напрямі зменшення відповідних часткових похідних функції похибки моделювання (1.11):

$$\mathbf{w}(t+1) = \mathbf{w}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_t(\mathbf{w}, \mathbf{b}, \mathbf{k})}{\partial \mathbf{w}}, \quad (1.12)$$

$$\mathbf{b}(t+1) = \mathbf{b}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_t(\mathbf{w}, \mathbf{b}, \mathbf{k})}{\partial \mathbf{b}}, \quad (1.13)$$

$$\mathbf{k}(t+1) = \mathbf{k}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_t(\mathbf{w}, \mathbf{b}, \mathbf{k})}{\partial \mathbf{k}}, \quad (1.14)$$

де $\varepsilon_t(\mathbf{w}, \mathbf{b}, \mathbf{k})$ – функція похибки моделювання, що залежить від складових вектора ваг міжнейронних зв'язків мережі \mathbf{w} , вектора параметрів зміщення суматорів нейронів \mathbf{b} та вектора параметрів функцій активації нейронів \mathbf{k} ;

η – величина кроку наближення.

Проведемо аналітичні розрахунки співвідношень, за якими здійснюватиметься налаштування параметрів моделі, на прикладі нейронної мережі, зображеної на рис. 1.8. Відповідно, усі позначення у подальших перетвореннях збігатимуться з тими, що наведені вище. Далі ми узагальнимо отримані функціональні співвідношення для нейронних мереж типу перцептрон будь-якої структури.

Спочатку окремо розпишемо функції модифікації параметрів нейронів та міжнейронних зв'язків, які відносять до вихідного шару мережі, оскільки процедура їх оптимізації відрізняється від налаштування параметрів інших шарів. Часткові похідні критерію оптимальності за показниками ваг синаптичних зв'язків, параметрами зміщення суматорів та параметрами функцій активації нейронів вихідного шару розраховуватимуться згідно зі співвідношеннями:

$$\frac{\partial \varepsilon_t}{\partial w_{ij}^{(3)}} = \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial s_j^{(3)}} \cdot \frac{\partial s_j^{(3)}}{\partial w_{ij}^{(3)}}, \quad l = \overline{1, p}, \quad j = \overline{1, m}, \quad (1.15)$$

$$\frac{\partial \varepsilon_t}{\partial b_j^{(3)}} = \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial s_j^{(3)}} \cdot \frac{\partial s_j^{(3)}}{\partial b_j^{(3)}}, \quad j = \overline{1, m}, \quad (1.16)$$

$$\frac{\partial \varepsilon_t}{\partial k_j^{(3)}} = \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \hat{y}_j'} \cdot \frac{\partial \hat{y}_j'}{\partial k_j^{(3)}}, \quad j = \overline{1, m}, \quad (1.17)$$

де $k_j^{(3)}$ – параметр налаштування функції активації j -го, $j = \overline{1, m}$, нейрона вихідного (третього на рис. 1.8) шару перцептрона (наприклад, коефіцієнт стиснення-розтягування для сигмоїдних функцій (1.7), (1.8));

$s_j^{(3)}$ – розрахунок суматора j -го, $j = \overline{1, m}$, нейрона третього шару нейронної мережі:

$$s_j^{(3)} = \sum_{u=1}^p w_{uj}^{(3)} \cdot \hat{y}_u^{(2)} + b_j^{(3)}, \quad (1.18)$$

де $\hat{y}_u^{(2)}$ – вихід u -го, $u = \overline{1, p}$, нейрона передостаннього (другого на рис. 1.8) шару перцептрона.

Розпишемо часткові похідні від функції суматора нейрона вихідного шару (1.18) за показниками ваг міжнейронних зв'язків та параметрами зміщення в суматорах, які потрібні для розрахунку відповідних часткових похідних критерію оптимальності (1.15) та (1.16):

$$\frac{\partial s_j^{(3)}}{\partial w_{lj}^{(3)}} = \frac{\partial}{\partial w_{lj}^{(3)}} \left(\sum_{u=1}^p w_{uj}^{(3)} \cdot \hat{y}_u^{(2)} + b_j^{(3)} \right) = \hat{y}_l^{(2)}, \quad (1.19)$$

$$\frac{\partial s_j^{(3)}}{\partial b_j^{(3)}} = \frac{\partial}{\partial b_j^{(3)}} \left(\sum_{u=1}^p w_{uj}^{(3)} \cdot \hat{y}_u^{(2)} + b_j^{(3)} \right) = 1. \quad (1.20)$$

Ураховуючи функції (1.10) та (1.11), запишемо часткову похідну критерію оптимальності за розрахунком суматора нейрона вихідного шару у вигляді:

$$\frac{\partial \varepsilon_t}{\partial s_j^{(3)}} = \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \hat{y}_j^t} \cdot \frac{\partial \hat{y}_j^t}{\partial s_j^{(3)}} = -(y_j^t - \hat{y}_j^t) \cdot \psi_j^{(3)}(s). \quad (1.21)$$

Значимо, що другою складовою співвідношення (1.21) є похідна на функції активації нейрона за аргументом (розрахунком суматора цього нейрона). Саме через цю складову з метою забезпечення можливості застосування алгоритму зворотного поширення помилки для нейронів необхідно відбирати диференційовані функції активації.

Перепишемо також співвідношення розрахунку часткової похідної критерію оптимальності за параметром функції активації нейрона вихідного шару (1.17):

$$\frac{\partial \varepsilon_t}{\partial k_j^{(3)}} = \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \hat{y}_j^t} \cdot \frac{\partial \hat{y}_j^t}{\partial k_j^{(3)}} = -(y_j^t - \hat{y}_j^t) \cdot \psi_j^{(3)}(k). \quad (1.22)$$

Беручи до уваги наведені вище співвідношення, корекція ваг вхідних синаптичних зв'язків, параметрів зміщення суматорів та параметрів функцій активації нейронів вихідного шару буде здійснюватися відповідно до рівнянь:

$$w_{lj}^{(3)}(t+1) = w_{lj}^{(3)}(t) + \eta_{w_{lj}}^{(3)} \cdot (y_j^t - \hat{y}_j^t) \cdot \hat{y}_l^{(2)} \cdot \psi_j^{(3)}(s), \quad l = \overline{1, p}, \quad j = \overline{1, m}, \quad (1.23)$$

$$b_j^{(3)}(t+1) = b_j^{(3)}(t) + \eta_{b_j}^{(3)} \cdot (y_j^t - \hat{y}_j^t) \cdot \psi_j^{(3)}(s), \quad j = \overline{1, m}, \quad (1.24)$$

$$k_j^{(3)}(t+1) = k_j^{(3)}(t) + \eta_{k_j}^{(3)} \cdot (y_j^t - \hat{y}_j^t) \cdot \psi_j^{(3)}(k), \quad j = \overline{1, m}, \quad (1.25)$$

де $\eta_{w_{lj}}^{(3)}$, $\eta_{b_j}^{(3)}$, $\eta_{k_j}^{(3)}$ – величина кроку наближення при оптимізації ваг зв'язків та відповідних параметрів j -го, $j = \overline{1, m}$, нейрона вихідного (третього на рис. 1.8) шару перцептрона.

Зауважимо, що рівняння (1.23)–(1.25) придатні для корекції ваг зв'язків та параметрів нейронів лише останнього шару нейронної мережі, оскільки для них відомі еталонні значення виходів Y_j^t . Однак для нейронів попередніх шарів бажані значення їх виходів невідомі. Відповідно, для модифікації параметрів нейронів та ваг міжнейронних зв'язків інших шарів необхідно володіти інформацією щодо нових значень параметрів нейромережі на наступних шарах. Ці нові значення після їх розрахунку послідовно передаються з останніх шарів перцептрона до попередніх, через що алгоритм зворотного поширення помилки й отримав свою назву.

Принцип обчислення часткових похідних критерію оптимальності за ваговими коефіцієнтами синаптичних зв'язків та параметрами нейронів попередніх шарів збігається з викладеним для вихідного шару, тому повторюватися у дрібницях не будемо. Принципова відмінність з'являється у розрахунку першої складової співвідношення (1.21), яка являє собою часткову похідну функції похибки моделювання за виходом нейрона другого шару:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \hat{y}_j^{(2)}} &= \sum_{j=1}^m \left[\frac{\partial \varepsilon_t}{\partial s_j^{(3)}} \cdot \frac{\partial s_j^{(3)}}{\partial \hat{y}_j^{(2)}} \right] = \sum_{j=1}^m \left[\frac{\partial \varepsilon_t}{\partial s_j^{(3)}} \cdot \frac{\partial}{\partial \hat{y}_j^{(2)}} \left(\sum_{u=1}^p w_{uj}^{(3)} \cdot \hat{y}_u^{(2)} + b_j^{(3)} \right) \right] = \\ &= - \sum_{j=1}^m \left[(y_j^t - \hat{y}_j^t) \cdot \psi_j^{(3)}(s) \cdot w_{lj}^{(3)} \right]. \end{aligned} \quad (1.26)$$

Ураховуючи (1.26), запишемо часткові похідні критерію оптимальності за виходом суматора та параметром функції активації нейрона другого шару у вигляді:

$$\frac{\partial \varepsilon_t}{\partial s_1^{(2)}} = \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \hat{y}_1^{(2)}} \cdot \frac{\partial \hat{y}_1^{(2)}}{\partial s_1^{(2)}} = - \sum_{j=1}^m \left[(y_j^t - \hat{y}_j^t) \cdot \psi_j^{(3)}(s) \cdot w_{lj}^{(3)} \right] \cdot \psi_1^{(2)}(s), \quad (1.27)$$

$$\frac{\partial \varepsilon_i}{\partial k_1^{(2)}} = \frac{\partial \varepsilon_i}{\partial \hat{y}_j^{(2)}} \cdot \frac{\partial \hat{y}_j^{(2)}}{\partial k_1^{(2)}} = - \sum_{j=1}^m \left[(y_j' - \hat{y}_j') \cdot \psi_j'^{(3)}(s) \cdot w_{ij}^{(3)} \right] \cdot \psi_1'^{(2)}(k). \quad (1.28)$$

У такому випадку функції коригування ваг міжнейронних зв'язків, параметрів зміщення суматорів та параметрів функцій активації нейронів другого шару перцептрона набудуть такого вигляду:

$$w_{ii}^{(2)}(t+1) = w_{ii}^{(2)}(t) + \eta_{w_{ii}}^{(2)} \cdot \sum_{j=1}^m \left[(y_j' - \hat{y}_j') \cdot \psi_j'^{(3)}(s) \cdot w_{ij}^{(3)} \right] \cdot \hat{y}_i^{(1)} \cdot \psi_1'^{(2)}(s), \quad i = \overline{1, n},$$

$$l = \overline{1, p}, \quad (1.29)$$

$$b_1^{(2)}(t+1) = b_1^{(2)}(t) + \eta_{b_1}^{(2)} \cdot \sum_{j=1}^m \left[(y_j' - \hat{y}_j') \cdot \psi_j'^{(3)}(s) \cdot w_{ij}^{(3)} \right] \cdot \psi_1'^{(2)}(s), \quad l = \overline{1, p}, \quad (1.30)$$

$$k_1^{(2)}(t+1) = k_1^{(2)}(t) + \eta_{k_1}^{(2)} \cdot \sum_{j=1}^m \left[(y_j' - \hat{y}_j') \cdot \psi_j'^{(3)}(s) \cdot w_{ij}^{(3)} \right] \cdot \psi_1'^{(2)}(k), \quad l = \overline{1, p}, \quad (1.31)$$

де $\eta_{w_{ii}}^{(2)}$, $\eta_{b_1}^{(2)}$, $\eta_{k_1}^{(2)}$ – величина кроку наближення при оптимізації ваг синаптичних зв'язків, параметра зміщення суматора та параметра функції активації l -го, $l = 1, p$, нейрона другого шару перцептрона.

Згідно з функціями (1.29)–(1.31) здійснюється коригування міжнейронних зв'язків та параметрів нейронів усіх шарів, крім вихідного – його параметри змінюються відповідно до функцій (1.23)–(1.25). Проте для використання всіх цих функцій модифікації параметрів нейронної мережі необхідно визначитися з типом функцій активації всіх нейронів. З наведених коригувальних співвідношень видно, що для кожного нейрона може бути застосовано функцію активації власного виду. Однак, аби не робити розрахунки надто громіздкими, викладемо подальші перетворення за умови, що функції активації всіх нейронів будуть сигмоїдними. Так, похідні від сигмоїдної логістичної функції (1.8) за розрахунком суматора s та за параметром функції активації k обчислюються таким чином:

$$\psi'(s) = \frac{ke^{-ks}}{(1+e^{-ks})^2} = \frac{k \cdot (1-\psi(s))}{\psi(s)} \psi^2(s) = k \cdot \psi(s) \cdot (1-\psi(s)), \quad (1.32)$$

$$\psi'(k) = \frac{se^{-ks}}{(1+e^{-ks})^2} = \frac{s \cdot (1-\psi(s))}{\psi(s)} \psi^2(s) = s \cdot \psi(s) \cdot (1-\psi(s)). \quad (1.33)$$

Отже, похідні функцій активації нейронів вихідного та другого шару нейронної мережі набудуть такого вигляду:

$$\psi_j'^{(3)}(s) = k_j^{(3)} \cdot \psi_j^{(3)}(s) \cdot (1-\psi_j^{(3)}(s)) = k_j^{(3)} \cdot \hat{y}_j' \cdot (1-\hat{y}_j'), \quad j = \overline{1, m}, \quad (1.34)$$

$$\psi_l'^{(2)}(s) = k_l^{(2)} \cdot \psi_l^{(2)}(s) \cdot (1-\psi_l^{(2)}(s)) = k_l^{(2)} \cdot \hat{y}_l^{(2)} \cdot (1-\hat{y}_l^{(2)}), \quad l = \overline{1, p}, \quad (1.35)$$

$$\psi_j^{(3)}(k) = s_j^{(3)} \cdot \psi_j^{(3)}(s) \cdot (1-\psi_j^{(3)}(s)) = \left(\sum_{u=1}^p w_{uj}^{(3)} \cdot \hat{y}_u^{(2)} + b_j^{(3)} \right) \cdot \hat{y}_j' \cdot (1-\hat{y}_j'), \quad j = \overline{1, m}, \quad (1.36)$$

$$\psi_l^{(2)}(k) = s_l^{(2)} \cdot \psi_l^{(2)}(s) \cdot (1-\psi_l^{(2)}(s)) = \left(\sum_{u=1}^n w_{ul}^{(2)} \cdot \hat{y}_u^{(1)} + b_l^{(2)} \right) \cdot \hat{y}_l^{(2)} \cdot (1-\hat{y}_l^{(2)}), \quad l = \overline{1, p}. \quad (1.37)$$

З рівнянь (1.36) та (1.37) видно, що корекція параметра функції активації нейрона має здійснюватися після модифікації інших параметрів цього нейрона (параметра зміщення суматора та ваг зв'язків з нейронами попереднього шару). Після коригування всіх ваг вхідних зв'язків та параметрів нейронів одного шару оптимізаційний алгоритм переходить до попереднього шару і зміна параметрів мережі повторюється у тому самому порядку.

Після того, як було здійснено модифікацію всіх параметрів перцептрона згідно з поданим на входи навчального прикладу, налаштування моделі продовжується відповідно до наступного вектора вхідних даних із навчальної вибірки. Процес навчання припиняється згідно з одним із критеріїв: якщо пройдено певну кількість епох, якщо похибка моделювання (1.11) сягає деякого рівня мінімуму або якщо похибка перестає зменшуватися.

Отже, вище було розкрито принципи функціонування алгоритму зворотного поширення помилки на прикладі нейронної мережі, структуру якої зображено на рис. 1.8. Викладена процедура легко може бути узагальнена для нейронної мережі типу перцептрон із довільною кількістю шарів [69]. Для цього перепишемо в узагальненому вигляді функції коригування параметрів нейронної мережі (1.23)–(1.25), (1.29)–(1.31). Зауважимо, що позначення індексів усіх параметрів тут не збережеться. Відповідно, алгоритм зворотного поширення помилки при налаштуванні нейронних мереж прямого поширення складатиметься з таких етапів:

Етап 1 (Ініціалізація параметрів мережі). Установлюються початкові значення ваговим коефіцієнтам міжнейронних зв'язків, па-

аметрам зміщення в суматорах та параметрам функцій активації нейронів. При ініціалізації параметрам мережі зазвичай присвоюються випадкові малі величини.

Етап 2 (Формування навчальної вибірки). Налаштування параметрів перцептрона здійснюється за принципом «навчання з учителем» – коли для кожного вектора вхідних даних $\mathbf{x}^t = \{x_1^t, \dots, x_i^t, \dots, x_n^t\}$ відомі відповідні значення результуючих змінних $\mathbf{y}^t = \{y_1^t, \dots, y_j^t, \dots, y_m^t\}$. І навчання мережі зводиться до пошуку параметрів, за яких вона найкращим чином буде відтворювати значення результативних показників на підставі відповідних значень вхідних змінних для всієї навчальної вибірки. З цією метою і виникає необхідність у формуванні статистичної бази, що міститиме еталонні приклади векторів вхідних та вихідних даних для налаштування нейронної мережі.

Етап 3 (Розрахунок виходу мережі). На підставі значень вектора вхідних даних здійснюється обчислення результативних показників. Приклад такого розрахунку наведено у функції (1.10) для перцептрона, зображеного на рис. 1.8.

Етап 4 (Модифікація параметрів моделі). Правило корекції параметрів нейронної мережі в алгоритмі зворотного поширення помилки ґрунтується на мінімізації квадратичної функції похибки моделювання (1.11) градієнтним методом. Модифікація всіх параметрів налаштування здійснюється згідно з описаною вище процедурою шляхом зміни їх попередніх значень у напрямі зменшення відповідних часткових похідних:

$$w_{ij}^{(r)}(t+1) = w_{ij}^{(r)}(t) + \eta_{w_{ij}}^{(r)} \cdot \delta_j^{(r)} \cdot k_j^{(r)} \cdot \hat{y}_i^{(r-1)}, \quad i = \overline{1, m_{r-1}}, \quad j = \overline{1, m_r}, \quad (1.38)$$

$$b_j^{(r)}(t+1) = b_j^{(r)}(t) + \eta_{b_j}^{(r)} \cdot \delta_j^{(r)} \cdot k_j^{(r)}, \quad j = \overline{1, m_r}, \quad (1.39)$$

$$k_j^{(r)}(t+1) = k_j^{(r)}(t) + \eta_{k_j}^{(r)} \cdot \delta_j^{(r)} \cdot \left(\sum_{u=1}^{m_{r-1}} w_{uj}^{(r)} \cdot \hat{y}_u^{(r-1)} + b_j^{(r)} \right), \quad j = \overline{1, m_r}, \quad (1.40)$$

де $w_{ij}^{(r)}(t)$ – вага міжнейронного зв'язку між i -м, $i = \overline{1, m_{r-1}}$, нейроном $(r-1)$ -го шару та j -м, $j = \overline{1, m_r}$, нейроном r -го шару нейронної мережі на t -му кроці навчання;

$b_j^{(r)}$, $k_j^{(r)}$ – параметри зміщення суматора та функції активації j -го, $j = \overline{1, m_r}$, нейрона r -го шару перцептрона;

m_r – кількість нейронів r -го шару перцептрона;

$\eta_{w_{ij}}^{(r)}$, $\eta_{b_j}^{(r)}$, $\eta_{k_j}^{(r)}$ – розміри кроків наближення при оптимізації ваг зв'язків, параметра зміщення суматора та параметра функції активації j -го, $j = \overline{1, m_r}$, нейрона r -го шару нейронної мережі;

$\hat{y}_j^{(r)}$ – розрахунок виходу j -го, $j = \overline{1, m_r}$, нейрона r -го шару перцептрона;

$\delta_j^{(r)}$ – швидкість зміни помилки виходу j -го, $j = \overline{1, m_r}$, нейрона r -го шару перцептрона. Якщо нейрон розташований в останньому шарі мережі, то

$$\delta_j^{(r)} = (y_j^t - \hat{y}_j^t) \cdot \hat{y}_j^t \cdot (1 - \hat{y}_j^t), \quad (1.41)$$

а для нейронів інших шарів

$$\delta_j^{(r)} = \sum_{u=1}^{m_{r+1}} \left[k_u^{(r+1)} \cdot \delta_u^{(r+1)} \cdot w_{ju}^{(r+1)} \right] \cdot \hat{y}_j^{(r)} \cdot (1 - \hat{y}_j^{(r)}). \quad (1.42)$$

У зв'язку з використанням для позначень змінних грецької літери δ алгоритм зворотного поширення помилки ще називають узагальненим дельта-правилом.

Етап 5 (Завершення процесу оптимізації). Розраховується похибка моделювання (1.11), і якщо вона є меншою за мінімально встановлений рівень, то винайдене рішення приймається за оптимальне і процес навчання завершується. Інакше алгоритм переходить до наступного навчального прикладу і налаштування продовжується з третього етапу. Проте алгоритм зворотного поширення помилки може зупинитися і за умови перевищення встановленої кількості епох або часу навчання, а також, якщо протягом певної кількості ітерацій похибка навчання не зменшувалася тощо.

Описана вище послідовність кроків зрештою приводить до знаходження оптимальних значень параметрів нейронної мережі, що мінімізують функцію похибки моделювання (1.11). Важливим питанням при оптимізації стає вибір розміру кроків наближення. За великої довжини кроку збіжність буде швидшою, але існує небезпека перестрибнути оптимальне рішення. За малого кроку правильний напрям до найближчого мінімуму буде виявлено, але зростає кількість ітерацій. Удосконаленням алгоритму є коригування розміру кроку за коефіцієнтом, що визначає швидкість навчання.

При розрахунку цього коефіцієнта можуть урахуватися крутизна схилу (у міру наближення до дна розмір кроку буде зменшуватися) та час навчання (чим довше здійснюється оптимізація, тим меншим стає крок наближення). На практиці для розрахунку розміру кроку наближення іноді застосовують так званий імпульс, який сприяє просуванню алгоритму у фіксованому напрямку. Так, якщо поверхня станів на деякій ділянці є надто пологою і при оптимізації було зроблено певну кількість кроків у одному напрямку, тоді швидкість навчання збільшується, що сприяє підвищенню ефективності навчального алгоритму.

Проте існують такі структури рельєфу поверхні станів, для яких зазначені вдосконалення алгоритму не дадуть очікуваного позитивного ефекту. Наприклад, у разі потрапляння в локальний мінімум градієнтний підхід не в змозі вийти з цієї пастки та продовжити пошук глобального оптимуму конфігурації системи. А таких локальних мінімумів на багатовимірній поверхні станів зазвичай є безліч. Це зумовлює доцільність доповнення градієнтних методів елементами стохастичної оптимізації, щоб запобігти зупинці алгоритму навчання у локальних мінімумах.

У такому разі після знаходження із застосуванням алгоритму зворотного поширення помилки локального мінімуму на поверхні станів здійснюється випадковий вибір нового початкового наближення (упорядкування випадкового вибору початкового наближення реалізовано, наприклад, у генетичних алгоритмах) і знову починається оптимізація на базі градієнтного підходу. Потім серед винайдених мінімумів на поверхні станів обирається найглибший, який і приймається за глобальний. Таким чином, подібна комбінація градієнтних та стохастичних методів оптимізації дозволяє розраховувати на знаходження глобального оптимуму конфігурації нейронної мережі (або іншої конфігурації, що забезпечує мінімальне значення функції похибки моделювання).

1.4. ВИЯВЛЕННЯ ТА ЗАПОБІГАННЯ ЕФЕКТУ ПЕРЕНАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Одним із найбільших ускладнень у застосуванні викладеного підходу до моделювання на базі нейронних мереж є виникнення явища перенавчання, або надто близького підлаштування моделі до реальних даних. Негативні наслідки цього ефекту продемонструємо на прикладі апроксимації багаточленом множини дискретних значень деякої змінної y . Так, якщо задано якийсь набір даних, то можна поставити за мету підібрати для нього апроксимуючу функцію і в такий спосіб одержати математичну модель, придатну для відтворення цих навчальних прикладів. Чим вищий ступінь багаточлена, що реалізує апроксимуючу функцію, тим складнішою є його форма і тим точніше він здатен описувати встановлені дані.

Якщо кількість параметрів моделі (складових багаточлена) є меншою за обсяг навчальної вибірки, то модель намагається найбільш точно відтворити заданий набір даних, але у загальному випадку будуть деякі розбіжності та, відповідно, похибка моделювання буде відмінною від нуля. У граничному випадку, коли кількість параметрів моделі дорівнюватиме кількості елементів навчальної вибірки, модель буде здатною точно відтворити всі навчальні приклади незалежно від її типу (виду функцій, на базі яких її побудовано). Із збільшенням кількості параметрів моделі відносно обсягу вибірки похибка моделювання залишатиметься рівною нулю, проте поза значеннями навчальних прикладів модель починає вести себе непередбачувано – як наслідок недовизначеності модель володітиме нескінченною кількістю можливих комбінацій власних параметрів, за яких похибка моделювання дорівнюватиме нулю².

² Продемонструємо це на прикладі апроксимації двох точок лінійною регресійною моделлю вигляду $y = a_0 + a_1x_1 + \dots + a_nx_n$. Так, коли у даної функції лише один параметр (наприклад, $y = a_1x_1$), ця пряма пройде поміж заданими двома точками, виходячи з початку координат. При цьому помилка апроксимації у загальному випадку буде суттєвою. Якщо лінійна функція матиме два параметри (наприклад, $y = a_0 + a_1x_1$), то вона зможе точно пройти через будь-які дві довільно обрані точки (проте рішення, за якого апроксимація буде точною, є єдиним). Якщо до лінійної функції додати третій параметр ($y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2$), то можливих рішень уже буде безліч. Одне з них – нульове значення третього параметра при розрахованих раніше значеннях двох перших параметрів. Можна збільшити третій параметр, відповідно зменшивши при цьому значення першого параметра, і рішення також буде точним. Отже, стає можливим здійснити узгоджену зміну цієї або іншої пари параметрів будь-яким чином, зберігаючи при цьому точність апроксимації двох заданих точок.

На можливість точного відтворення перцептронами функціональної залежності між вхідними та вихідними даними вказано й у ряді праць з нейромережевого моделювання. Зокрема, у роботі [70, с. 58] зазначається, що для будь-якої множини пар вхідних-вихідних векторів довільної розмірності $\{(x^t, y^t), t = 1, N\}$ можна сконструювати двошарову гомогенну нейронну мережу з послідовними зв'язками на базі кінцевої кількості нейронів із сигмоїдними функціями активації, яка для кожного вхідного вектора x^t формуватиме відповідний йому вихідний вектор y^t . Те саме стосується нейронних мереж і з більшою кількістю шарів, що утворені із нейронів з диференційованими функціями активації. Більше того, будь-яка неперервна функція на замкнутій обмеженій множині значень може бути рівномірно наближена розрахунковою функцією нейронної мережі, якщо функції активації нейронів двічі неперервно диференційовані [70, с. 59].

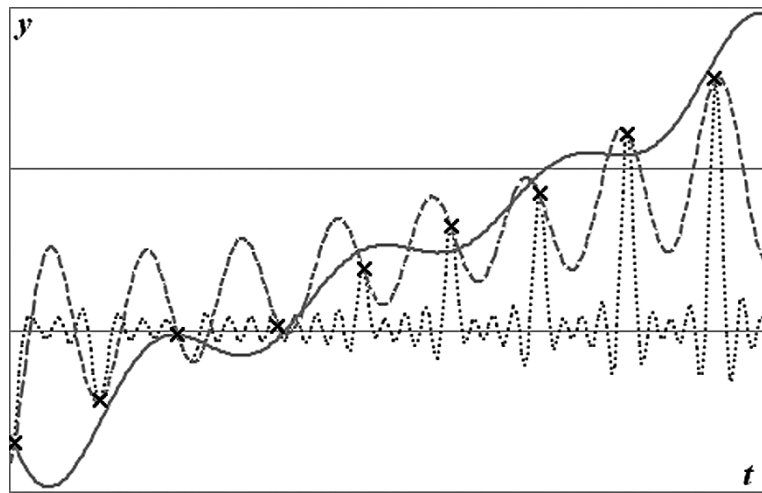


Рис. 1.10. Аппроксимация значений переменной y рядами Фурье разных порядков

Рис. 1.10 ілюструє відтворення заданих дискретних значень змінної y (на рисунку вони позначені хрестиками) шляхом їх аппроксимации рядами Фур'є різних порядків. Штриховою лінією показано аппроксимацию цих даних функцією, кількість параметрів якої (порядок рядів Фур'є) збігається з кількістю навчальних прикладів. Точками зображується результат відтворення заданих вихідних даних моделлю

лю, кількість параметрів якої перевищує обсяг навчальної вибірки (зважаючи, що для такої моделі існує нескінченна кількість точних рішень, зображена на рис. 1.10 крива є лише одним із можливих варіантів аппроксимации – амплітуда коливань цієї кривої може бути на порядок більшою). З рисунка видно, що останні дві лінії точно проходять через задані значення змінної y . Однак між цими точками вказані криві набувають надто заплутаної форми, яка не має жодного стосунку до форми вихідної функціональної залежності. У результаті такі моделі навряд чи зможуть надати адекватний прогноз щодо нових даних, які не містилися у навчальній вибірці, хоча заздалегідь задані приклади відтворювалися без помилок. Отже, замість того, щоб узагальнити відомі приклади, модель запам'ятала їх. Ця ситуація і демонструє те, що називається явищем перенавчання.

Оскільки реальні дані, як правило, містять шумову компоненту, то не можна однозначно стверджувати, що найбільш адекватна модель визначається кривою, яка проходить точно через задані позиції. І головним завданням процедури налаштування моделі є не стільки мінімізація похибки навчання, скільки мінімізація помилки узагальнення для можливих у майбутньому випадків. Саме така математична модель буде характеризуватися максимальною передбачною здатністю. Однак помилку узагальнення прямо розрахувати неможливо, на зразок до похибки навчання. Її можна лише оцінити, спираючись на ті чи інші міркування.

Для цього звернемося знову до рис. 1.10. Тут суцільна лінія зображує результат відтворення вихідної статистики моделлю більш низького порядку (кількість її параметрів є меншою за обсяг навчальної вибірки). Зауважимо, що вона не проходить точно через задані значення змінної y , проте вона більш адекватно відтворює реальний процес розвитку досліджуваного показника і може виявитися більш ефективною в майбутньому для прогнозування його подальших значень.

Зрозуміло, що для відтворення зображеного на рис. 1.10 набору даних доцільно було б скористатися моделями іншого виду (більш адекватною могла б виявитися навіть звичайна лінійна регресія). Проте на прикладі розкладу даних у ряди Фур'є більш наглядно можна представити сутність ефекту перенавчання.

Зазначимо, що подібна ситуація з перенавчанням буде проявлятися у математичних моделях будь-якого типу, налаштування яких

реалізується із застосуванням процедури навчання з учителем, у тому числі й у нейронних мережах типу перцептрон. Коректним способом уникнення явища перенавчання є формування множини навчальних прикладів, обсяг якої перевищує кількість параметрів моделі, або зменшення кількості параметрів перцептрона (що ми й будемо робити під час конструювання нейронних мереж прогнозування податкових надходжень у четвертій главі монографії, зважаючи на обмеженість спостережень у навчальній вибірці). При цьому необхідно стежити за точністю моделювання, оскільки мережа з незначною кількістю зв'язків може виявитися недостатньо гнучкою, аби змоделювати відтворену залежність.

Проте у спеціалізованій літературі з нейромережевого моделювання поширений інший погляд на розв'язання проблеми запобігання ефекту перенавчання нейронної мережі [70–72]. Згідно з таким підходом формується нейронна мережа довільної структури (кількість її параметрів може перевищувати обсяг навчальної вибірки) та здійснюється її налаштування із застосуванням одного з алгоритмів навчання з учителем (наприклад, описаного вище алгоритму зворотного поширення помилки). З метою виявлення ефекту перенавчання використовується механізм контрольної перевірки, згідно з яким частина відомих спостережень резервуються як контрольні приклади і не використовуються при оптимізації параметрів нейронної мережі. Спочатку помилка мережі на навчальній і контрольній множині буде однаковою. Якщо вони істотно відрізняються, то, імовірно, це означає, що розбиття спостережень на дві множини не забезпечило їх однорідність. У процесі налаштування мережі похибка відтворення навчальної вибірки убуває та, відповідно, зменшується помилка моделювання на контрольній множині. Якщо контрольна помилка перестала убавати або почала зростати за подальшого зменшення похибки навчання, це вказує на те, що нейронна мережа почала занадто близько слідувати вихідним даним з навчальної вибірки через її перенавчання. Тому процес навчання варто зупинити.

Пошук найбільш адекватної структури перцептрона зумовлює необхідність у проведенні експериментів з великим числом мереж різних конфігурацій, інколи навчаючи кожну з них кілька разів і порівнюючи отримані результати. Головним критерієм вибору найбільш адекватної мережі є контрольна похибка. При цьому застосовується правило, відповідно до якого з двох нейронних мереж із приблизно

рівними контрольними похибками варто вибирати ту, яка має більш просту конфігурацію.

Потреба у проведенні численних експериментів веде до того, що контрольна множина починає відігравати ключову роль у виборі структури нейронної мережі, тобто стає частиною процесу навчання. Тим самим її роль як незалежного критерію адекватності моделі знижується, оскільки за великої кількості експериментів виникає ризик перенавчання нейронної мережі також і на контрольній множині. Для того щоб гарантувати надійність обраної мережі, часто резервують ще одну тестову множину спостережень. Кінцева модель тестується на даних з цієї множини, аби переконатися, що показники точності моделювання, досягнуті на навчальній і контрольній вибірках, є реальними. Зрозуміло, для того щоб виконати належну їй функцію, тестова множина має бути використана тільки один раз. Якщо її використовувати повторно з метою подальшого втручання у процес навчання, то вона фактично перетвориться на контрольну множину.

Таким чином, процедура конструювання нейронної мережі, відповідно до пропонованого у [70–72] підходу, складається з таких кроків: вибір початкової конфігурації мережі; навчання мережі та проведення модельних експериментів з оцінкою контрольної помилки; виявлення ефекту перенавчання і коригування структури нейронної мережі; перевірка адекватності мережі із застосуванням тестової вибірки.

Як видно з описаної процедури, при оптимізації параметрів нейронної мережі тут не здійснюється пошук глобального мінімуму поверхні помилок. Зазначимо, що помилка моделювання у невизначеній системі у глобальному мінімумі дорівнюватиме нулю, причому таких мінімумів може бути безліч (за різних комбінацій значень параметрів моделі). Натомість тут відшукується такий стан мережі, який більш-менш точно відтворює вихідну статистику. І при цьому не звертається увага на те, що велика кількість параметрів нейронної мережі залишається незадіяною.

Хоча ми вважаємо такий підхід дещо некоректним з позицій математичного моделювання, однак варто зауважити, що він має своє нейробіологічне підґрунтя. Так, у живих нервових системах синаптичні зв'язки між нейронами є складними та надлишковими [73]. Як зазначав А. Б. Барський у своєму дослідженні [74, с. 60], недостатня ефективність моделювання може бути пов'язана з відсут-

ністю належної надлишковості і що економія кількості міжнейронних зв'язків може призвести до неможливості розв'язання задачі взагалі.

Підкреслимо, що у вказаній роботі [74] особлива увага приділяється вибору структури нейронної мережі, а саме: кількості шарів, нейронів у кожному шарі, наявності зв'язків між нейронами різних шарів (причому не тільки сусідніх шарів) та значенням ваг усіх міжнейронних зв'язків (деяким зв'язкам примусово проставлялися певні вагові коефіцієнти). На наш погляд, подібне конструювання нейронної мережі занадто точно підганяє її функціонування під конкретну статистичну вибірку і в результаті модель може виявитися нездатною ефективно апроксимувати отримані знання на нові статистичні дані. При цьому подібне дослідження є досить оригінальним і має підґрунтя для подальшого розвитку.

1.5. КАРТИ САМООРГАНІЗАЦІЇ КОХОНЕНА

Вище було наведено структури нейронних мереж, здатних до виявлення нелінійних функціональних залежностей у статистичних даних між вхідними змінними та результуючими. Ця здатність забезпечується за рахунок оптимізації параметрів мережі з метою найбільш точного відтворення значень залежних змінних на підґрунті пояснювальних показників. Такий вид налаштування моделі називається «навчанням з учителем».

Однак, незважаючи на численні прикладні досягнення, навчання з учителем часто критикується за свою біологічну неправдоподібність. Адже важко уявити навчальний механізм у мозку людини, який би порівнював бажані та дійсні значення виходів, виконуючи корекцію нейронної структури за допомогою зворотного зв'язку. Так, наприклад, коли немовля вперше чує мову оточуючих, для неї почуте нічого не означатиме і будь-які роз'яснення тут просто зайві. Проте протягом досить короткого проміжку часу дитина починає розрізняти звуки, слова, а згодом і відтворювати їх. Це відбувається через процеси виділення характеристичних ознак з отриманої ззовні інформації, їх узагальнення та інтерпретації. Так мозок людини отримує здатність до класифікації звукових (й інших) образів та їх розпізнавання незалежно від тембру мовлення, гучності, його швидкості тощо.

Відтворення подібних процесів, які відбуваються у нейробіологічній системі, реалізується у штучних нейронних мережах шляхом так званого «навчання без учителя». Це такий тип оптимізації моделі, коли значення результуючої змінної заздалегідь невідомі й нейромережа вчиться виявляти приховані закономірності у масиві вхідних даних. Навчання без учителя є більш правдоподібною концепцією з погляду функціонування біологічного прототипу. За такого навчання немає потреби у цільовому векторі для виходів і, отже, немає необхідності у порівнянні із заданими еталонними відповідями. Навчальна множина складається лише із масиву вхідних даних. Оптимізаційний алгоритм налаштовує параметри нейронної мережі так, щоб подання на її входи пояснювальних показників, подібних між собою досліджуваних об'єктів, активізувало однакові виходи. Таким чином, процес навчання виділяє характеристичні властивості навчальної множини та групує схожі між собою об'єкти дослідження у класи.

Зазначимо, що в той час, коли нейронні мережі, які навчаються з учителем, є засобом для видобування знань про взаємозалежність між входами та виходами нейромережі (і є придатними для розв'язання задач прогнозування, фінансового аналізу тощо, де відомі значення результуючої змінної), то нейронні мережі, які навчаються без учителя, слугують зручним інструментарієм для класифікації, організації та візуального представлення великих обсягів багатовимірних даних. Так, наприклад, якщо об'єкт дослідження може бути описаний двома або трьома пояснювальними змінними, його стан можна легко зобразити на дво- або тривимірних графіках. Однак, коли кількість пояснювальних змінних збільшується, графічно відобразити досліджуваний об'єкт або зв'язки між такими об'єктами стає просто неможливо.

У такому випадку для узагальнення та візуального представлення великих масивів багатовимірних даних, а також винайдення закономірностей, що містяться в них, з'являється потреба у застосуванні відповідних методів пониження розмірності. Можна, звісно, скористатися і найпростішими підходами до узагальнення наборів статистичних даних, до яких належать визначення медіани, найменшого та найбільшого елемента в наборі даних, першого та третього квантиля тощо. Однак такі підходи є дієвими за узагальнення даних невеликої розмірності. Коли розмірність є значною або вектор даних

складається з показників різної природи, указані підходи стають непридатними.

У такому випадку пониження розмірності вектора вхідних даних можна здійснити шляхом кластеризації – за рахунок угруповання схожих елементів. І цю задачу з успіхом можуть розв'язувати саме нейронні мережі, що навчаються без учителя. Наголосимо, що цей інструментарій є незамінним засобом кількісного аналізу даних у задачах, де виходи моделі невідомі. Прикладом можуть слугувати задачі оцінки кредитоспроможності або конкурентоспроможності, у яких немає заздалегідь відомих статистичних значень результуючої змінної для навчання моделі з учителем (користувачу системи залишається самостійно здійснити смислову інтерпретацію отриманих результатів кластеризації)³.

Для реалізації можливості навчання без учителя можуть бути застосовані специфічні нейронні мережі – карти самоорганізації (*Self-Organizing Maps*), розроблені фінським ученим Тейво Кохоненом [75; 76]. Карта самоорганізації являє собою нейронну мережу без зворотних зв'язків, налаштування параметрів якої здійснюється із застосуванням алгоритму навчання без учителя шляхом виявлення невідомих образів та структур у статистичних даних пояснювальних показників досліджуваних об'єктів. Алгоритм навчання забезпечує відображення простору великої розмірності на карту малої розмірності, зберігаючи при цьому її топологічну структуру⁴. Властивість збереження топології означає, що в результаті самоорганізації схожі вектори вхідних даних проєктуються на нейрони, розташовані на карті Кохонена близько один до одного.

³ Зауважимо, що розрахунок результативного показника без налаштування на його попередніх значеннях можуть здійснювати й економіко-математичні моделі, побудовані на основі інструментарію нечіткої логіки, проте в таких моделях не здійснюється автоматичний пошук залежностей у структурі вхідних даних, натомість взаємозв'язки між входами та виходом прописуються із залученням експертних знань.

⁴ Такою є концепція моделювання на основі карт самоорганізації, якої дотримуються ряд дослідників, зокрема автор цієї монографії. Тейво Кохонен, навпаки, зазначав, що у результаті налаштування карти самоорганізації положення нейронів упорядковуються так, що на решітці карти утворюється значуща система координат [79]. Таким чином, системи, що самоорганізуються, здійснюють формування топографічних карт вхідних образів, у яких просторове розташування нейронів решітки є індикатором статистичних ознак, притаманних векторам вхідних даних. Звідси й виникла назва «карт самоорганізації». Але якщо йти таким шляхом, то ми щонайменше втрачимо можливість коректної візуалізації на площині чи у тривимірному просторі багатовимірних масивів даних шляхом пониження їх розмірності (зокрема, близько розташовані на карті самоорганізації нейрони за топологічної корекції карти можуть опинитися у протилежних кінцях простору відображення).

Вхідний шар

Карта самоорганізації

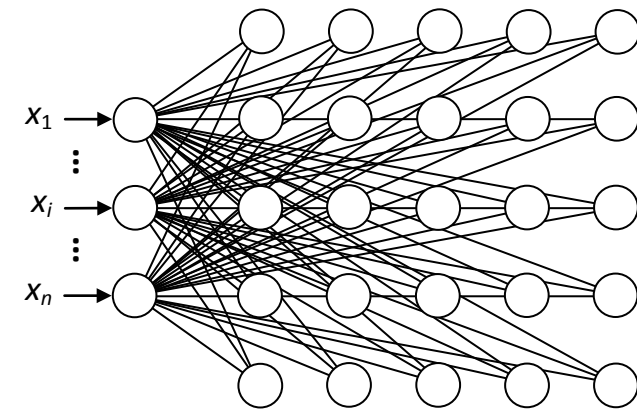


Рис. 1.11. Структура нейронної мережі Кохонена

Карта самоорганізації утворюється з нейронів, кожен з яких пов'язаний з усіма нейронами вхідного шару, як показано на рис. 1.11. У картах самоорганізації нейрони розміщуються у вузлах решітки (*lattice*), найчастіше одно- або двовимірної. При конструюванні двовимірної решітки зазвичай обирають ортогональну або гексагональну структуру (гексагональне впорядкування нейронів на карті Кохонена дає можливість більш якісно візуально представити результат кластеризації об'єктів).

Нейрони вхідного шару не здійснюють перетворення вхідних сигналів – вони лише передають їх до всіх елементів карти самоорганізації. Отже, на кожному нейрон шару Кохонена надходить інформація щодо об'єкта дослідження у вигляді вектора \mathbf{x} , який складається з пояснювальних змінних $\{x_1, \dots, x_p, \dots, x_n\}$ (наприклад, із n фінансових показників діяльності суб'єкта господарювання).

При надходженні на вхідний шар мережі нового вектора даних усі нейрони карти самоорганізації беруть участь у змаганні за право бути переможцем. У результаті такого змагання переможцем стає той нейрон, який більше за інших подібний до вектора вхідних даних. Міра подібності вектора даних до кожного нейрона може бути визначена розрахунком суматора цього нейрона шляхом додавання добуток значень пояснювальних показників досліджуваних об'єктів

(елементів вектора вхідних даних) на відповідні ваги міжнейронних зв'язків, подібно до (1.2). Проте, зважаючи на особливості конструкції та функціонування подібної нейронної мережі, більш доречним є застосування іншої міри подібності, яка визначається Евклідовою відстанню:

$$\|\mathbf{x} - \mathbf{w}^j\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - w_i^j)^2}, \quad j = \overline{1, K}, \quad (1.43)$$

де \mathbf{x} – вектор вхідних даних, що складається з показників $\{x_1, \dots, x_i, \dots, x_n\}$, які описують досліджувані об'єкти;

\mathbf{w}^j – вектор параметрів j -го нейрона карти Кохонена, який складається з елементів $\{w_1^j, \dots, w_i^j, \dots, w_n^j\}$;

K – кількість нейронів карти Кохонена.

Тут \mathbf{w}^j можна розглядати вже як вектор параметрів нейрона, а не як вектор ваг міжнейронних зв'язків. Хоча насправді операція мінімізації Евклідової відстані (1.43) між векторами \mathbf{x} та \mathbf{w}^j при визначенні їх подібності є повним аналогом операції максимізації скалярного добутку транспонованого вектора \mathbf{w}^j на \mathbf{x} (суми добутків елементів вектора вхідних даних x_i на відповідні ваги міжнейронних зв'язків w_i^j подібно до функції (1.2), що розраховується на суматорі класичного нейроподібного елементу), як це доведено в [77, с. 60–61]. Отже, складові вектора \mathbf{w}^j можна розглядати і як ваги міжнейронних зв'язків, і як параметри нейрона, кількість яких дорівнює кількості елементів вектора вхідних даних \mathbf{x} . Зауважимо, що міра подібності двох векторів може бути оцінена не лише за допомогою описаних вище функцій, але й багатьох інших, наприклад, за відстанню Махаланобіса, Чебишева, Хеммінга тощо.

Переможцем у такому змаганні нейронів карти самоорганізації стає один нейрон – більше за інших подібний до вектора вхідних даних за Евклідовою відстанню (1.43). Його виходом буде одиниця, стани всіх інших нейронів карти самоорганізації прирівнюються до нуля:

$$y_j = \begin{cases} 1, & \|\mathbf{x} - \mathbf{w}^j\| = \min_{l=1, K} \|\mathbf{x} - \mathbf{w}^l\|, \\ 0, & \|\mathbf{x} - \mathbf{w}^j\| \neq \min_{l=1, K} \|\mathbf{x} - \mathbf{w}^l\|, \end{cases} \quad j = \overline{1, K}. \quad (1.44)$$

Функція (1.44) реалізує правило конкурентного змагання за принципом «переможець отримує все», яке вперше було запропоноване

Гроссбергом у праці [78]. Викладений вище алгоритм визначення нейрона-переможця втілений у структурі карти Кохонена, зображеної на рис. 1.12.

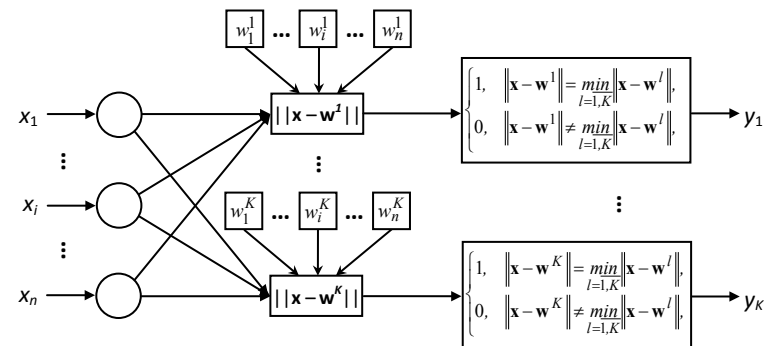


Рис. 1.12. Деталізована структура карти Кохонена

Після знаходження нейрона-переможця, що є найбільш подібним до вектора вхідних даних, здійснюється коректування його параметрів та найближчих до нього нейронів (див. рис. 1.13, на якому представлено структуру карти самоорганізації без переобтяження її зображенням зв'язків між нейронами різних шарів) у напрямку вхідного вектора з урахуванням коефіцієнта, який визначає темп навчання:

$$\mathbf{w}^j(t+1) = \mathbf{w}^j(t) + \alpha(t) \cdot [\mathbf{x}(t) - \mathbf{w}^j(t)], \quad j = \overline{1, K}, \quad (1.45)$$

де $\alpha(t)$ – коефіцієнт швидкості навчання ($0 < \alpha(t) \leq 1$), який з кожною епохою навчання t зменшується.

Ця процедура адаптації нейронів шару Кохонена повторюється у міру подання на входи мережі всіх спостережень \mathbf{x} з навчальної вибірки. Початкові значення параметрів \mathbf{w} усіх нейронів устанавлюються як малі випадкові величини. На початку процесу налаштування мережі значення фактора швидкості навчання $\alpha(t)$ задається на рівні близько одиниці (хоча може бути встановлено на рівні 0,5). Як зазначав Тейво Кохонен [79, с. 225; 267], вибір закону, за яким зменшується $\alpha(t)$, не є принциповим. Можна, наприклад, установити, що $\alpha(t)$ наближується до нуля згідно з лінійним законом за кількість кроків, яка значно перевищує кількість нейронів карти самоорганізації.

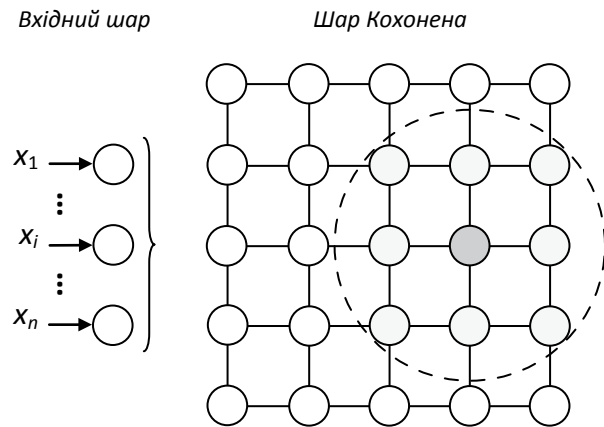


Рис. 1.13. Спрощена структура карти самоорганізації

За спостереженнями Кохонена, збіжність алгоритму кластеризації об'єктів дослідження на карті самоорганізації досягається у разі, коли навчальних циклів принаймні у 500 разів більше за кількість нейронів шару Кохонена [76]. Якщо обсяг статистичної вибірки, на якій здійснюється оптимізація параметрів нейронів, є недостатнім для проведення налаштування карти за визначену кількість кроків згідно із встановленим правилом, то необхідно навчальні приклади подавати на входи мережі повторно.

Розмір карти самоорганізації визначається користувачем для кожної задачі окремо. Зокрема, Кохонен указував на те [79, с. 265], що, якщо навчальна вибірка складається із досить однорідних елементів, то кількість нейронів карти самоорганізації краще вибрати меншою за обсяг вибірки, причому бажано, щоб нейронів було, як мінімум, у 10 разів менше кількості навчальних прикладів. Якщо вектори даних містять здебільшого випадкові змінні та розпадаються на досить розмиті кластери, то кількість нейронів бажано вибирати кратною кількості цих кластерів.

З метою формування стійких, більш-менш однорідних кластерів на карті самоорганізації важливо забезпечити, щоб при топографічному відображенні вектора вхідних даних здійснювалося коригування параметрів не тільки нейрона-переможця, але й найближчих його сусідів. Таким чином відбувається зсув параметрів цілої області нейронів у напрямку вхідного образу. На рис. 1.13 штриховою лінією

на карті самоорганізації виділено топологічну область (*topological neighborhood*) з радіусом в один нейрон навколо нейрона-переможця, яка підлягає коригуванню.

На перших ітераціях коригуванню можуть бути піддані всі нейрони карти самоорганізації. У міру проведення навчання розмір топологічної області поступово зменшується і кожний новий вектор вхідних даних впливає на все меншу кількість нейронів. Наприкінці навчання може здійснюватися модифікація параметрів тільки найближчих сусідів нейрона-переможця, а можливо, лише його самого. Зазначимо, що в оригінальному алгоритмі налаштування карт самоорганізації, розробленому Кохоненом [76], радіус топологічної області впродовж навчання не змінювався. Крім того, міра впливу вектора вхідних даних на зміну параметрів кожного нейрона в цій області не залежала від латеральної відстані до нейрона-переможця, що йде в розріз із сучасними уявленнями у нейробіології.

Відповідно, у деяких алгоритмах навчання карт самоорганізації вплив вектора вхідних даних на параметри нейронів карти зменшується у міру віддалення від нейрона-переможця [80]. Сила взаємного впливу h_{oj} для будь-якої пари вузлів o та j нейронної мережі зазвичай визначається за функцією відстані між відповідними нейронами на топології карти. Міру впливу нейрона-переможця на сусідні нейрони під час здійснення корекції їх параметрів розраховують за так званою функцією сусідства, яка може бути представлена, наприклад, гаусовою функцією:

$$h_{oj}(t) = \exp \left[-\frac{\|\mathbf{r}_o - \mathbf{r}_j\|^2}{2 \cdot \sigma^2(t)} \right], \quad (1.46)$$

де $\mathbf{r}_o, \mathbf{r}_j$ – двовимірні вектори локалізації нейрона-переможця o та j -го нейрона (координати нейронів на карті);

$\sigma(t)$ – ефективна ширина топологічної області – спеціально підібрана монотонно спадна функція часу (наприклад, лінійна або експоненціальна функція, що зменшується з часом у процесі навчання).

Зазначимо, що функція сусідства (1.46) може бути визначена і в інший, більш простий спосіб. При цьому застережемо, що коли в алгоритмі налаштування карти самоорганізації застосовується неопукла функція сусідства, то можуть виникати метастабільні стани,

які являють собою топологічні дефекти в конфігурації карти [81]. Крім того, широка опукла функція сусідства (така, як функція Гауса (1.46) великого радіусу) приводить до більш швидкого топологічного упорядкування, ніж неопукла (наприклад, у вигляді прямокутної області), оскільки вона не містить метастабільних станів [80; 82]. Із застосуванням функції сусідства при коригуванні параметрів нейронів карти Кохонена функція (1.45) набуде вигляду:

$$\mathbf{w}^j(t+1) = \mathbf{w}^j(t) + \alpha(t) \cdot h_{oj}(t) \cdot [\mathbf{x}(t) - \mathbf{w}^j(t)], \quad j = \overline{1, K}. \quad (1.47)$$

Є й інші різновиди алгоритму навчання карт самоорганізації. В одному з них пропонується до реальних значень вектора вхідних даних додавати шум, що дозволяє підвищити загальну стійкість системи до незначних відхилень. Можливий такий варіант навчання, коли поріг спрацьовування нейрона зростає, якщо цей нейрон стає переможцем частіше за інші⁵. Подібним чином реалізується «принцип справедливості», коли штучно зменшуються шанси на виграш такого нейрона i , відповідно, підвищується можливість для навчання в інших нейронів карти самоорганізації.

Результатом процесу налаштування буде розрахунок параметрів нейронів шару Кохонена, які відповідатимуть різним прикладам з навчальної вибірки. Таким чином здійснюється самоорганізація структури карти Кохонена, яка отримує здатність поєднувати у кластери багатовимірні вектори даних шляхом виявлення в них схожих статистичних характеристик. У результаті початковий простір великої розмірності проектується на двовимірну карту. Оскільки карти самоорганізації характеризуються властивістю узагальнення, то вони можуть розпізнавати вхідні приклади, на яких раніше не налаштовувалися, – новий вектор вхідних даних співвідноситься з тим елементом карти, на який він відображається.

Цей тип нейронних мереж можна застосовувати навіть для роботи із вхідними векторами, у яких даних не вистачає або вони є зашумленими. Така властивість дозволяє використовувати карти Кохонена з метою ефективного розпізнавання чи відтворення відсутніх даних,

⁵ Подібна ситуація може виникати, наприклад, у разі неякісної початкової ініціалізації карти – коли параметри одного нейрона мають ту саму розмірність, що й елементи всіх векторів з навчальної множини, а інші нейрони значно відрізняються від вхідних даних. Відповідно, такий нейрон при розрахунку міри подібності до вектора вхідних даних частіше за інші буде ставати переможцем.

а також для посилення сигналів. При цьому головним призначенням карт самоорганізації залишається кластеризація та візуалізація багатовимірних масивів інформації. Зауважимо, що метою кластеризації є не просто ущільнення даних, але й формування судження щодо їх структури. Проте, оскільки в результаті застосування карт, що самоорганізуються, кластеризація буде здійснена навіть у разі, якщо в аналізованому масиві даних природних кластерів немає, відповідно, спочатку доцільно провести дослідження з метою виявлення тенденцій до угруповання. Також важливо мати уявлення щодо очікуваного результату.

Для прикладу розглянемо процес кластеризації підприємств на підґрунті їх фінансових показників із застосуванням інструментарію карт самоорганізації. Припустимо, що в результаті навчання такої нейронної мережі було отримано кілька кластерів підприємств, хоча дослідження передбачає їх поділ лише за двома класами – потенційні банкрути та фінансово стійкі компанії. Завданням дослідника стає формування нової структури карти самоорганізації, що буде задовольняти поставлену вимогу – розподіляти масив підприємств на підставі їх фінансової звітності за двома кластерами. Це є досить кропіткою роботою, оскільки заздалегідь невідомо, скільки кластерів буде згруповано на карті тієї чи іншої розмірності. І немає гарантії, що в результаті проведення численних експериментів з різними картами Кохонена буде досягнуто потрібного результату.

Проте можна застосувати підхід, що надасть можливість сформувати потрібну кількість кластерів без зміни структури карти. Розглянемо базові характеристики методів та алгоритмів, які дозволяють здійснити організацію карти Кохонена. У загальному методи кластеризації можна поділити за двома основними типами – ієрархічні та неієрархічні, у межах кожного з яких розроблено велику кількість спеціальних підходів та алгоритмів.

Неієрархічна кластеризація полягає у безпосередньому розподілі набору даних на декілька окремих кластерів. Завданням такого алгоритму є визначення меж кластерів як найщільніших областей у просторі даних. У результаті кластери групуються там, де є найбільша кількість схожих елементів. Саме цей підхід до кластеризації реалізовано в картах самоорганізації Кохонена, який ми розглянули вище. Інший можливий підхід до неієрархічної кластеризації полягає в мінімізації деякої міри розбіжності даних усередині клас-

тера за одночасної максимізації розбіжностей між вибірками, що представляють різні кластери. Такий підхід реалізовано у методи дискримінантного аналізу.

Ієрархічна кластеризація здійснюється поступово шляхом об'єднання менших кластерів у більші або шляхом розділення великих кластерів на менші (цей метод викликає інтерес, якщо кількість кластерів, отримана в результаті самоорганізації карти Кохонена, не відповідає очікуваній). Кінцевим результатом застосування цього алгоритму є дерево кластерів, що ілюструє їх співвідносність між собою. Це дерево називають дендрограмою. При об'єднанні двох кластерів у дендрограмі з'являється новий кластер більш високого рівня угруповання, який поєднується із зображеннями кластерів нижчого рівня, з яких його утворено. Зріз дендрограми на потрібному рівні дозволяє отримати найбільш адекватну кластеризацію досліджуваних об'єктів на карті самоорганізації відповідно до заданої кількості класів.

Нарешті зазначимо, що результати кластеризації потребують ґрунтового осмислення та інтерпретації. Наприклад, припустимо, що при навчанні карти самоорганізації до одного кластера потрапила велика кількість компаній, які стали банкрутами невдовзі після оприлюднення фінансових результатів (аналізована фінансова звітність була взята за деякий час до порушення провадження у справі про банкрутство). Проте до цього самого кластера було віднесено й ряд компаній, які сьогодні продовжують працювати. Однак таке їх сусідство на карті самоорганізації може свідчити про подібність структури їх фінансових показників із підприємствами-банкрутами. Це може бути застереженням для банку чи потенційного інвестора щодо недоцільності видачі кредиту такому підприємству, зважаючи на велику ймовірність неповернення коштів.

1.6. НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ЗУСТРІЧНОГО ПОШИРЕННЯ

Інтерпретацію результатів кластеризації об'єктів дослідження на карті самоорганізації можна здійснити шляхом проведення експертного аналізу, як показано вище, а можна доручити цей процес комп'ютеру, додавши до нейронної мережі після шару Кохонена ще

шар розпізнавання. Підґрунтям для створення та застосування такого шару слугує теорія адаптивного резонансу, відкрита Гроссбергом у 1980 році [83]. Згідно з цією теорією стан адаптивного резонансу виникає у разі збігу вектора вхідних даних із вихідним образом, унаслідок чого з'являється підсилення та подовження нейронної активності.

Заснований на теорії адаптивного резонансу принцип прямої та зворотної проєкції був застосований у конструюванні нейронної мережі, що складається із шару генерації (який функціонує за принципом «знизу догори») та шару розпізнавання («зверху донизу»). Для реалізації шару генерації може бути використана карта самоорганізації, а шару розпізнавання – вихідна зірка Гроссберга (*Grossberg Outstar*) [84–86]. Комбінація карти Кохонена із шаром Гроссберга, уперше запропонована Робертом Хехт-Нільсеном [87], дістала назву нейронної мережі зустрічного поширення (*CounterPropagation Network*).

У такій мережі кожен елемент вектора вхідних даних пов'язаний з усіма нейронами шару Кохонена. У свою чергу, усі нейрони шару Кохонена мають зв'язки з усіма нейронами шару Гроссберга. Графічно структуру нейронної мережі зустрічного поширення подано на рис. 1.14.

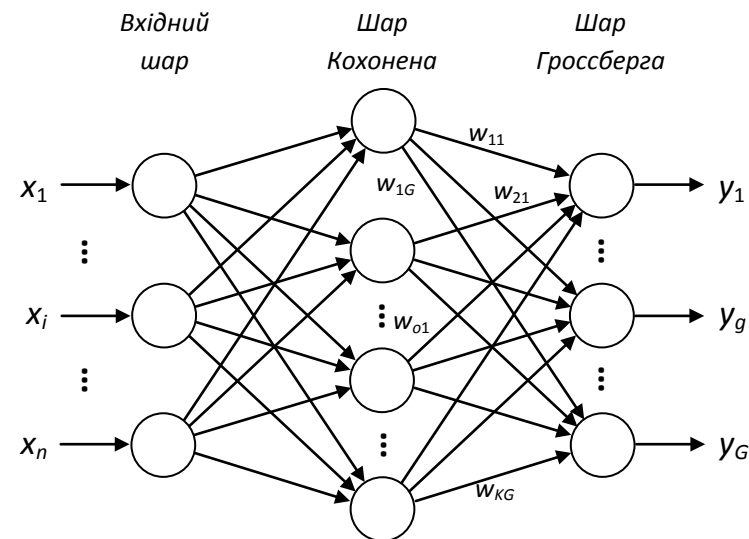


Рис. 1.14. Структура нейронної мережі зустрічного поширення

Подібна комбінована нейронна мережа набуває властивостей, яких не має жодна з її складових окремо. Так, карта самоорганізації надає можливість визначити належність досліджуваного об'єкта до певного кластера. У свою чергу, шар Гроссберга здійснює відображення виходу шару Кохонена в одне із заздалегідь заданих можливих значень результуючої змінної. Ваги зв'язків між нейронами цих шарів показують, з якою мірою впевненості нейрон-переможець карти Кохонена відповідає кожному з виходів шару Гроссберга. Такими виходами можуть бути, наприклад, наперед установлені класи об'єктів дослідження (характеристичні показники яких подаються на входи карти самоорганізації). У технічних системах подібні нейронні структури з успіхом застосовуються для розпізнавання тексту, де виходами шару Гроссберга є всі літери абетки.

Таким чином, налаштування шару Гроссберга здійснюється згідно з принципом навчання «із учителем», у результаті якого кожен нейрон цього шару видаватиме величину ваги зв'язку, що поєднує його з єдиним нейроном карти Кохонена, вихід якого відмінний від нуля. Ці значення ваг міжнейронних зв'язків показуватимуть міру відповідності вектора вхідних даних (зведеного в результаті пониження розмірності до єдиного нейрона на карті самоорганізації) кожному з можливих значень результуючої змінної.

Корекція ваг зв'язків між нейронами шарів Кохонена і Гроссберга здійснюється згідно з таким алгоритмом. Після опрацювання вектора вхідних даних картою самоорганізації значення нейронів карти передаються до шару Гроссберга (як за звичайного функціонування мережі). Далі здійснюється коригування ваг тільки тих міжнейронних зв'язків шару Гроссберга, які сполучені з нейроном-переможцем o карти самоорганізації (вихід якого відмінний від нуля):

$$w_{og}(t+1) = w_{og}(t) + \beta(t) \cdot [y_g(t) - w_{og}(t)], \quad g = \overline{1, G}, \quad (1.48)$$

де $w_{og}(t+1)$, $w_{og}(t)$ – уточнене (скориговане) та попереднє значення ваги зв'язку між нейроном-переможцем o шару Кохонена та g -м нейроном шару Гроссберга;

G – кількість нейронів шару Гроссберга;

$y_g(t)$ – відоме значення виходу g -го нейрона шару Гроссберга, відповідне вектору вхідних даних, поданому на t -му кроці;

$\beta(t)$ – коефіцієнт швидкості навчання шару Гроссберга ($0 < \beta(t) \leq 1$), що з кожною епохою навчання t зменшується. У ряді досліджень за початкове значення рекомендується брати $\beta(1) \approx 0,1$.

Як видно з (1.48), величина корекції ваги міжнейронного зв'язку пропорційна різниці між цією вагою та реальним значенням виходу відповідного нейрона шару Гроссберга. Так, наприклад, якщо здійснюється розподіл об'єктів на визначені класи, то виходом того нейрона шару Гроссберга, що відповідає класу досліджуваного об'єкта, буде одиниця. Стани інших нейронів шару Гроссберга для такого об'єкта прирівнюються до нуля.

Варто зазначити, що мережі зустрічного поширення не дають можливості отримувати точні апроксимації. У цьому вони суттєво поступаються нейронним мережам зворотного поширення помилки, зокрема перцептронам, про що зазначав ще Хехт-Нільсен – винахідник мереж зустрічного поширення [87, с. 27]. Проте вони у багатьох аспектах суттєво переважають аналоги при вирішенні задач кластеризації, розпізнавання образів, відтворення зашумлених сигналів чи відновлення втрачених даних. До цього варто додати, що нейронні мережі зустрічного поширення швидко навчаються (у десятки або й сотні разів швидше за мережі зворотного поширення помилки).

1.7. АСОЦІАТИВНА МЕРЕЖА ХОПФІЛДА

Крім описаних вище нейронних мереж, які забезпечують можливість виявлення закономірностей у структурі вхідних даних, існує ще велика кількість різновидів нейромережевих структур, здатних відтворювати інші аспекти зберігання інформації та її обробки у мозку людини.

Зауважимо, що сучасні комп'ютери мають в основі нейманівську архітектуру, яка характеризується послідовністю обробки інформації та адресною організацією зберігання даних. Відповідно, переважна більшість математичних підходів та алгоритмів, що врешті реалізуються на цих комп'ютерах, ґрунтуються на цих самих принципах роботи з інформацією.

Однак принципи роботи пам'яті комп'ютера нейманівської архітектури мають суттєві відмінності від процесів розумової діяльності

людини, серед найбільш значимих з яких є те, що комп'ютер застосовує для пошуку інформації адреси, а людина асоціації. Тому, коли відомо, де шукати дані, комп'ютер знайде їх швидко, але, якщо ні, то доведеться застосовувати спеціальні складні процедури перебору та аналізу інформації. При цьому важливо, щоб дані не були викривлені.

Асоціативна пам'ять людини надає доступ до інформації за її змістом (причому відомий зміст запиту може бути неповним або дещо викривленим щодо шуканої інформації). Відповідно, пам'ять людини з набагато меншою швидкістю передачі та обробки сигналів, ніж у комп'ютерів, дозволяє краще розпізнавати та аналізувати інформацію.

У нейробіології під пам'яттю розуміють відносно тривалу в часі модифікацію структури нейронів, викликану взаємодією організму із зовнішнім середовищем [88]. Під час вивчення певного об'єкта відбувається збереження його образу шляхом реалізації процесу навчання у структурі мозку, звідки у подальшому цей образ можна видобути. Процес видобування знань пам'ять реалізує через відображення образів простору вхідних сигналів у завчасно збережені образи вихідного простору.

Залежно від тривалості зберігання інформації пам'ять формально можна поділити на короткочасну та довгочасну. Короткочасна пам'ять є відображенням поточного стану навколишнього середовища, і кожний новий його стан, відмінний від того, що міститься у короткочасній пам'яті, приводить до оновлення її змісту. Довгочасна пам'ять, навпаки, слугує для тривалого (навіть постійного) зберігання даних. Залежно від функції пам'яті використовується той чи інший механізм збереження інформації, її обробки та видобування як у біологічній нейронній структурі, так і у штучних її аналогах.

Так, нейронні мережі, що реалізують довгочасну пам'ять, є статичними та призначені для виявлення закономірностей у структурі досліджуваних даних, урахувавши їх нелінійний характер. Приклади таких нейронних мереж було розглянуто вище (персептрони, карти самоорганізації). Нейромережі, які втілюють короткочасну пам'ять, є динамічними та враховують час при розв'язанні задачі. Так, за рахунок зворотного зв'язку (організації рекурсії) кожне нове рішення у пошуку найбільш відповідного із множини вихідних образів знаходиться, відштовхуючись від попередніх наближень. Поведінка такої штучної нейронної мережі базується на принципах функціонування

людського мозку, коли людина підбирає можливі варіанти та шукає рішення, ґрунтуючись на різноманітних асоціаціях, або коли звичайні міркування розвиваються за дивним сценарієм, перестрибуючи від однієї думки до іншої згідно з якимись неочевидними на перший погляд асоціаціями.

За подібним принципом функціонують нейронні мережі асоціативної або контентно-адресованої пам'яті (*associative or content-addressable memory*), які здатні уникнути описаної вище принципової обмеженості сучасних комп'ютерів під час пошуку інформації. Перша асоціативна нейронна мережа була розроблена у 1982 році фізиком Джоном Хопфілдом [89], на честь якого мережі такого типу і дістали свою назву.

Мережа Хопфілда утворюється із трьох шарів: вхідного, шару Хопфілда і вихідного шару. Усі шари мають однакову кількість нейронів, причому в такій мережі зв'язки існують лише між нейронами сусідніх шарів з однаковими порядковими номерами у своїх шарах. Крім того, виходи кожного нейрона шару Хопфілда приєднуються через елемент одиничної затримки до входів усіх інших нейронів цього самого шару (крім себе для дискретної моделі Хопфілда), як показано на рис. 1.15.

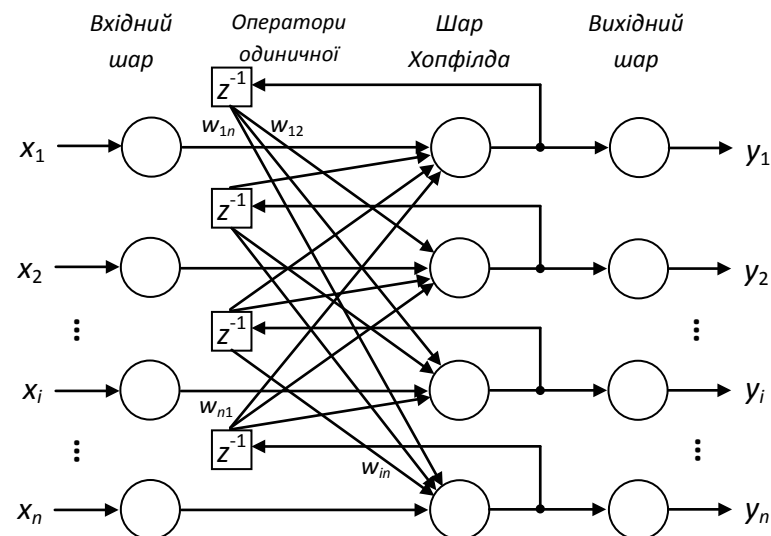


Рис. 1.15. Структура нейронної мережі Хопфілда

Елемент z^{-1} , зображений на рис. 1.15, є оператором одиничної затримки (*unit-delay operator*), який затримує вихідний сигнал відносно вхідного на один крок дискретизації. У математичних термінах можна записати $y_i(t) = z^{-1} [y_i(t + 1)]$. Таким чином, оператор z^{-1} являє собою елемент, що реалізує короткочасну пам'ять⁶.

Звернемо увагу, що у такій мережі повнофункціональним є тільки шар Хопфілда – на нейронах вхідного та вихідного шарів перетворення сигналів не здійснюється. Ці нейрони показані на рис. 1.15 лише для того, щоб відобразити точки входу і виходу сигналів при навчанні мережі та звичайному її функціонуванні.

Ідеологія функціонування подібної нейронної мережі ґрунтується на принципах фізики динамічних систем та оперує такими поняттями, як колективна взаємодія нейронів, енергія мережі, простір станів тощо. Нейронна мережа Хопфілда має багато стаціонарних конфігурацій активності нейронів, які називаються аттракторами (*attractor*), до яких збігаються параметри нейромережі при поданні на її входи вектора даних. Відповідно, перші застосування цього типу мережі вирішували задачі оптимізації.

Нейромережа Хопфілда може працювати як у неперервному, так і в дискретному режимах. Еволюція у часі неперервної моделі Хопфілда, що описується системою нелінійних диференціальних рівнянь першого порядку, являє собою деяку траєкторію у просторі станів та сходиться до одного з аттракторів мережі, що забезпечується знаходженням мінімуму функції енергії (наприклад, функції Ляпунова).

Функція енергії мережі Хопфілда є монотонно спадною функцією часу, з математичним доведенням чого можна ознайомитися, наприклад, у праці [77, с. 856–860]. Відповідно, нейромережа Хопфілда є глобально асимптотично стійкою. При визначенні функції енергії для неперервної моделі Хопфілда допускається наявність у нейрона зворотних зв'язків із собою. Проте дискретна модель Хопфілда вимагає відсутності таких зворотних зв'язків. Отже, функція енергії, за Ляпуновим, для дискретної моделі Хопфілда визначається так:

⁶ Довгочасна пам'ять проявляється у вагах міжнейронних зв'язків та параметрах функцій активації нейронів, значення яких є результатом навчання нейронної мережі на множині вхідних даних. Використання часових затримок для реалізації в нейронних мережах короткочасної пам'яті пояснюється тим, що затримки повсякчас відбуваються у мозку та відіграють важливу роль у нейробіологічній обробці інформації в режимі реального часу [90; 91].

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1, \\ j \neq i}}^n w_{ij} x_i x_j, \quad (1.49)$$

де w_{ij} – значення ваги зв'язку між i -м та j -м нейронами шару Хопфілда (зауважимо, що матриця ваг міжнейронних зв'язків повинна бути симетричною, тобто, $w_{ij} = w_{ji}$, $\leftrightarrow i, j$, що гарантуватиме збіжність мережі до деякого рішення з часом⁷, а зворотний зв'язок у кожного нейрона із собою має бути відсутній – $w_{ii} = 0$, $\leftrightarrow i$);

n – кількість нейронів кожного із шарів мережі Хопфілда (довжина векторів вхідних та вихідних даних);

x_i – стан i -го нейрона шару Хопфілда, який набуває значення ± 1 .

У роботі нейромережі асоціативної пам'яті можна відокремити дві фази: фаза запам'ятовування (*storage phase*), яка відповідає процесу навчання мережі, та фаза відновлення (*recall phase*), за якої здійснюється відобування збереженого образу у відповідь на подання на входи мережі викривленої або неповної версії цього образу.

Запам'ятовування образів можна здійснити відповідно до одного із двох базових підходів, застосування яких залежить від завдань, поставлених перед мережею, та, відповідно, типу асоціативної пам'яті (автоасоціативна чи гетероасоціативна). При вирішенні задач автоасоціативної пам'яті збереження характерних образів у структурі нейронної мережі здійснюється на основі векторів даних, що їх описують. Рекурсивний характер шару Хопфілда забезпечує засіб корекції станів нейронів та ваг міжнейронних зв'язків з метою отримання можливості відновлення збережених образів за їх викривленими модифікаціями.

У гетероасоціативній пам'яті на виходи нейромережі у фазі навчання подаються вектори даних, що описують запам'ятовувані образи, а на входи подається інший випадковий набір вхідних сигналів. Для налаштування нейронних мереж, призначених для вирішення задач автоасоціативної пам'яті, використовується процедура навчання без учителя, а для мереж гетероасоціативної пам'яті – навчання з учителем.

⁷ Згідно з теоремою Кохен-Гроссберга [92] рекурентна мережа Хопфілда є, безумовно, стабільною, якщо матриця ваг її зв'язків є симетричною. Проте на практиці нейромережі зазвичай стабільні навіть у разі відсутності симетрії вагових матриць [93, с. 107]. Однак поки що достеменно невідомо, які особливості вагових матриць можуть призвести до нестійкості функціонування мережі.

Мережі Хопфілда функціонують за принципом автоасоціативної пам'яті, відповідно, їх налаштування здійснюється згідно з процедурою навчання без учителя (тільки на основі інформації про збережені образи). Задача, що вирішується мережею, формулюється так. Нехай відомі вектори $\xi^1, \xi^2, \dots, \xi^M$, які складаються з n -мірних двійкових даних щодо M образів, призначених для збереження в асоціативній нейронній мережі. У фазі запам'ятовування розраховуються ваги синаптичних зв'язків між нейронами шару Хопфілда, ґрунтуючись на постулаті Хебба⁸:

$$w_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{n} \sum_{\mu=1}^M \xi_i^\mu \xi_j^\mu, & i \neq j, \\ 0, & i = j, \end{cases} \quad (1.50)$$

де w_{ij} – вага синаптичного зв'язку, спрямованого від нейрона i до нейрона j шару Хопфілда; —

ξ_i^μ – i -тий елемент, $i = \overline{1, n}$, μ -го вектора даних ξ^μ , $\mu = \overline{1, M}$, що набуває значення ± 1 (відповідно, цей елемент несе 1 біт інформації).

Фактично, наведена функція (1.50) і є реалізацією процедури навчання нейронної мережі асоціативної пам'яті. Після того, як характерні образи були збережені у мережі Хопфілда, її можна застосовувати для розпізнавання цих образів.

Звернемо увагу, що у таких нейронних мережах вагові коефіцієнти синаптичних зв'язків розраховуються тільки раз перед початком функціонування мережі на основі поданих на її входи навчальних даних. У фазі відновлення коригуються лише стани нейронів шару Хопфілда – значення ваг міжнейронних зв'язків залишаються незмінними.

Отже, у фазі відновлення на входи мережі подається невідомий n -мірний вхідний вектор ξ^{pr} . Початкові значення нейронів шару Хопфілда прирівнюються до значень елементів цього вектора:

⁸ Довгочасна пам'ять проявляється у вагах міжнейронних зв'язків та параметрах функцій активації нейронів, значення яких є результатом навчання нейронної мережі на множині вхідних даних. Використання часових затримок для реалізації в нейронних мережах короткочасної пам'яті пояснюється тим, що затримки повсякчас відбуваються у мозку та відіграють важливу роль у нейробіологічній обробці інформації в режимі реального часу [90; 91].

$$x_i(0) = \xi_i^{pr}, \quad i = \overline{1, n}, \quad (1.51)$$

де $x_i(0)$ – стан i -го нейрона шару Хопфілда у момент часу $t = 0$; ξ_i^{pr} – i -тий елемент вектора даних ξ^{pr} , поданого для розпізнавання.

Обчислення виходу нейронів шару Хопфілда здійснюватиметься згідно з функцією (1.1), де перетворення розрахунку суматора виконується за пороговою сигнум-функцією активації (1.5). У такому разі «увімкненому» стану нейрона відповідатиме вихідне значення $+1$, а «вимкненому» – -1 . Із урахуванням указаних функцій перетворення стани нейронів шару Хопфілда обчислюються за таким правилом:

$$x_j(t+1) = \operatorname{sgn} \left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i(t) \right), \quad j = \overline{1, n}. \quad (1.52)$$

Розрахунки з відновлення збереженого образу здійснюються на шарі Хопфілда за рекурсивною процедурою в асинхронному режимі до встановлення рівноваги. Причому за кожну ітерацію для корекції відбирається випадково один нейрон. Коли виходи нейронів шару Хопфілда перестають змінюватися, поточний їх стан передається на вихідний шар. Цей стан відповідає образу, уже запрограмованому в мережі.

Однак, на відміну від мереж прямого поширення, коли вихідний сигнал гарантовано отримується шляхом послідовного перетворення вхідних даних на нейронах попередніх шарів, наявність зворотних зв'язків робить динаміку рекурентної нейронної мережі непередбачуваною. Мережа може «заиклитися» і ніколи не видати відповіді. Причому поки що не існує алгоритму перевірки, який дозволив би для довільної мережі асоціативної пам'яті визначити, чи прийдуть її елементи до стану рівноваги.

Крім того, необхідно зауважити, що кількість образів, які можуть бути збережені й точно відтворені мережею Хопфілда, є обмеженою. Якщо зберігається занадто багато навчальних прикладів, мережа може збігатися до нового неіснуючого образу – хибного аттрактора (*spurious attractor*), відмінного від усіх запрограмованих образів, або не збігатися взагалі. Точність відтворення образів із пам'яті мережі Хопфілда зменшується зі збільшенням коефіцієнта завантаженості (відношення кількості навчальних прикладів, що програмуються

в мережу, до кількості нейронів шару Хопфілда) і зривається при перевищенні критичного значення близько 0,14 [89]. Тобто границя ємності пам'яті (*storage capacity without errors*) для асоціативної нейронної мережі становить приблизно 14 % від числа нейронів у шарі Хопфілда.

До того ж шар Хопфілда може стати нестабільним, якщо навчальні приклади є занадто схожими. У такому разі розрахунок мережі може збігатися з деяким іншим образом з навчальної вибірки. Можливим вирішенням цієї проблеми є формування множини навчальних прикладів, більш ортогональних між собою.

Звісно, пошук інформації за її змістом може бути реалізований і без використання нейронних мереж асоціативної пам'яті. З цією метою можна здійснити послідовне порівняння досліджуваного об'єкта з усіма попередньо збереженими образами, вибравши з них той, який розміщується ближче за інших до вектора вхідних даних. Однак мережа Хопфілда дозволяє уникнути перебору всіх можливих станів пам'яті та здійснити цю процедуру паралельним способом, за якого час вибору з пам'яті найбільш подібного образу до досліджуваного об'єкта не збільшується зі зростанням числа збережених навчальних прикладів (це твердження є справедливим, якщо мережа Хопфілда буде реалізована на паралельних обчислювальних процесорах, а не на комп'ютері нейманівської архітектури з послідовною обробкою інформації).

Отже оскільки нейрони в рекурентних мережах багато разів беруть участь в обробці сигналів, це дозволяє таким мережам здійснювати більш різноманітне й глибоке опрацювання інформації. У свою чергу, багатократна участь нейронів в обробці даних дозволяє мінімізувати розміри мережі, що спрощує процес навчання. Але в цьому випадку необхідно вживати спеціальних заходів для того, щоб мережа була стійкою та не зациклювалася (наприклад, застосувати симетричні зв'язки або примусово обмежити кількість ітерацій).

ВИСНОВКИ ДО ГЛАВИ 1

Перша глава монографії присвячена огляду та ґрунтовному аналізу можливостей таких інтелектуальних технологій моделювання, як нейронні мережі. Показано особливості цього інструментарію, висвітлено його сильні та слабкі сторони у вирішенні різноманітних економічних задач, а також зроблено загальний порівняльний аналіз із класичними економетричними методами.

При висвітленні принципів функціонування штучних нейронних мереж продемонстровано їх зв'язок із природним аналогом – біологічною нервовою системою. Показана роль функцій активації нейронів у процесі обробки інформації, розглянуто їх види та особливості, а також надано рекомендації щодо їх застосування.

Досліджено існуючі підходи до конструювання штучних нейронних мереж різного типу: багатшарових персептронів, карт самоорганізації Кохонена, нейронних мереж зустрічного поширення та рекурентних мереж асоціативної пам'яті. Наведено базові алгоритми оптимізації параметрів зазначених нейромереж на реальних даних. Розкрито сутність ефекту перенавчання та надано рекомендації щодо уникнення його прояву.

Показано переваги та обмеження щодо використання кожного з указаних видів нейронних мереж для вирішення різноманітних задач – прогнозування, аналізу даних, кластеризації та класифікації об'єктів дослідження, рейтингування тощо.

Важливо зазначити, що така суттєва перевага нейронних мереж, як паралелізм у виконанні розрахункових обчислень, певною мірою нівелюється нейманівською архітектурою сучасних комп'ютерів, де обробка інформації здійснюється послідовно. Якщо будуть створені комп'ютерні системи, здатні виконувати паралельні обчислення подібно до обробки інформації в людському мозку, можна навіть припустити принципову можливість реалізації систем штучного інтелекту на основі технології штучних нейронних мереж за умови забезпечення одночасної активації великих груп нейронів.

До того моменту найбільш суттєвого результату в напрямі створення інтелектуальних систем можна очікувати від досліджень, що ґрунтуються на концепції Мінського і Фейгенбаума [95], згідно з якою оброблення інформації здійснюється за принципом формально-

логічних процедур на основі мовних конструкцій подібно до того, як проходить мислення у лівій півкулі мозку людини. У такому разі покровоку обробку інформації можна пояснити послідовним характером природних мов та процесу отримання людиною логічних висновків.

Отже, велика кількість дослідників у цій царині науки схилиються до того, що для побудови систем штучного інтелекту є сенс застосовувати підходи, здатні відтворити розумові процеси у мозку людини, зокрема, які передбачають можливість реалізації логічних конструкцій та оперування лінгвістичними термінами. Так, згідно з гіпотезою Ньюелла-Саймона [96], для побудови систем штучного інтелекту необхідно забезпечити символічне представлення знань, що не може бути реалізовано засобами класичних нейронних мереж. Задовольнити таким вимогам здатні системи, побудовані, наприклад, на підґрунті інструментарію нечіткої логіки.

При цьому застосування технології нейромережевого моделювання набуває особливої важливості у зв'язку з необхідністю у забезпеченні можливості навчання подібних експертних систем (самі собою системи на нечітких множинах здатністю до навчання не володіють). Відповідно, для вирішення когнітивних задач доцільно створювати структуровані моделі на основі зв'язків (*structured connectionist models*) або гібридні системи (*hybrid systems*), що поєднують обидва підходи. Це забезпечить поєднання властивостей адаптивності та робастності, характерних нейронним мережам, з поданням знань, логічністю та універсальністю систем нечіткої логіки. З метою подальшого конструювання гібридних нейро-нечітких систем спочатку розкриємо базові положення теорії нечітких множин.

Глава 2

ОСНОВИ ТЕОРІЙ НЕЧІТКИХ МНОЖИН ТА НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ

2.1. МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ ТЕОРІЇ НЕЧІТКИХ МНОЖИН. СУТНІСТЬ ТА ВИДИ ФУНКЦІЙ НАЛЕЖНОСТІ

У зв'язку з обмеженою здатністю розроблених раніше математичних підходів ефективно вирішувати задачі моделювання економічних процесів дедалі більша кількість науковців, які працюють у галузі математичної економіки, спрямовують проведення власних досліджень у напрямі розробки інтелектуальних систем прийняття рішень на основі інструментарію нечітких множин.

Історія нечітких множин починається з 1965 року, коли професор Каліфорнійського університету Лотфі Заде опублікував у журналі «Information and Control» основоположну статтю «Fuzzy Sets» [97]. Концепція нечіткої множини була сформована Заде як відповідь на «незадоволеність математичними методами класичної теорії систем, яка спонукала домагатися штучної точності, не властивої багатьом системам реального світу, особливо так званим гуманістичним системам, до складу яких входять люди» [98]. В основі теорії лежить розуміння, що елементи, які утворюють деяку множину та належать їй за певною ознакою, можуть характеризуватися цією ознакою різною мірою та, відповідно, належати до цієї множини з різним ступенем (на відміну від класичної теорії множин, коли елемент або належить деякій множині, або не належить їй).

2.1.1. Поняття лінгвістичної змінної та нечіткої множини

Із введенням нечітких множин було зроблено спробу формалізації лінгвістичної інформації для побудови математичних моделей. Відповідно, центральним поняттям теорії нечітких множин є поняття лінгвістичної змінної. Згідно з Л. Заде, лінгвістичною називається змінна, значеннями якої є слова або вирази природної чи штучної мови. Прикладом лінгвістичної змінної може бути падіння виробництва в тому випадку, якщо воно набуває не числових, а лінгвістичних значень, таких як, скажімо: незначне, помітне, істотне, катастрофічне чи інші.

Множина всіх можливих значень лінгвістичної змінної називається терм-множиною. Будь-який елемент терм-множини називається термом. Наприклад, для лінгвістичної змінної «Падіння виробництва» множина значень може бути сформована з термів {Незначне, Помітне, Істотне, Катастрофічне}. Лінгвістичні значення нечітко характеризують наявну ситуацію та можуть отримані в результаті перетворення кількісних даних. Наприклад, падіння виробництва на 3% можна розглядати і деякою мірою як незначне, і в певному ступені як помітне. При цьому міра того, що подібне падіння є катастрофічним, має бути дуже малою, як показано на рис. 2.1.

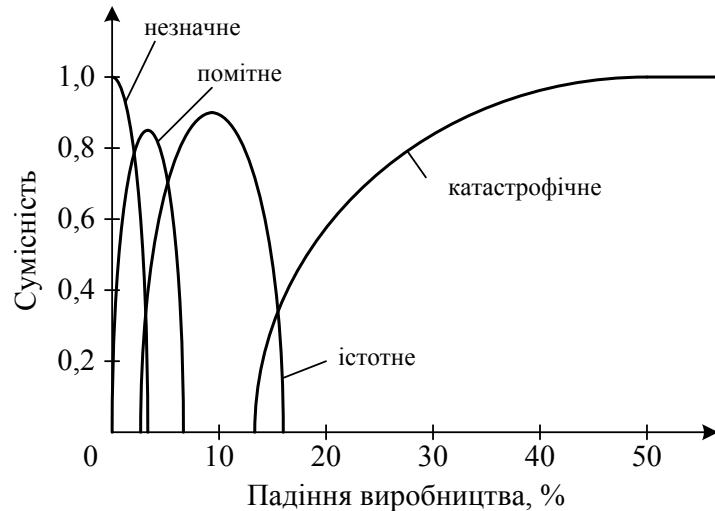


Рис. 2.1. Сумісність функцій належності

Міра такої впевненості може бути встановлена з введенням спеціальної кількісної ознаки, що визначає належність показника падіння виробництва до кожного з його лінгвістичних термів, та розраховується за так званою функцією належності.

Функцією належності (*membership function*) називається функція $\mu^A(u): U \rightarrow [0; 1]$, яка дозволяє для довільного елемента u універсальної множини U розрахувати ступінь його належності до нечіткої множини A (яка представляє лінгвістичний терм A).

Універсальною множиною U називають повну множину значень, що охоплює всю проблемну область. На рис. 2.1 універсальною множиною є множина всіх можливих значень показника падіння виробництва (від 0 до 100%).

Із введенням функції належності теорія нечітких множин розширює класичне канторівське поняття множини, припускаючи, що належність елемента до множини може визначатися будь-яким значенням в інтервалі $[0; 1]$, а не тільки значенням 0 чи 1. Такі множини Заде назвав нечіткими, розмитими (*fuzzy*).

Нечіткою множиною \tilde{A} на універсальній множині U називається сукупність пар $(\mu^A(u), u)$, де $\mu^A(u)$ – ступінь належності елемента $u \in U$ нечіткій множині A . Ступінь належності розраховується на основі функції належності та, відповідно, набуває значення в діапазоні $[0; 1]$. Чим вищий ступінь належності, тим більшою мірою елемент універсальної множини відповідає властивостям нечіткої множини.

Якщо універсальна множина є дискретною $U = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$, то нечітку множину A можна подати у такому вигляді:

$$\tilde{A} = \sum_{i=1}^k \frac{\mu^A(u_i)}{u_i} \text{ або } \tilde{A} = \left\{ \frac{\mu^A(u_1)}{u_1}, \frac{\mu^A(u_2)}{u_2}, \dots, \frac{\mu^A(u_k)}{u_k} \right\}. \quad (2.1)$$

У випадку неперервної універсальної множини U для позначення нечіткої множини A використовують таку форму запису:

$$\tilde{A} = \int_{u \in U} \frac{\mu^A(u)}{u}. \quad (2.2)$$

Зазначимо, що формули (2.1) та (2.2) мають символічний характер. Тут знак « \rightarrow » означає не ділення, а відношення значення u відповідному значенню функції належності $\mu^A(u)$. Знаки « \sum » та « \int » означають сукупність пар $\mu^A(u)$ та u .

Висотою нечіткої множини називається верхня границя її функції належності:

$$height(\tilde{A}) = \sup_{u \in U} \mu^A(u). \quad (2.3)$$

Нечітка множина називається нормальною, якщо її висота дорівнює одиниці. Нечітка множина, яка не є нормальною, називається субнормальною. Нормалізацією є процес перетворення субнормальної нечіткої множини \tilde{A}' до нормальної \tilde{A} :

$$\tilde{A} = norm(\tilde{A}') \Leftrightarrow \mu^A(u) = \frac{\mu^{\tilde{A}'}(u)}{height(\tilde{A}')} \quad \forall u \in U. \quad (2.4)$$

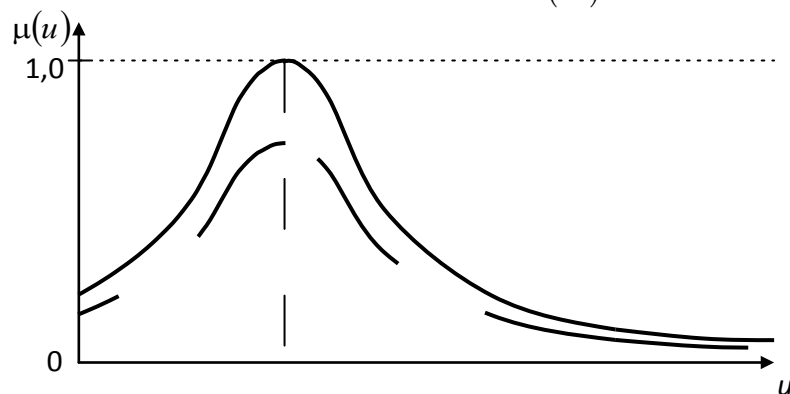


Рис. 2.2. Функції належності субнормальної (штрихова лінія) та нормалізованої (суцільна лінія) нечітких множин

На рис. 2.2 зображено субнормальну нечітку множину (штрихова лінія) та нормальну нечітку множину (суцільна лінія), отриману в результаті проведення процедури нормалізації субнормальної множини.

Нечітка множина називається опуклою, якщо:

$$\mu^A(\lambda u_1 + (1-\lambda)u_2) \geq \min(\mu^A(u_1), \mu^A(u_2)), \quad \forall u_1, u_2 \in U, \lambda \in [0;1]. \quad (2.5)$$

Нечітка множина називається увігнутою, якщо:

$$\mu^A(\lambda u_1 + (1-\lambda)u_2) < \max(\mu^A(u_1), \mu^A(u_2)) \quad \forall u_1, u_2 \in U, \lambda \in [0;1]. \quad (2.6)$$

Приклади опуклої та увігнутої нечітких множин представлені графічно на рис. 2.3.

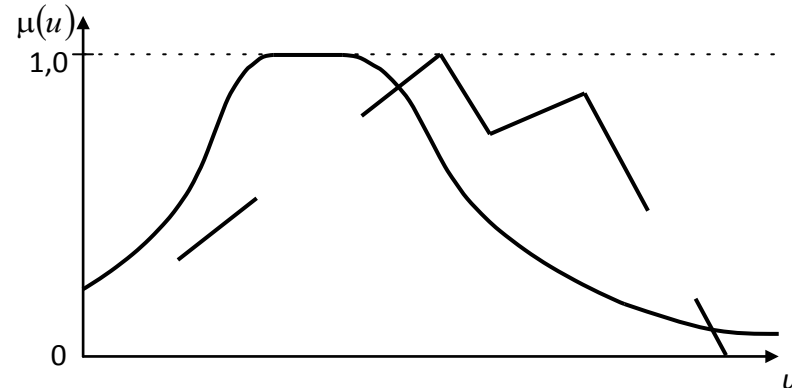


Рис. 2.3. Функції належності опуклої (суцільна лінія) та увігнутої (штрихова лінія) нечітких множин

Носієм (*support*) нечіткої множини \tilde{A} називається множина таких елементів універсальної множини U , для яких величина $\mu^A(u)$ позитивна:

$$\text{supp}(\tilde{A}) = \{u : \mu^A(u) > 0\}. \quad (2.7)$$

Нечітка множина називається пустою, якщо її носій є пустою множиною.

Ядром (*core*) нечіткої множини \tilde{A} називається чітка підмножина універсальної множини U , елементи якої відповідають лінгвістично-му терму A із значенням функції належності, що дорівнює одиниці:

$$\text{core}(\tilde{A}) = \{u : \mu^A(u) = 1\}. \quad (2.8)$$

α -перерізом (α -зрізом або множиною α -рівня) нечіткої множини \tilde{A} називається чітка підмножина універсальної множини U , елементами якої відповідають значення функції належності, які більші або дорівнюють α :

$$A_\alpha = \{u : \mu^A(u) \geq \alpha\}, \quad \alpha \in [0;1]. \quad (2.9)$$

Носій та ядро можна розглядати як перерізи нечіткої множини

на нульовому та одиничному α -рівнях. Ядро субнормальної нечіткої множини є пустим за визначенням. На рис. 2.4 графічно представлені на функції належності нечіткої множини наведені вище визначення таких понять, як «носі́й», «ядро» та « α -перері́з».

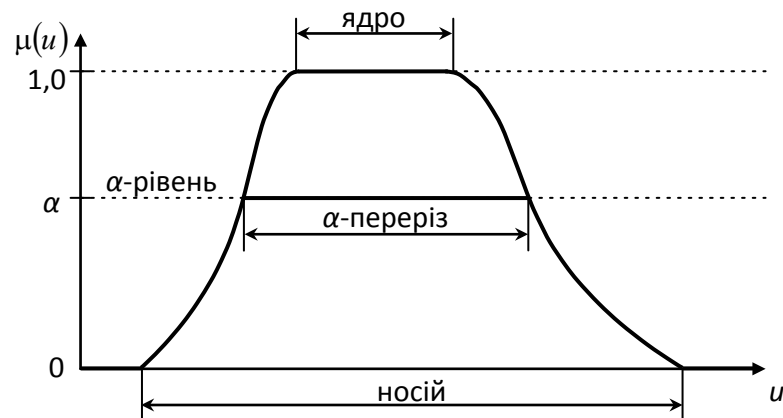


Рис. 2.4. Носій, ядро, α -рівень та α -переріз нечіткої множини

Після розкриття основних понять та характеристик нечітких множин приділимо увагу їх порівнянню та проведенню операцій над ними.

2.1.2. Операції над нечіткими множинами

Як будь-яка інша теорія, теорія нечітких множин базується на визначеннях та аксіомах, які окреслюють можливі дії над нечіткими множинами та дозволяють здійснити їх порівняння. Викладемо сутність базових операцій теорії та відношень еквівалентності множин.

Нечіткі множини \tilde{A} та \tilde{B} є рівними між собою ($\tilde{A} = \tilde{B}$), якщо $\mu^{\tilde{A}}(u) = \mu^{\tilde{B}}(u) \quad \forall u \in U$.

Нечітка множина \tilde{A} міститься у нечіткій множині \tilde{B} ($\tilde{A} \subset \tilde{B}$) тоді і лише тоді, коли $\mu^{\tilde{A}}(u) \leq \mu^{\tilde{B}}(u) \quad \forall u \in U$.

Оскільки теорія нечітких множин є, так би мовити, розширенням класичної теорії множин, то у разі реалізації нечітких операцій доповнення, перетину та об'єднання над звичайними множинами вона має видавати такі самі результати, які отримуються при застосуванні

традиційних теоретико-множинних операцій. Розкриємо сутність операцій над нечіткими множинами, запропонованих Заде.

Доповненням нечіткої множини A , заданої на універсальній множині U , називається нечітка множина $\neg A$, елементам якої відповідають значення функції належності

$$\mu^{\neg A}(u) = 1 - \mu^A(u) \quad \forall u \in U. \quad (2.10)$$

На рис. 2.5 наведено приклад виконання операції нечіткого доповнення.

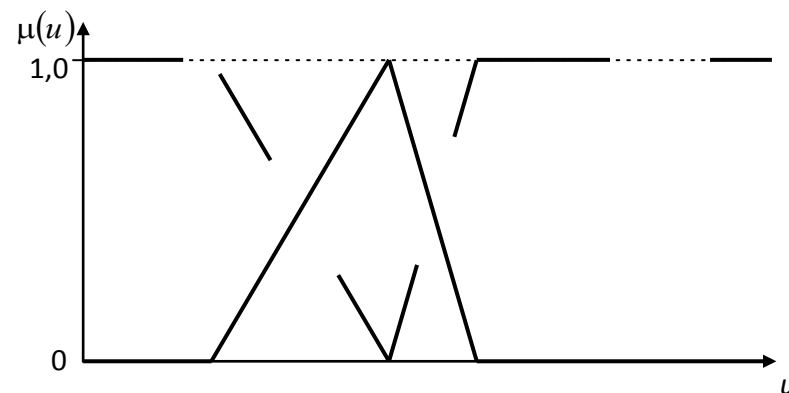


Рис. 2.5. Функції належності нечіткої множини (суцільна лінія) та доповнення цієї нечіткої множини (штрихова лінія)

Перетином нечітких множин \tilde{A} та \tilde{B} , заданих на універсальній множині U , називається нечітка множина $\tilde{C} = \tilde{A} \cap \tilde{B}$ із функцією належності

$$\mu^{\tilde{C}}(u) = \min(\mu^{\tilde{A}}(u), \mu^{\tilde{B}}(u)) \quad \forall u \in U. \quad (2.11)$$

Об'єднанням нечітких множин \tilde{A} та \tilde{B} , заданих на універсальній множині U , називається нечітка множина $\tilde{D} = \tilde{A} \cup \tilde{B}$ із функцією належності

$$\mu^{\tilde{D}}(u) = \max(\mu^{\tilde{A}}(u), \mu^{\tilde{B}}(u)) \quad \forall u \in U. \quad (2.12)$$

Функції перетину (2.11) та об'єднання (2.12) нечітких множин є лише окремим випадком реалізації цих операцій, запропонова-

ним Лотфі Заде. Узагальненими операціями нечіткого перетину та об'єднання є трикутна норма (t -норма) та трикутна конорма (t -конорма або s -норма).

Трикутною нормою (t -нормою) називається функція двох змінних $T: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$, яка задовольняє таким вимогам для будь-яких $a, b, c, d \in [0, 1]$:

- 1) функція T є неспадною за обома аргументами:

$$T(a, c) \leq T(b, d) \text{ для } a \leq b, c \leq d; \quad (2.13)$$

- 2) функція T задовольняє умові комутативності:

$$T(a, b) = T(b, a); \quad (2.14)$$

- 3) функція T задовольняє умові зв'язності:

$$T(T(a, b), c) = T(a, T(b, c)); \quad (2.15)$$

- 4) функція T задовольняє граничним умовам:

$$T(a, 0) = 0, T(a, 1) = a. \quad (2.16)$$

Трикутною конормою (s -нормою) називається функція двох змінних $S: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$, яка є неспадною за обома аргументами, задовольняє умовам комутативності, зв'язності та граничним умовам

$$S(a, 0) = a, S(a, 1) = 1. \quad (2.17)$$

У табл. 2.1 наведено найбільш поширені трикутні t - і s -норми [99, с. 78].

Таблиця 2.1

Приклади трикутних норм

№	t -норма $T(a, b)$	s -норма $S(a, b)$	Параметри
1	$\min(a, b)$	$\max(a, b)$	-
2	$a \cdot b$	$a + b - ab$	-
3	$\max(a + b - 1, 0)$	$\min(a + b, 1)$	-
4	$\begin{cases} a, & \text{якщо } b = 1 \\ b, & \text{якщо } a = 1 \\ 0, & \text{якщо } a, b \neq 1 \end{cases}$	$\begin{cases} a, & \text{якщо } b = 0 \\ b, & \text{якщо } a = 0 \\ 1, & \text{якщо } a, b \neq 0 \end{cases}$	-

Продовження табл. 2.1

№	t -норма $T(a, b)$	s -норма $S(a, b)$	Параметри
5	$\frac{ab}{\gamma + (1-\gamma)(a+b-ab)}$	$\frac{a+b-(2-\gamma)ab}{1-(1-\gamma)ab}$	$\gamma > 0$
6	$\frac{ab}{\max(a, b, \alpha)}$	$\frac{a+b-ab-\min(a, b, 1-\alpha)}{\max(1-a, 1-b, \alpha)}$	$\alpha \in [0, 1]$
7	$\left[1 + \sqrt[\lambda]{\left(\frac{1}{a}-1\right)^\lambda + \left(\frac{1}{b}-1\right)^\lambda}\right]^{-1}$	$\left[1 + \sqrt[\lambda]{\left(\frac{1}{a}-1\right)^{-\lambda} + \left(\frac{1}{b}-1\right)^{-\lambda}}\right]^{-1}$	$\lambda > 0$
8	$1 - \sqrt[p]{(1-a)^p + (1-b)^p - (1-a)^p(1-b)^p}$	$\sqrt[p]{a^p + b^p - a^p b^p}$	$p > 0$
9	$\max\left(1 - \sqrt[p]{(1-a)^p + (1-b)^p}, 0\right)$	$\min\left(\sqrt[p]{a^p + b^p}, 1\right)$	$p \geq 1$
10	$\log_w \left(1 + \frac{(w^a - 1)(w^b - 1)}{w - 1}\right)$	$1 - \log_w \left(1 + \frac{w^{1-a} + w^{1-b}}{w - 1}\right)$	$w > 0, w \neq 1$
11	$\max\left(\frac{a+b+\lambda ab-1}{1+\lambda}, 0\right)$	$\min(a+b+\lambda ab, 1)$	$\lambda \geq -1$

2.1.3. Сутність та види функцій належності

Проведення розрахунків у теорії нечітких множин ґрунтується на застосуванні функцій належності, які визначають ступінь відповідності довільного елемента універсальної множини нечіткій множині, яка є підмножиною універсальної множини та описується певним лінгвістичним термом. Є декілька загальноприйнятих підходів до побудови функцій належності, які використовуються залежно від того, універсальна множина є дискретною чи неперервною.

Для дискретної універсальної множини U при побудові функцій належності зазвичай застосовуються підходи, згідно з якими всім або окремим елементам $u_i, i = 1, k$, універсальної множини ставлять

у відповідність значення функції належності $\mu^A(u_i)$, $i = \overline{1, k}$, до нечіткої множини A згідно із записом (2.2), утворюючи таким чином сукупність пар $(\mu^A(u_i), u_i)$, $i = \overline{1, k}$. Установлення відповідних значень функцій належності зазвичай здійснюється експертно (наприклад, шляхом статистичної обробки суджень групи експертів).

Для неперервної універсальної множини U функції належності зручно задавати у параметричній формі. У такому випадку побудова функції належності зводиться до вибору виду функції та встановлення її параметрів. Розглянемо декілька найбільш поширених видів функцій належності, які в подальшому будемо застосовувати для побудови математичних моделей, та наведемо їх основні характеристики.

Трапецієподібні функції належності. Якщо при якісному оцінюванні якогось показника виникає потреба визначити ступінь належності деякого його значення, наприклад до середнього рівня цього показника, то спочатку необхідно ввести орієнтири для класифікації у вигляді висловлювання типу: «Середній рівень – це приблизно від \underline{u} до \bar{u} », що є предметом експертної оцінки. У такому випадку для моделювання можна використовувати трапецієподібні нечіткі числа, що є найбільш природним способом невпевненої класифікації. Загальний вигляд трапецієподібних функцій належності подано на рис. 2.6.

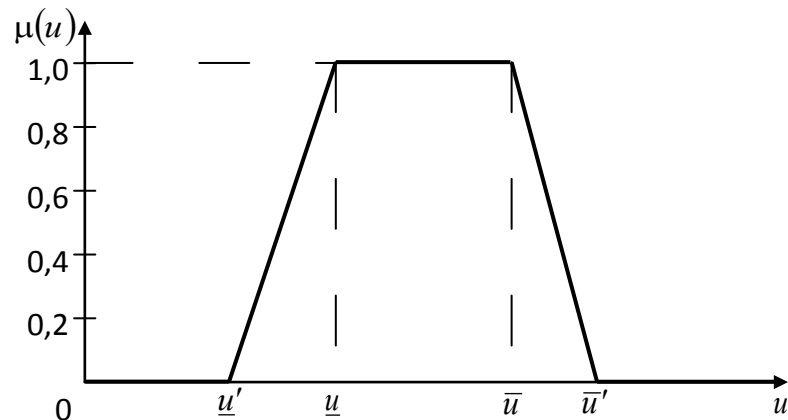


Рис. 2.6. Модель трапецієподібної функції належності

Нижня основа трапеції $[\underline{u}', \bar{u}']$ виражає всю допустиму множину значень показника u , що відповідає обраній нечіткій множині. Інтервал $[\underline{u}', \bar{u}']$ називають песимістичною оцінкою показника u . Верхня основа трапеції $[\underline{u}, \bar{u}]$ називається оптимістичною оцінкою показника u і представляє ті його значення, для яких експерт установлює гарантовану відповідність цій нечіткій множині. Бічні ребра трапеції відображують зміну ступеня впевненості експерта в його оцінці від 1 до 0. Усі інші значення u , що виходять за межі основи трапеції, однозначно не будуть відповідати обраній нечіткій множині. Для компактного опису функції належності трапецієподібної форми часто користуються трапецієподібними числами виду $\langle \underline{u}', u, \bar{u}, \bar{u}' \rangle$.

Представимо трапецієподібну функцію належності, зображену на рис. 2.6, в аналітичній формі:

$$\mu(u) = \begin{cases} 0, & u < \underline{u}', \\ \frac{u - \underline{u}'}{\underline{u} - \underline{u}'}, & \underline{u}' \leq u < \underline{u}, \\ 1, & \underline{u} \leq u \leq \bar{u}, \\ \frac{\bar{u}' - u}{\bar{u}' - \bar{u}}, & \bar{u} < u \leq \bar{u}', \\ 0, & u > \bar{u}'. \end{cases} \quad (2.18)$$

Основна зручність подібних функцій полягає в тому, що експерт апріорно може задати межі, належність до яких однозначно визначатиме відповідність показника u до заданої нечіткої множини. Причому при оптимізації моделі ми можемо за необхідності встановити, наприклад, незмінність параметрів \underline{u} та \bar{u} , задавши можливість її налаштування лише за параметрами \underline{u}' та \bar{u}' . До трапецієподібних функцій належності ми неодноразово будемо повертатися у нашому дослідженні при побудові різноманітних економіко-математичних моделей. Наведемо інші види функцій належності, що часто застосовуються в моделях на нечіткій логіці.

Трикутні функції належності. Якщо при оцінюванні деякого показника необхідно визначити ступінь δ його близькості до заданого числа b ($b \pm \delta \approx b$), то в міру наближення δ до нуля ступінь упевне-

ності у такій оцінці зростатиме до одиниці. У такому випадку зручно використовувати трикутні функції належності, які аналітично можуть бути представлені у вигляді:

$$\mu(u) = \begin{cases} 0, & u < \underline{u}, \\ \frac{u - \underline{u}}{b - \underline{u}}, & \underline{u} \leq u < b, \\ \frac{\bar{u} - u}{\bar{u} - b}, & b \leq u \leq \bar{u}, \\ 0, & u > \bar{u}. \end{cases} \quad (2.19)$$

Загальний вигляд трикутної функції належності графічно зображено на рис. 2.7.

Такі функції належності, як трапецієподібна чи трикутна, прості у використанні та легкодоступні для розуміння. Проте вони не мають неперервних похідних, а тому існують певні обмеження при налаштуванні параметрів моделей на нечіткій логіці, сконструйованих на їх основі. Для оптимізації подібних моделей можна застосовувати лише підходи, що не ґрунтуються на пошуку градієнтів, зокрема генетичні алгоритми або метод "Delta-Bar-Delta", сутність якого буде розкрито у підп. 2.3.2.

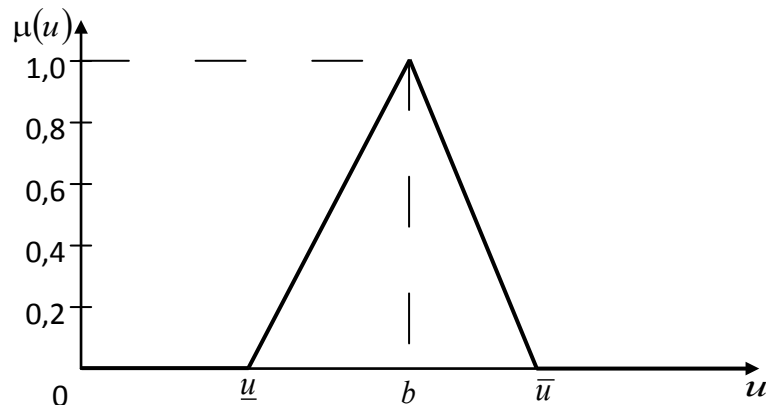


Рис. 2.7. Модель трикутної функції належності

У зв'язку з необхідністю у підвищенні точності відтворення вихідних залежностей з'являється доцільність у застосуванні в нечітких

моделях диференційованих функцій належності, які спрощують процес оптимізації, а також мають ряд інших переваг, про які йтиметься далі. Найбільш часто при конструюванні моделей на нечіткій логіці застосовуються такі диференційовані функції належності, як гаусова та квазідзвоноподібна.

Гаусова функція належності та **квазідзвоноподібна функція належності** зручні для застосування в математичних моделях у зв'язку з простотою налаштування їх параметрів на підґрунті градієнтних методів, на кшталт алгоритму «Error Back-Propagation», а також інших оптимізаційних алгоритмів. Аналітична форма запису гаусової функції представлена співвідношенням (2.20), а квазідзвоноподібної – (2.21):

$$\mu(u) = \exp\left(-\frac{(u-b)^2}{2c^2}\right), \quad (2.20)$$

$$\mu(u) = \frac{1}{1 + \left(\frac{u-b}{c}\right)^2}, \quad (2.21)$$

де c – коефіцієнт стиснення-розтягування функції;
 b – координата максимуму функції ($\mu(b) = 1$).

Модель диференційованої функції належності (такої, як гаусова чи квазідзвоноподібна) зображено графічно на рис. 2.8.

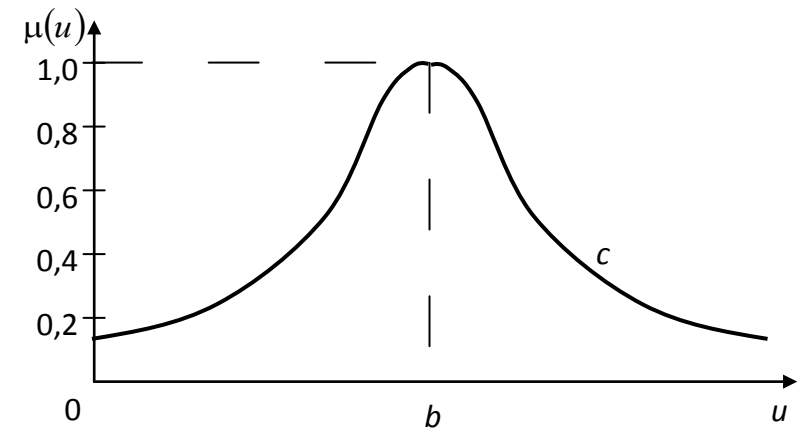


Рис. 2.8. Модель квазідзвоноподібної функції належності

Основними перевагами функцій належності такого типу є, по-перше, простота, оскільки вони визначаються лише двома параметрами, а по-друге, зручність налаштування цих параметрів, оскільки функції мають досить прості похідні. Також ці функції не спадають прямо до нуля, лише асимптотично наближуючись до нього, що надає додаткові переваги при розрахунку значень результуючого показника в моделях на нечіткій логіці. На ці переваги ми вкажемо окремо у підп. 2.9.1 під час проведення аналізу експериментів з прогнозування розвитку фінансових показників та формулювання рекомендацій щодо конструювання моделей на нечіткій логіці.

Сінгтонна функція належності. Часто в задачах управління виникає потреба у врахуванні чітких чисел, поява яких має певне значення при прийнятті рішень. Для врахування цих чисел у моделях на нечіткій логіці необхідно здійснити їх перетворення у відповідні нечіткі множини за допомогою сінгтонної функції належності:

$$\mu(u) = \begin{cases} 1, & u = a, \\ 0, & u \neq a, \end{cases} \quad (2.22)$$

де a – чітке число, що подається у вигляді нечіткої множини.

У графічному вигляді сінгтонну функцію належності подано на рис. 2.9.

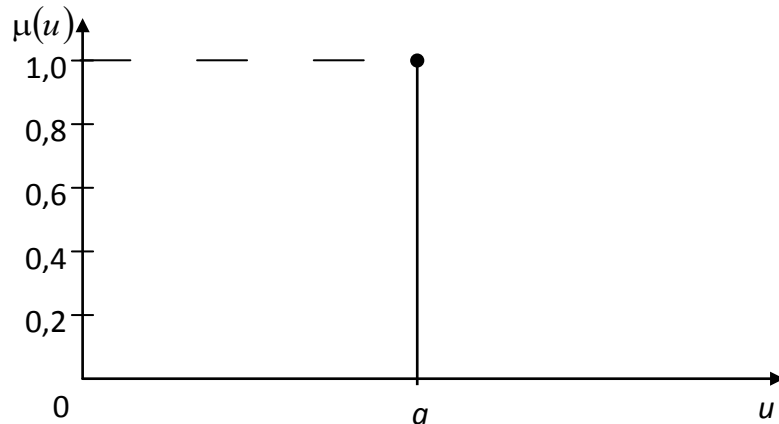


Рис. 2.9. Сінгтонна функція належності

2.1.4. Сутність операцій фазифікації та дефазифікації

Операція фазифікації (*fuzzification*) являє собою процес перетворення кількісних змінних у нечіткі множини на основі встановленої для кожної нечіткої множини функції належності [100].

Дефазифікацією (*defuzzification*) називається операція перетворення нечіткої множини на чітке число.

Процедура дефазифікації важлива як для кількісної інтерпретації лінгвістичних термів, так і для порівняння нечітких множин. Найпростішим способом дефазифікації є вибір чіткого числа з максимальним значенням функції належності цієї нечіткої множини, але він підходить лише для функцій належності з одним екстремумом. Тому більш уживаними є інші методи дефазифікації, придатні як для однокстремальних, так і багатокстремальних функцій належності. Наведемо ряд відомих методів дефазифікації для нечітких множин як на дискретних, так і на неперервних носіях.

Аналогією згаданого підходу для однокстремальної функції належності (такої як трикутна) може бути метод центру максимумів (*Mean of Maximums*), що придатний для функцій, максимум яких утворюється із множини точок (наприклад трапецієподібних). Для дискретної універсальної множини дефазифікація здійснюватиметься за співвідношенням:

$$a = \frac{\sum_{u_j \in G} u_j}{|G|}, \quad (2.23)$$

де $|G|$ – кількість елементів, що утворюють множину G :

$$G = \arg \sup_{u \in \text{supp } A} (\mu^A(u)). \quad (2.24)$$

Для неперервної універсальної множини дефазифікація, згідно з методом центру максимумів, здійснюватиметься за функцією:

$$a = \frac{\int_G u du}{\int_G du}. \quad (2.25)$$

Існують методи дефазифікації, що мають назви найменшого з максимумів (*Smallest of Maximums*) і найбільшого з максимумів (*Largest of Maximums*), та ґрунтуються на виборі, відповідно, найменшого за значенням (2.26) та найбільшого (2.27) з тих елементів універсальної множини, значення функцій належності яких є екстремумами:

$$a = \min(G), \quad (2.26)$$

$$a = \max(G). \quad (2.27)$$

Ще один метод дефазифікації ґрунтується на розрахунку медіани (*Bisector*) нечіткої множини. Медіана a нечіткої множини A на дискретній універсальній множині $U = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ обчислюється як:

$$a = \min(u_j) \quad \forall j: \sum_{i=1}^j \mu^A(u_i) \geq \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \mu^A(u_i). \quad (2.28)$$

У випадку неперервної універсальної множини медіану a можна визначити шляхом розв'язання рівняння

$$\int_a^{\bar{u}} \mu^A(u) du = \int_{\underline{u}}^a \mu^A(u) du, \quad (2.29)$$

де \underline{u} , \bar{u} – значення лівої та правої границь носія нечіткої множини A .

Найбільш адекватним методом дефазифікації можна вважати визначення центра ваги (*Centroid*) нечіткої множини, яке для дискретної універсальної множини здійснюватиметься згідно із функцією (2.30), а для неперервної – за функцією (2.31):

$$a = \frac{\sum_{i=1}^k u_i \mu^A(u_i)}{\sum_{i=1}^k \mu^A(u_i)}, \quad (2.30)$$

$$a = \frac{\int_{\underline{u}}^{\bar{u}} u \mu^A(u) du}{\int_{\underline{u}}^{\bar{u}} \mu^A(u) du}. \quad (2.31)$$

Після аналітичного опису лінгвістичної змінної, встановлення операцій над нечіткими множинами та відношень еквівалентності множин з'являється можливість для використання їх як математичного об'єкта в задачах з неповною інформацією або за умов впливу суб'єктивних чинників. Формалізуємо в математичних термінах основні поняття та методи теорії нечіткої логіки для подальшого застосування при розв'язанні фінансово-економічних задач.

2.2. КОНЦЕПТУАЛЬНІ ПОЛОЖЕННЯ ТЕОРІЇ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ

Однією з відмітних рис систем штучного інтелекту в класичній постановці є використання символічної мови для подання загальних знань про предметну область і конкретних знань про способи вирішення завдання [101–103]. Відповідно, ключовим моментом у конструюванні інтелектуальних систем є представлення знань, їх інтерпретація та обробка.

Тут важливо наголосити, що термін «знання» є лише ще однією назвою даних. Знання можуть мати декларативний (*declarative*) і процедурний (*procedural*) характер. У декларативному поданні знання – це статичний набір фактів (статистичні дані). У процедурному поданні знання втілені в процедури (правила), що функціонують незалежно від характеру самих даних. Для адекватного опису більшості предметних областей важливо одночасно застосовувати обидва типи подання знань.

Оскільки основою систем штучного інтелекту, згідно із загальноприйнятою гіпотезою Ньюелла-Саймона, слугує мова мислення, лінгвістична структура якої характеризується символічним представленням знань, це обґрунтовує доцільність створення для генерування

інтелектуальних рішень фізичних символічних систем, одним з найефективніших різновидів яких є моделі на нечіткій логіці. Як було показано вище, нечітка логіка є одним з найбільш адекватних підходів до реалізації штучного інтелекту за принципом «зверху донизу» (семіотичний підхід) шляхом конструювання експертних систем, баз знань і систем логічного висновку, які відтворюють процеси прийняття рішень експертом у предметній області. Викладемо принципи подання даних (*data*) та їх обробки із використанням правил (*rules*) у системах, побудованих на основі технології нечіткої логіки.

Для представлення експертних знань в аналітичній формі Л. Заде запропонував узагальнення відомих методів логічного висновку для нечітких множин [98]. Так, у теорії нечіткої логіки прийняття рішень реалізується за рахунок використання нечітких правил, які пов'язують між собою значення різних лінгвістичних змінних. Прикладом такого правила для описаної у підп. 2.1.1 задачі може бути організація логічного висновку згідно з Мамдані [104, 105]: ЯКЩО (рентабельність капіталу – дуже низька) ТА (обсяг оборотних засобів – дуже низький), ТА (якість продукції – низька), ТОДІ (падіння виробництва – катастрофічне). Наведемо принципи конструювання аналітичних функцій у категоріях теорії нечітких множин, що відтворюють подібні правила прийняття рішень.

2.2.1. Синтез бази правил прийняття рішень

Мамдані

Конструкція нечіткого контролера Мамдані передбачає, що початкові значення вхідних x_1, \dots, x_n та вихідної y змінних можуть бути як кількісними, так і якісними. Причому для прийняття рішення згідно з цим підходом, кількісні змінні також переводять у лінгвістичні терми шляхом проведення операції фазифікації та надалі оперують з ними як із якісними показниками.

Для побудови системи прийняття рішень необхідно застосувати методику, згідно з якою фіксованому вектору вхідних змінних $X^* = \langle x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^* \rangle$, $x_i^* \in U_i$, однозначно ставився б у відповідність розв'язок $y \in Y$. Для формального розв'язання такої задачі необхідною умовою є наявність залежності:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n), \quad (2.32)$$

де x_1, \dots, x_n – набір значень вхідних змінних;
 y – відповідне значення результуючої змінної.

Як зазначено вище, з метою встановлення такої функціональної залежності (2.32) у підході Мамдані вхідні x_i , $i = 1, n$, та результуюча y змінні розглядаються як лінгвістичні характеристики. Відповідно, першим етапом побудови нечіткої моделі досліджуваного об'єкта є встановлення функцій належності всіх показників та визначення на їх основі лінгвістичних оцінок цих показників. —

Отже, для лінгвістичної оцінки змінних x_i , $i = 1, n$ та y сформуємо терм-множини, що складаються з таких якісних термів: —

$$A_i = \{v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^{q_i}\} \text{ – терм-множина вхідної змінної } x_i, i = 1, n;$$

$$D = \{d_1, d_2, \dots, d_m\} \text{ – терм-множина результуючого показника } y.$$

У цих множинах:

$$v_i^q \text{ – } q\text{-й лінгвістичний терм змінної } x_i, i = \overline{1, n}, q = \overline{1, q_i};$$

q_i – кількість лінгвістичних термів у терм-множині A_i вхідної змінної x_i ;

$$d_j \text{ – } j\text{-й лінгвістичний терм змінної } y, j = \overline{1, m};$$

m – кількість лінгвістичних значень результуючої змінної y .

Розрахунок результуючого показника в теорії нечіткої логіки здійснюється за значеннями вхідних змінних на основі встановлених параметрів їх функцій належності та заданого набору правил прийняття рішень. Нехай для досліджуваного об'єкта відомо K правил, які пов'язують його входи та вихід за допомогою векторів типу:

$$V_k = \langle x_1, x_2, \dots, x_n, y \rangle, \quad k = \overline{1, K}. \quad (2.33)$$

Сукупність нечітких правил роботи об'єкта утворюють базу знань. Кожне правило записується в окремому рядку бази. При цьому вектори V_k розподіляються за принципом:

$$K = k_1 + \dots + k_j + \dots + k_m, \quad (2.34)$$

де K – загальна кількість рядків у базі знань (кількість правил);
 k_j – кількість правил у базі знань, що відповідають j -му лінгвістичному терму результуючої змінної y (причому в загальному випадку $k_1 \neq \dots \neq k_j \neq \dots \neq k_m$).

База знань конструюється у вигляді таблиці згідно з такими рекомендаціями:

Розмірність таблиці дорівнює $(n + 2) \times K$, де $(n + 2)$ – кількість стовпчиків, а K – кількість рядків.

Кожен рядок таблиці являє собою комбінацію значень вхідних змінних, віднесену експертом до одного з можливих лінгвістичних значень результативного показника y . При цьому перші k_1 рядків відповідають значенню результативного показника $y = d_1$, наступні k_2 рядків – значенню $y = d_2$ і т. д., а останні k_m рядків – значенню $y = d_m$.

У перших n стовпчиках таблиці містяться лінгвістичні значення вхідних змінних x_i , $i = 1, n$, що у сукупності утворюють відповідні нечіткі правила прийняття рішень. На перетині i -го стовпчика, $i = 1, n$ та jp -го рядка, $j = 1, m$, $p = 1, k_j$ міститься елемент a_i^{jp} , що відповідає лінгвістичній оцінці показника x_i в рядку матриці знань з номером jp . При цьому лінгвістичну оцінку a_i^{jp} вибирають із терм-множини змінної x_i , тобто $a_i^{jp} \in A_i$, $i = 1, n$.

У $(n + 1)$ -му стовпчику міститься показник ваги правила прийняття рішень w_{jp} , $j = 1, m$, $p = 1, k_j$. Так, при формулюванні експертом лінгвістичних висловлювань типу «ЯКЩО – ТОДІ», які утворюють базу нечітких знань про певний об'єкт, упевненість експерта в кожному правилі може бути різною. Якщо одне правило, на думку експерта, є, безперечно, істинним, то відносно іншого правила у того самого експерта можуть бути деякі сумніви. З метою відображення різних ступенів упевненості до бази нечітких знань вводяться ваги правил – це числа з інтервалу $[0, 1]$, що характеризують упевненість експерта у кожному вибраному ним для прийняття рішення конкретному правилі.

У $(n + 2)$ -му стовпчику міститься лінгвістична оцінка d_j результативної змінної y , $j = 1, m$, що відповідає комбінації значень елементів перших $(n + 1)$ стовпців цього самого рядка.

Отже, загальний вигляд бази знань наведено у табл. 2.2.

Таблиця 2.2

Загальний вигляд нечіткої бази знань

Номер вхідної комбінації	Вхідні змінні				Вага	Результуюча змінна
	x_1	x_2	... x_i ...	x_n	w	y
11	a_1^{11}	a_2^{11}	a_i^{11}	a_n^{11}	w_{11}	d1
12	a_1^{12}	a_2^{12}	a_i^{12}	a_n^{12}	w_{12}	
...	
1k ₁	$a_1^{1k_1}$	$a_2^{1k_1}$	$a_i^{1k_1}$	$a_n^{1k_1}$	w_{1k_1}	...
...
j1	a_1^{j1}	a_2^{j1}	a_i^{j1}	a_n^{j1}	w_{j1}	d _j
j2	a_1^{j2}	a_2^{j2}	a_i^{j2}	a_n^{j2}	w_{j2}	
...	
jk _j	$a_1^{jk_j}$	$a_2^{jk_j}$	$a_i^{jk_j}$	$a_n^{jk_j}$	w_{jk_j}	...
...
m1	a_1^{m1}	a_2^{m1}	a_i^{m1}	a_n^{m1}	w_{m1}	d _m
m2	a_1^{m2}	a_2^{m2}	a_i^{m2}	a_n^{m2}	w_{m2}	
...	
mk _m	$a_1^{mk_m}$	$a_2^{mk_m}$	$a_i^{mk_m}$	$a_n^{mk_m}$	w_{mk_m}	...

Сформована в табл. 2.2 матриця знань визначає систему логічних висловлювань типу «ЯКЩО – ТОДІ, ІНАКШЕ», які пов'язують значення вхідних змінних x_1, \dots, x_n з одним із можливих значень виходу d_j , $j = 1, m$:

ЯКЩО $(x_1 = a_1^{11})$ ТА $(x_2 = a_2^{11})$ ТА ... ТА $(x_n = a_n^{11})$ (з вагою w_{11})

АБО $(x_1 = a_1^{12})$ ТА $(x_2 = a_2^{12})$ ТА ... ТА $(x_n = a_n^{12})$ (з вагою w_{12})

АБО ...

АБО $(x_1 = a_1^{1k_1})$ ТА $(x_2 = a_2^{1k_1})$ ТА ... ТА $(x_n = a_n^{1k_1})$ (з вагою w_{1k_1}),

ТОДІ $y = d_1$, ІНАКШЕ

ЯКЩО $(x_1 = a_1^{21})$ ТА $(x_2 = a_2^{21})$ ТА ... ТА $(x_n = a_n^{21})$ (з вагою w_{21})

АБО $(x_1 = a_1^{22})$ ТА $(x_2 = a_2^{22})$ ТА ... ТА $(x_n = a_n^{22})$ (з вагою w_{22})

АБО ...

АБО $(x_1 = a_1^{2k_2})$ ТА $(x_2 = a_2^{2k_2})$ ТА ... ТА $(x_n = a_n^{2k_2})$ (з вагою w_{2k_2}),

ТОДІ $y = d_2$, ІНАКШЕ ...

ЯКЩО $(x_1 = a_1^{m1})$ ТА $(x_2 = a_2^{m1})$ ТА ... ТА $(x_n = a_n^{m1})$ (з вагою w_{m1})

АБО $(x_1 = a_1^{m2})$ ТА $(x_2 = a_2^{m2})$ ТА ... ТА $(x_n = a_n^{m2})$ (з вагою w_{m2})

АБО ...

АБО $(x_1 = a_1^{mk_m})$ ТА $(x_2 = a_2^{mk_m})$ ТА ... ТА $(x_n = a_n^{mk_m})$ (з вагою w_{mk_m}),

ТОДІ $y = d_m$. (2.35)

Подібну систему логічних висловлювань називають нечіткою базою знань. Після її побудови необхідно ретельно перевірити наявність протилежних за змістом правил, які за однакових умовних частин мають різні виходи. У випадку виникнення подібних суперечностей необхідно внести в структуру бази знань відповідні корективи.

Із використанням операцій \cup (АБО) і \cap (ТА) система логічних висловлювань (2.35) може бути переписана у більш компактному вигляді:

$$\bigcup_{p=1}^{k_j} \left[\bigcap_{i=1}^n (x_i = a_i^{jp}) \right] \longrightarrow y = d_j, \quad j = \overline{1, m}. \quad (2.36)$$

Таким чином, функціональну залежність (2.32), яка встановлює зв'язок між вхідними показниками x_i , $i = \overline{1, n}$, та результуючою змінною у формалізовано у вигляді системи нечітких логічних висловлювань (2.36), що базується на створеній матриці знань, загальний вигляд якої наведено в табл. 2.2.

2.2.2. Побудова системи нечітких логічних рівнянь

У працях [106; 107] було запропоновано підхід до моделювання, що полягає у використанні нечітких логічних рівнянь, які конструюються на основі матриці знань з табл. 2.2 або ізоморфної до неї системи логічних висловлювань (2.36) і дозволяють обчислювати значення функцій належності результуючої змінної при заданих значеннях вхідних показників. Зважаючи на те, що лінгвістичні оцінки a_i^{jp} змінних x_1, \dots, x_n , які входять у логічні висловлювання (2.36), представляють нечіткі множини, визначені на власних універсальних множинах, то у розрахунках застосовуються:

$\mu^{a_i^{jp}}(x_i)$ – функція належності змінної x_i до нечіткої множини, що описується термом $a_i^{jp} \in A_i$, $i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, m}$, $p = \overline{1, k_j}$;

$\mu^{d_j}(x_1, x_2, \dots, x_n)$ – функція належності вектора вхідних змінних $X = \langle x_1, x_2, \dots, x_n \rangle$ значенню вихідної змінної $d_j \in D$, $j = \overline{1, m}$.

Таким чином, у задачі моделювання на нечіткій логіці використовуються два типи функцій належності, зв'язок між якими визначається системою логічних рівнянь, сконструйованою на основі нечіткої бази знань (2.35):

$$\mu^{d_1}(x_1, x_2, \dots, x_n) = w_{11} \left[\mu^{a_1^{11}}(x_1) \wedge \mu^{a_2^{11}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu^{a_n^{11}}(x_n) \right] \vee$$

$$\vee w_{12} \left[\mu^{a_1^{12}}(x_1) \wedge \mu^{a_2^{12}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu^{a_n^{12}}(x_n) \right] \vee \dots$$

$$\dots \vee w_{1k_1} \left[\mu^{a_1^{1k_1}}(x_1) \wedge \mu^{a_2^{1k_1}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu^{a_n^{1k_1}}(x_n) \right],$$

$$\mu^{d_2}(x_1, x_2, \dots, x_n) = w_{21} \left[\mu^{a_1^{21}}(x_1) \wedge \mu^{a_2^{21}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu^{a_n^{21}}(x_n) \right] \vee$$

$$\vee w_{22} \left[\mu^{a_1^{22}}(x_1) \wedge \mu^{a_2^{22}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu^{a_n^{22}}(x_n) \right] \vee \dots$$

$$\dots \vee w_{2k_2} \left[\mu^{a_1^{2k_2}}(x_1) \wedge \mu^{a_2^{2k_2}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu^{a_n^{2k_2}}(x_n) \right],$$

$$\dots$$

$$\mu^{d_m}(x_1, x_2, \dots, x_n) = w_{m1} \left[\mu^{a_1^{m1}}(x_1) \wedge \mu^{a_2^{m1}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu^{a_n^{m1}}(x_n) \right] \vee$$

$$\vee w_{m2} \left[\mu^{a_1^{m2}}(x_1) \wedge \mu^{a_2^{m2}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu^{a_n^{m2}}(x_n) \right] \vee \dots$$

$$\dots \vee w_{m k_m} \left[\mu^{a_1^{m k_m}}(x_1) \wedge \mu^{a_2^{m k_m}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu^{a_n^{m k_m}}(x_n) \right], \quad (2.37)$$

де \vee – логічне «АБО»;

\wedge – логічне «ТА».

За аналогією з (2.36) представимо систему нечітких логічних рівнянь (2.37) у більш компактному вигляді:

$$\mu^{d_j}(x_1, x_2, \dots, x_n) = \bigvee_{p=1}^{k_j} \left(w_{jp} \left[\bigwedge_{i=1}^n \mu^{a_i^{jp}}(x_i) \right] \right), \quad j = \overline{1, m}. \quad (2.38)$$

2.2.3. Алгоритм реалізації нечіткого логічного висновку

Прийняття рішення $y^* = d_j \in D = \{d_1, d_2, \dots, d_m\}$, яке відповідає фіксованому вектору значень вхідних змінних $X^* = \langle x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^* \rangle$, будемо здійснювати відповідно до алгоритму Мамдані:

1. Визначається діапазон можливих значень усіх змінних моделі та формуються терм-множини A_i , $i = \overline{1, n}$, та D .

2. Задаються тип та параметри функцій належності, що визначають ступінь належності кожного елемента x_i^* , $i = \overline{1, n}$, до різних якісних термів з відповідної множини A_i та змінної u до кожного з термів множини D .

3. Формується база правил прийняття рішень із використанням експертних знань та виводиться система нечітких логічних рівнянь (2.38).

4. Фіксується вектор значень вхідних змінних $X^* = \langle x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^* \rangle$.

5. Використовуючи логічні рівняння (2.38), обчислюються значення багатопараметричних функцій належності $\mu^{d_j}(x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$ вектора X^* для всіх лінгвістичних термів d_j , $j = \overline{1, m}$, результуючої змінної u . При цьому логічні операції \vee (АБО) й \wedge (ТА) над функціями належності визначаються трикутними s -нормами та t -нормами, приклади розрахунків яких наведено у табл. 2.1. У найпростішому випадку вони обчислюються шляхом реалізації операцій max та min :

$$\mu(a) \vee \mu(b) = \max[\mu(a), \mu(b)], \quad (2.39)$$

$$\mu(a) \wedge \mu(b) = \min[\mu(a), \mu(b)]. \quad (2.40)$$

Відповідно до (2.38)–(2.40) спочатку знаходяться мінімальні значення функцій належності $\mu^{a_i^{jp}}(x_i^*)$ серед усіх вхідних змінних x_i^* , $i = \overline{1, n}$, у кожному правилі jp , $j = \overline{1, m}$, $p = \overline{1, k_j}$, а потім з них обирається найбільше значення функції належності за всіма правилами. Таким чином, результативний показник у набуває значення того терму d_j , функція належності (2.38) якого максимальна:

$$y^* = \arg \max_{\{d_1, d_2, \dots, d_m\}} \left[\mu^{d_j}(x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*) \right]. \quad (2.41)$$

Алгоритм, який викладено вище, здійснює визначення дискретного елемента d_j , $j = \overline{1, m}$, результуючої змінної u на основі заданого вектора фіксованих значень вхідних змінних $X^* = \langle x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^* \rangle$ і матриці знань та дозволяє апроксимувати об'єкт $y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ із дискретним виходом. Застосування операції дефазифікації (див. підп. 2.1.4) дає можливість перейти від дискретної множини значень D результуючого показника u до вихідної неперервної множини Y , на якій цей показник визначений.

Наведений алгоритм використовує ідею ідентифікації лінгвістичного терму за максимумом функції належності та узагальнює цей підхід на всю матрицю знань. Обчислювальна частина цього алгоритму легко реалізується простим застосуванням операцій max та min .

2.2.4. Нечіткий логічний висновок Сугено

Для побудови моделей на нечіткій логіці можна застосувати альтернативний методу Мамдані підхід до формування бази знань. Так, японські вчені Такагі та Сугено запропонували у [108] формувати базу знань подібно до бази знань Мамдані з тією різницею, що висновком по кожному правилу є не лінгвістичний терм, а деяка функція від вхідних змінних (див. табл. 2.3).

Тут a_i^k – лінгвістична оцінка показника x_i у k -му рядку матриці знань, $k = \overline{1, K}$, яка вибирається із терм-множини A_i , $i = \overline{1, n}$.

Таблиця 2.3

Загальний вигляд нечіткої бази знань Сугено

Номер вхідної комбінації	Вхідні змінні				Результуюча змінна
	x_1	x_2	$\dots x_i \dots$	x_n	y
1	a_1^1	a_2^1	a_i^1	a_n^1	$f_1(x_1, x_2, \dots, x_n)$
2	a_1^2	a_2^2	a_i^2	a_n^2	$f_2(x_1, x_2, \dots, x_n)$
...
K	a_1^K	a_2^K	a_i^K	a_n^K	$f_K(x_1, x_2, \dots, x_n)$

Якщо у модулі управління Мамдані нечіткий характер мають як ліва, так і права частини бази знань, то в методі нечіткого логічного висновку Сугено лінгвістичне представлення мають лише пояснювальні змінні в умовній частині правил прийняття рішень, у той час як вихід правил розраховується через функціональні залежності від кількісних значень вхідних показників. До того ж у базі знань Сугено немає вагових коефіцієнтів правил, оскільки вони вже є складовими функцій розрахунку результуючої змінної. Як і в підході Мамдані, матриця знань Сугено, наведена в табл. 2.3, визначає систему логічних висловлювань типу «ЯКЩО – ТОДІ, ІНАКШЕ»:

ЯКЩО $(x_1 = a_1^1)$ ТА $(x_2 = a_2^1)$ ТА ...ТА $(x_n = a_n^1)$,

ТОДІ $y = f_1(x_1, x_2, \dots, x_n)$, ІНАКШЕ

ЯКЩО $(x_1 = a_1^2)$ ТА $(x_2 = a_2^2)$ ТА ...ТА $(x_n = a_n^2)$,

ТОДІ $y = f_2(x_1, x_2, \dots, x_n)$, ІНАКШЕ ...

ЯКЩО $(x_1 = a_1^K)$ ТА $(x_2 = a_2^K)$ ТА ...ТА $(x_n = a_n^K)$,

ТОДІ $y = f_K(x_1, x_2, \dots, x_n)$, (2.42)

або у більш компактному вигляді:

$$\bigcap_{i=1}^n (x_i = a_i^k) \longrightarrow y = f_k(x_1, x_2, \dots, x_n), \quad k = \overline{1, K}. \quad (2.43)$$

Прийняття рішення y^* на основі сформованої бази знань, яке відповідає фіксованому вектору значень вхідних змінних $X^* = \langle x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^* \rangle$, здійснюється відповідно до алгоритму:

1. Визначається можливий діапазон змінювання вхідних показників моделі та задаються функції належності їх лінгвістичних термів. Формується база правил прийняття рішень.

2. Розраховуються значення функцій належності виходу всіх правил бази знань шляхом реалізації операції перетину (однієї з t -норм) функцій належності всіх пояснювальних змінних до встановлених для них у кожному правилі термів:

$$\mu_k(x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*) = \min \{ \mu^{a_1^k}(x_1^*), \mu^{a_2^k}(x_2^*), \dots, \mu^{a_n^k}(x_n^*) \}, \quad k = \overline{1, K}, \quad (2.44)$$

або

$$\mu_k(x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*) = \mu^{a_1^k}(x_1^*) \cdot \mu^{a_2^k}(x_2^*) \cdot \dots \cdot \mu^{a_n^k}(x_n^*), \quad k = \overline{1, K}. \quad (2.45)$$

Здійснюється визначення результуючої змінної за всіма правилами бази знань шляхом розрахунку відповідних функціональних залежностей від кількісних значень вхідних показників:

$$y_k^* = f_k(x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*), \quad k = \overline{1, K}. \quad (2.46)$$

Для реалізації функціональних залежностей (2.46) в алгоритмі Сугено найбільш часто застосовується лінійна функція вигляду

$$y_k^* = c_0^k + c_1^k x_1^* + \dots + c_n^k x_n^*, \quad k = \overline{1, K}. \quad (2.47)$$

Результуючий сигнал модуля нечіткого управління Сугено розраховується як нормалізована зважена сума виходів усіх правил y_k^* , $k = \overline{1, K}$:

$$y^* = \frac{\sum_{k=1}^K \mu_k(x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*) y_k^*}{\sum_{k=1}^K \mu_k(x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)}. \quad (2.48)$$

Отже, у результаті застосування алгоритму Сугено на виході нечіткої моделі отримується кількісне значення залежної змінної, що наближує такий підхід до інструментарію нейронних мереж. Відповідно, для налаштування таких моделей можуть залучатися алгоритми оптимізації параметрів нейромереж перцептронного типу з адаптацією для настроювання ряду додаткових параметрів.

2.3. НАЛАШТУВАННЯ НЕЧІТКОЇ БАЗИ ЗНАНЬ МАМДАНІ

У підпункті 2.2.3 викладено процес прийняття рішень на основі методу Мамдані, п. 2 якого відповідає етапу грубої настройки моделі (ручного встановлення параметрів). Проте моделі на нечіткій логіці передбачають можливість тонкої настройки їх параметрів шляхом автоматизованого налаштування на реальних даних. Цю можливість можуть забезпечити алгоритми оптимізації нейронних мереж, адаптовані для нечітких моделей.

Здатність до оптимізації на реальних даних особливо важлива в моделюванні економічних та фінансових процесів, оскільки внаслідок їх динамічної природи параметри математичної моделі обов'язково мають адаптуватися до постійно змінюваних умов. Нейромережеві методи навчання автоматизують процес налаштування моделі на нечіткій логіці та істотно скорочують час розробки і витрати на неї.

Системи, що використовують нейронні мережі для організації зв'язків між входними та залежною змінними, а також для оптимізації параметрів моделей на нечіткій логіці, називаються нейронними нечіткими (або нейро-нечіткими) системами. При цьому найважливішою властивістю цих систем є можливість їх інтерпретації у термінах логічних правил «ЯКЩО – ТОДІ». У сучасних гібридних нейронних нечітких системах нейронні мережі та нечіткі моделі комбінуються в єдину гомогенну архітектуру. Такі системи можуть інтерпретуватися або як нейронні мережі з нечіткими параметрами, або як паралельні розподілені нечіткі системи.

У загальному випадку налаштування параметрів математичної моделі на нечіткій логіці полягає в підборі таких параметрів функцій належності всіх термів для кожної змінної та ваг правил, що мінімізують деякий визначений критерій оптимальності. Для налаштування нейро-нечіткої моделі будемо використовувати критерій (2.49), який часто застосовується в теорії моделювання, оскільки він має просту похідну, зручну для подальших математичних перетворень:

$$\varepsilon_t = \frac{1}{2} (\hat{y}_t - y_t)^2, \quad (2.49)$$

де \hat{y}_t та y_t – розраховане моделлю та реальне значення результуючої змінної на t -му кроці навчання.

Проведемо адаптацію деяких відомих алгоритмів оптимізації нейронних мереж з метою отримання здатності до налаштування нейро-нечітких систем. Зазначимо, що можливість застосування того чи іншого алгоритму залежить від виду функцій належності, які використовуються в моделі. Так, наприклад, градієнтні методи оптимізації не можуть бути застосовані для нечітких моделей з функціями належності, які не мають похідних на всій області визначення. Наведемо декілька алгоритмів оптимізації параметрів нейро-нечітких систем і висвітливо їхні основні характеристики та обмеження щодо їх використання.

2.3.1. Адаптація алгоритму зворотного поширення помилки для навчання нейро-нечіткої моделі

Алгоритм зворотного поширення помилки був розроблений спеціально для налаштування багатошарових нейронних мереж [64]. Сутність цього алгоритму полягає в тому, що знаходження оптимальної конфігурації моделі здійснюється шляхом пошуку максимуму зменшення градієнта за всіма параметрами цієї моделі. Подібний алгоритм може бути застосований і для налаштування нейро-нечітких систем, якщо від їхніх функцій належності можуть бути взяті часткові похідні за всіма параметрами оптимізації.

Наведемо приклад застосування алгоритму зворотного поширення помилки «Error Back Propagation» [106; 107] для налаштування нечіткої моделі типу Мамдані із квазідзвоноподібними функціями належності (2.21) (див. рис. 2.8, 2.10), які мають прості часткові похідні.

Відповідно до співвідношень (2.38)–(2.40) представимо нечітку математичну модель у вигляді системи функцій належності результуючої та входних змінних до своїх термів:

$$\mu^{d_j}(y) = \max_{p=1, k_j} \left\{ w_{jp} \min_{i=1, n} [\mu^{jp}(x_i)] \right\}, \quad j = \overline{1, m}, \quad (2.50)$$

$$\mu^{jp}(x_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x_i - b_i^{jp}}{c_i^{jp}} \right)^2}, \quad p = \overline{1, k_j}, \quad j = \overline{1, m}, \quad i = \overline{1, n}, \quad (2.51)$$

де $\mu^{d_j}(y)$ – функція належності результуючої змінної y до класу d_j ;
 $\mu^{j^p}(x_i)$ – функція належності вхідної змінної x_i нечіткій множині, що описується лінгвістичним термом $a_i^{j^p}$.

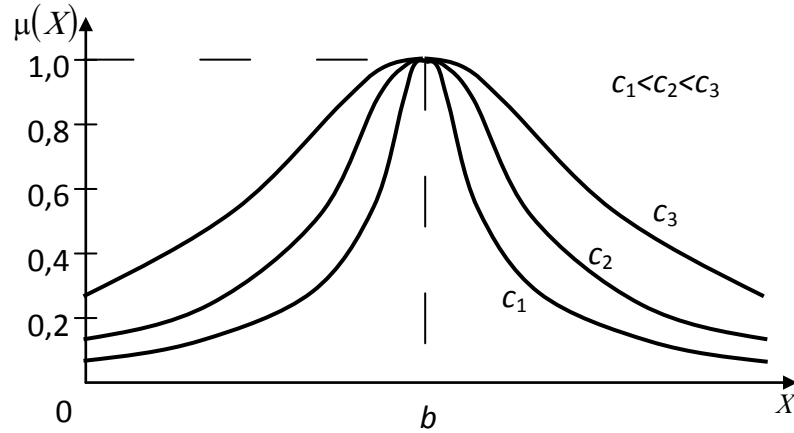


Рис. 2.10. Модель квазідзвоноподібної функції належності

Сутність оптимізації моделі полягає в підборі таких ваг правил w та параметрів c і b функцій належності кожного терму для всіх змінних y та x_i , $i = \overline{1, n}$, які мінімізують розходження (2.49) між результатами нейро-нечіткої апроксимації і реальним поведінням об'єкта. Для налаштування параметрів моделі скористаємося системою рекурентних співвідношень, що мінімізують критерій (2.49):

$$w_{jp}(t+1) = w_{jp}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_i}{\partial w_{jp}(t)}, \quad p = \overline{1, k_j}, \quad j = \overline{1, m}, \quad (2.52)$$

$$c_i^{jp}(t+1) = c_i^{jp}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_i}{\partial c_i^{jp}(t)}, \quad p = \overline{1, k_j}, \quad j = \overline{1, m}, \quad i = \overline{1, n}, \quad (2.53)$$

$$b_i^{jp}(t+1) = b_i^{jp}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_i}{\partial b_i^{jp}(t)}, \quad p = \overline{1, k_j}, \quad j = \overline{1, m}, \quad i = \overline{1, n}, \quad (2.54)$$

де $w_{jp}(t)$ – вага jp -го правила прийняття рішень на t -му кроці навчання, $j = \overline{1, m}$, $p = \overline{1, k_j}$;

$c_i^{jp}(t)$, $b_i^{jp}(t)$ – параметр стиснення-розтягування та координата максимуму функції належності змінної x_i лінгвістичному терму a_i^{jp} в рядку jp бази знань на t -му кроці навчання, $i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, m}$, $p = \overline{1, k_j}$;

η – параметр навчання.

Часткові похідні, що входять до коригувальних функцій (2.52)–(2.54), характеризують чутливість помилки ε_i до зміни параметрів w , c і b нейро-нечіткої моделі та обчислюються за співвідношеннями:

$$\frac{\partial \varepsilon_i}{\partial w_{jp}} = v_1 v_2 v_3 \frac{\partial \mu^{d_j}(y)}{\partial w_{jp}}, \quad (2.55)$$

$$\frac{\partial \varepsilon_i}{\partial c_i^{jp}} = v_1 v_2 v_3 v_4 \frac{\partial \mu^{j^p}(x_i)}{\partial c_i^{jp}}, \quad (2.56)$$

$$\frac{\partial \varepsilon_i}{\partial b_i^{jp}} = v_1 v_2 v_3 v_4 \frac{\partial \mu^{j^p}(x_i)}{\partial b_i^{jp}}. \quad (2.57)$$

Розпишемо порядок розрахунку допоміжних змінних v_1, \dots, v_4 , які містяться у співвідношеннях визначення часткових похідних (2.55)–(2.57).

$$v_1 = \frac{\partial \varepsilon_i}{\partial y} = y_i - \hat{y}_i. \quad (2.58)$$

При обчисленні значення v_1 , згідно з (2.58), необхідно зважати на певні особливості результуючої змінної y , що бере участь у розрахунках. Так, у результаті застосування функції (2.41) на виході нечіткої моделі Мамдані отримується лінгвістична оцінка результативного показника, визначена на дискретній множині значень D . Однак для розрахунку змінної v_1 необхідно перевести отриману лінгвістичну оцінку у кількісну форму, застосувавши при цьому операцію дефазифікації.

Оскільки відповідно до задачі дослідження у результаті проведення операції дефазифікації необхідно здійснити не кількісну інтерпретацію певної нечіткої множини за її функцією належності, як це показано у підп. 2.1.4, а визначити кількісну оцінку змінної за ступенями її належності до різних нечітких множин, що описуються всіма лінгвістичними термами d_j , $j = \overline{1, m}$, то подібна операція здійснюється у спосіб, відмінний від висвітлених вище.

Одним із можливих варіантів дефазифікації є такий: універсальна множина результативного показника у розглядається як сукупність чітких підмножин (2.59), що описуються тими самими лінгвістичними термами d_j , $j = 1, m$, що і відповідні нечіткі множини. Область визначення кожної такої чіткої підмножини характеризується найбільшим значенням функції належності змінної y до відповідної нечіткої множини, ніж до всіх інших нечітких множин.

$$[\underline{y}, \bar{y}] = \underbrace{[\underline{y}, y_1]}_{d_1} \cup \underbrace{[y_1, y_2]}_{d_2} \cup \dots \cup \underbrace{[y_{m-1}, \bar{y}]}_{d_m}. \quad (2.59)$$

За таких умов операція дефазифікації здійснюється за співвідношенням

$$\hat{y}_t = \frac{y\mu^{d_1}(y) + y_1\mu^{d_2}(y) + \dots + y_{m-1}\mu^{d_m}(y)}{\mu^{d_1}(y) + \mu^{d_2}(y) + \dots + \mu^{d_m}(y)}. \quad (2.60)$$

Якщо результуюча змінна y є суто якісною і не може бути інтерпретована кількісно або виникають труднощі з розбиттям множини її можливих значень на чіткі підмножини, то використання функції (2.58) для розрахунку v_1 стає неможливим. У такому випадку співвідношення (2.58) можна переписати по-іншому. Так, оскільки нам необхідно знайти у числовому виразі різницю між розрахованим моделлю та реальним термами результуючої змінної, цю різницю можна визначити із застосуванням узагальненої відстані за Хеммінгом [109], якщо скористатися формою запису нечіткої множини (2.1):

$$v_1 = y_t - \hat{y}_t = \sum_{l=1}^m [\mu^{d_l}(y_t) - \mu^{d_l}(\hat{y}_t)]. \quad (2.61)$$

Наведемо функції розрахунку інших допоміжних змінних v_2, \dots, v_4 :

$$v_2 = \frac{\partial y}{\partial \mu^{d_j}(y)} = \frac{\bar{d}_j \sum_{l=1}^m \mu^{d_l}(y) - \sum_{l=1}^m \bar{d}_l \mu^{d_l}(y)}{\left(\sum_{l=1}^m \mu^{d_l}(y) \right)^2}, \quad (2.62)$$

$$v_3 = \frac{\partial \mu^{d_j}(y)}{\partial \prod_{l=1}^n \mu^{j_p}(x_l)} = w_{j_p}, \quad (2.63)$$

$$v_4 = \frac{\partial \prod_{l=1}^n \mu^{j_p}(x_l)}{\partial \mu^{j_p}(x_i)} = \frac{1}{\mu^{j_p}(x_i)} \prod_{l=1}^n \mu^{j_p}(x_l), \quad (2.64)$$

$$\frac{\partial \mu^{d_j}(y)}{\partial w_{j_p}} = \prod_{l=1}^n \mu^{j_p}(x_l), \quad (2.65)$$

$$\frac{\partial \mu^{j_p}(x_i)}{\partial c_i^{j_p}} = \frac{2c_i^{j_p}(x_i - b_i^{j_p})^2}{\left((c_i^{j_p})^2 + (x_i - b_i^{j_p})^2 \right)^2}, \quad (2.66)$$

$$\frac{\partial \mu^{j_p}(x_i)}{\partial b_i^{j_p}} = \frac{2(c_i^{j_p})^2(x_i - b_i^{j_p})}{\left((c_i^{j_p})^2 + (x_i - b_i^{j_p})^2 \right)^2}. \quad (2.67)$$

Ураховуючи викладене вище, перепишемо співвідношення (2.52)–(2.67) у вигляді, зручному для автоматизованого налаштування параметрів нейро-нечіткої моделі:

$$w_{j_p}(t+1) = w_{j_p}(t) - \eta v_{j_p}, \quad p = \overline{1, k_j}, \quad j = \overline{1, m}, \quad (2.68)$$

$$c_i^{j_p}(t+1) = c_i^{j_p}(t) - \eta \frac{2v_{j_p} c_i^{j_p} (x_i - b_i^{j_p})^2}{\mu^{j_p}(x_i) \left((c_i^{j_p})^2 + (x_i - b_i^{j_p})^2 \right)^2}, \quad p = \overline{1, k_j},$$

$$j = \overline{1, m}, \quad i = \overline{1, n}, \quad (2.69)$$

$$b_i^{j_p}(t+1) = b_i^{j_p}(t) - \eta \frac{2v_{j_p} (c_i^{j_p})^2 (x_i - b_i^{j_p})}{\mu^{j_p}(x_i) \left((c_i^{j_p})^2 + (x_i - b_i^{j_p})^2 \right)^2}, \quad p = \overline{1, k_j},$$

$$j = \overline{1, m}, \quad i = \overline{1, n}, \quad (2.70)$$

де

$$v_{jp} = w_{jp} \frac{\bar{d}_j \sum_{l=1}^m \mu^{d_l}(y) - \sum_{l=1}^m \bar{d}_l \mu^{d_l}(y)}{\left(\sum_{l=1}^m \mu^{d_l}(y)\right)^2} \sum_{l=1}^m [\mu^{d_l}(y_i) - \mu^{d_l}(\hat{y}_i)] \prod_{l=1}^n \mu^{jp}(x_l). \quad (2.71)$$

Аналогічно правилу «Error Back Propagation» для нейронних мереж, алгоритм навчання нейро-нечіткої моделі складається із двох фаз. На першій фазі за співвідношенням (2.41) розраховується значення результуючої змінної об'єкта y , що відповідає заданій архітектурі моделі. На другій фазі обчислюється значення нев'язки ϵ_t (2.49) і за співвідношеннями (2.68)–(2.71) перераховуються ваги правил та параметри всіх функцій належності моделі на нечіткій логіці.

2.3.2. Алгоритм «Extended Delta-Bar-Delta» налаштування параметрів нечіткої моделі

Алгоритм зворотного поширення помилки є найвідомішою процедурою навчання нейронних мереж. Він полягає в знаходженні із застосуванням методу градієнтного спуску параметрів нейромережі, які відповідають точці на поверхні помилок, де похибка моделювання мінімальна. Проте від багатьох функцій належності, таких як трапецієподібні чи трикутні, похідні не можуть бути взяті через їх кусково-лінійну природу. Відповідно, стає неможливим застосування алгоритму зворотного поширення помилки з метою проведення оптимізації моделі, побудованої на їх основі.

Різновид даного алгоритму – «Extended Delta-Bar-Delta», розроблений Мінаї та Уільямсом [65; 66; 110], здійснює пошук оптимальної конфігурації моделі шляхом покрокового регулювання параметрів налаштування. У ньому для визначення напрямку зміни кожного параметра з метою знаходження оптимуму не береться часткова похідна похибки моделювання (2.41) за цим параметром, а здійснюється звичайний підбір значення параметра, за якого похибка буде зменшуватися. Розробники алгоритму для прискорення оптимізації застосували значення величини кроку та моменту зв'язку (*momentum*), що являє собою деяке число, пропорційне попередній зміні параметра:

$$\Delta x_i^{jp}(t+1) = r_x(t) \cdot \eta \cdot x_i^{jp}(t) - (1 - r_x(t)) \cdot \Delta x_i^{jp}(t), \quad (2.72)$$

$$x_i^{jp}(t+1) = x_i^{jp}(t) + \Delta x_i^{jp}(t+1), \quad p = \overline{1, k_j}, \quad j = \overline{1, m}, \quad i = \overline{1, n}, \quad (2.73)$$

де x – усі параметри моделі, що підлягають оптимізації: ваги правил w та параметри всіх функцій належності (наприклад, для трапецієподібних – це \underline{x}' , \underline{x} , \bar{x} , \bar{x}' , для квазідзвоноподібних – c і b);

r_x – момент зв'язку – ступінь навчання параметра x , $r_x \in (0, 1) \quad \forall x$:

$$r_x(t) = \begin{cases} r_x(t-1) + \Delta r_x, & \text{якщо } (R_x(t) > 0) \text{ та } (R_x(t-1) > 0) \\ r_x(t-1) - \Delta r_x, & \text{якщо } (R_x(t) < 0) \text{ та } (R_x(t-1) < 0) \end{cases}, \quad (2.74)$$

де Δr_x – величина зміни моменту зв'язку параметра x . Для кожного параметра ця величина може визначатися за окремою функцією. Проте для простоти обчислень може бути просто прирівняна, наприклад, до 0,001;

$R_x(t)$ – допоміжний коефіцієнт, що визначається за співвідношенням:

$$R_x(t) = -x(t) \frac{\Delta x(t)}{r_x(t)}. \quad (2.75)$$

Як видно, кожен параметр моделі x коригується відповідно до власного коефіцієнта r_x , що контролює його збільшення чи зменшення. На початку роботи алгоритму значення кожного коефіцієнта $r_x(0)$ прирівнюється 0,5. Ці значення змінюються в кінці кожної епохи навчання.

Зауважимо, що на сьогодні розроблено значне різноманіття підходів до налаштування параметрів моделей на нечіткій логіці. Серед них особливо виділяються генетичні алгоритми, оскільки вони можуть бути застосовані для будь-яких видів функцій належності, різноманітних структур нечітких нейронних мереж. Ознайомитися з реалізацією та роботою подібних алгоритмів можна, наприклад, у монографіях [99; 106; 111; 112].

2.3.3. Оптимізація нечіткої моделі на основі самоорганізації

Як показано вище, проведення навчання моделей на нечіткій логіці дозволяє оптимізувати параметри функцій належності всіх змінних та скоригувати правила прийняття рішень. Однак навіть за

доволі спрощеної бази знань та мінімуму термів кожної змінної з малою кількістю параметрів функцій належності пошук оптимальної структури нечіткої моделі стає досить складним завданням через надто заплутану конфігурацію багатовимірної гіперповерхні помилок моделювання.

Відповідно, налаштування структури нейро-нечіткої моделі є надскладним завданням навіть для найефективніших методів оптимізації і, напевно, приведе до винайдення все-таки локального мінімуму на поверхні помилок. У будь-якому випадку вибір ефективного початкового наближення для проведення оптимізації параметрів моделі на нечіткій логіці є надзвичайно важливим етапом конструювання моделі.

Вище при формуванні структури моделі ми виходили із припущення, що мають бути відомі хоча б у першому наближенні як функції належності нечітких множин, так і пов'язані з ними правила прийняття рішень. Але кількість лінгвістичних термів жорстко встановлювалася для кожної змінної і не змінювалася у процесі навчання, як і структура бази знань (якщо не брати до уваги коригування ваг логічних правил). Завдання навчання полягало в адаптації параметрів моделі до реальних даних, щоб мінімізувати похибку на її виході.

Відповідно, одним із центральних моментів при конструюванні моделі на нечіткій логіці є встановлення для кожної змінної переліку можливих нечітких множин та їх лінгвістичних термів, а також визначення структури та параметрів відповідних до них функцій належності.

Звісно, можна підібрати функції належності з урахуванням знань та інтуїції експертів або розподілити їх рівномірно на універсальних множинах своїх змінних. Проте за наявності статистики по кожному показнику більш доречним для побудови функцій належності може бути застосування методу статистичного угруповання на основі самоорганізації. У такому разі на множині статистичних даних формуються кластери із таким розташуванням їх центрів та підбором радіусів, щоб покрити тільки ті області універсальної множини, у яких містяться дані.

Якщо немає необхідності в отриманні заздалегідь заданої кількості лінгвістичних термів, можна застосувати підхід до угруповання даних у кластери, який описано у п. 1.5. Якщо є потреба у відборі функцій належності для опису змінної x_i зі встановленою кількістю

термів q_i , то вирішення цієї задачі можна здійснити відповідно до запропонованого у [113; 114] алгоритму:

Етап 1 (Фіксація центрів функцій належності). На початку алгоритму всі центри функцій належності змінної x_i , $i = \overline{1, n}$, розміщуються рівномірно по усій універсальній множині цієї змінної. Після цього по чергово подаються всі спостереження за досліджуванним показником і серед встановлених центрів переможцем обирається той, який є найближчим до поданого значення змінної x_i . Оскільки відбір переможця здійснюється лише за одним показником, а не на основі значень деякого набору факторів, то відстань до центрів функцій належності вимірюється не за Евклідом (на зразок до (1.43) у п. 1.5 для карт Кохонена), а за звичайною арифметичною різницею за модулем:

$$y_q = \begin{cases} 1, & |x_i(t) - b_i^q(t)| = \min_{j=1, q_i} |x_i(t) - b_i^j(t)|, \\ 0, & |x_i(t) - b_i^q(t)| \neq \min_{j=1, q_i} |x_i(t) - b_i^j(t)|, \end{cases} \quad q = \overline{1, q_i}, \quad (2.76)$$

де $x_i(t)$ – значення t -го спостереження i -тої змінної, $i = \overline{1, n}$;

$b_i^q(t)$ – значення центра функції належності q -го терму i -тої змінної на t -му кроці навчання, $i = \overline{1, n}$, $q = \overline{1, q_i}$;

q_i – кількість термів змінної x_i , $i = \overline{1, n}$, що утворюють термножину $A_i = \{v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^{q_i}\}$.

Переможцем у такому змаганні виявляється лінгвістичний терм з тим центром функції належності, який ближче за інших знаходився до поданого значення змінної $x_i(t)$. Результат розрахунку функції (2.76) для такого терму буде «одиниця», а для всіх інших термів – «нуль». Відповідно до принципів самоорганізації наступне значення центра функції належності терму-переможця визначається за коригувальним правилом:

$$b_i^q(t+1) = b_i^q(t) + \alpha(t) \cdot [x_i(t) - b_i^q(t)], \quad (2.77)$$

де $\alpha(t)$ – коефіцієнт швидкості навчання ($0 < \alpha(t) \leq 1$), що з кожною епохою навчання t зменшується.

Центри функцій належності всіх інших термів, виходом яких (2.76) був «нуль», залишаються незмінними:

$$b_i^q(t+1) = b_i^q(t) \quad \forall y_q = 0, \quad q = \overline{1, q_i}. \quad (2.78)$$

Узагальнюючи наведені вище співвідношення (2.76)–(2.78), розрахунок центрів функцій належності всіх термів кожної змінної в моделі на нечіткій логіці здійснюватиметься згідно з такою ітеративною процедурою:

$$b_i^q(t+1) = \begin{cases} b_i^q(t) + \alpha(t) \cdot [x_i(t) - b_i^q(t)], & |x_i(t) - b_i^q(t)| = \min_{j=\overline{1, q_i}} |x_i(t) - b_j^q(t)|, \\ b_i^q(t), & |x_i(t) - b_i^q(t)| \neq \min_{j=\overline{1, q_i}} |x_i(t) - b_j^q(t)|, \end{cases} \quad i = \overline{1, n}, \quad q = \overline{1, q_i}. \quad (2.79)$$

Зауважимо, якщо кількість спостережень за змінною x_i є досить малою, то після використання їх усіх для коригування параметрів функцій належності цієї змінної спостереження доцільно застосовувати повторно.

Етап 2 (Установлення ширини функцій належності). Після визначення центрів функцій належності всіх термів кожної змінної x_p , $i = \overline{1, n}$, переходимо до розрахунків інших їх параметрів, зокрема тих, які визначають ширину зони охоплення можливих значень змінної. Для цього скористаємося критерієм (2.80), розробленим у [113] на основі методу « N найближчих сусідів», мінімізація якого дозволить визначити шукані параметри розтягнення функцій належності c_i^q , $q = \overline{1, q_i}$:

$$E_i = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^{q_i} \left[\sum_{k \in N_i^q} \left(\frac{b_i^k - b_i^q}{c_i^q} \right)^2 - r \right]^2 \xrightarrow{c_i^1, \dots, c_i^{q_i}} \min, \quad (2.80)$$

де b_i^k – значення центру функції належності k -го терму змінної x_i з числа N_i^q найближчих сусідів до центру b_i^q q -ї функції належності цієї самої змінної;

c_i^q – ширина області значень змінної x_p , що охоплюється функцією належності q -го терму;

r – параметр, який визначає міру накладання функцій належності.

Оскільки на наступних етапах навчання нечіткої моделі будуть додатково оптимізуватися як центри функцій належності, так і інші їх параметри, які визначають ширину зони покриття значень своїх

змінних, то на цьому етапі можна обмежитися знаходженням першого найближчого сусіда та застосувати для розрахунку c_i^q вираз:

$$c_i^q = \min \left\{ \frac{|b_i^q - b_i^{q-1}|}{\sqrt{r}}, \frac{|b_i^q - b_i^{q+1}|}{\sqrt{r}} \right\}, \quad i = \overline{1, n}, \quad j = \overline{1, q_i}. \quad (2.81)$$

Функція (2.81) розраховує ступінь розтягнення функції належності q -го терму на основі відстані від її центра до найближчого центра серед інших термів цієї самої змінної. Звісно, якщо q -й лінгвістичний терм є або першим, або останнім у терм-множині, то у функції (2.81) береться відстань до центру другого або передостаннього терму, відповідно.

Тут параметр міри перетину функцій належності r установлюється заздалегідь на основі суб'єктивних міркувань розробника нечіткої системи. Крім того, функція (2.81) найкраще підійде для підбору коефіцієнта стиснення-розтягування гаусової (2.20) або квазідзвоноподібної (2.21) функції належності. Якщо функція належності має інший вигляд, то визначення її ширини є сенс здійснювати у дещо інший спосіб.

Зауважимо, що на цьому питанні не варто особливо затримуватися, якщо передбачається подальша оптимізація параметрів моделі на нечіткій логіці. Якщо тут навчання моделі припиниться, то етапу встановлення ширини функцій належності при ініціалізації параметрів нечіткої моделі варто приділити більше уваги. Із більш раціональним підходом до вибору параметрів функцій належності на основі карт самоорганізації Кохонена можна ознайомитися з роботи [115].

Наголосимо, що викладені вище етапи 1 і 2 виконуються для встановлення параметрів функцій належності всіх пояснювальних та результуючих змінних моделі на нечіткій логіці.

Етап 3 (Формування бази правил прийняття рішень). Побудова бази знань до нечіткої моделі відповідно до викладеного у підп. 2.2.2 підходу ґрунтується на передумові, що логічні правила, які пов'язують вхідні змінні з можливими вихідними станами об'єкта дослідження, є відомими. Відповідно, при утворенні правил прийняття рішень, згідно з підходом Мамдані, застосовуються експертні знання, які вносять у процес розрахунків певну частку суб'єктивізму. Проте існує альтернатива такому підходу, коли при формуванні нечіткої бази знань типу Мамдані вдається уникнути необхідності у залученні експертів.

Так, якщо правила прийняття рішень невідомі, то спочатку можна сформулювати всі можливі комбінації з усіх лінгвістичних термів вхідних змінних, які відповідатимуть кожному з термів результуючої змінної. У результаті отримаємо базу знань із $K = m \cdot q_1 \cdot \dots \cdot q_i \cdot \dots \cdot q_n$ правил, де m – кількість лінгвістичних термів результативного показника, q_i – кількість термів i -тої вхідної змінної, а n – кількість вхідних змінних.

Далі здійснюється оптимізація моделі на нечіткій логіці тільки за ваговими коефіцієнтами правил прийняття рішень. При цьому на даному етапі всі інші параметри моделі (параметри всіх функцій належності вхідних та результуючої змінних) залишаються незмінними. Після налаштування моделі на реальних даних вагові коефіцієнти вказуватимуть на правила, які коректно здійснюють визначення терму результативного показника на основі заданої комбінації термів вхідних змінних. За результатами такої оптимізації буде проведено відсіювання правил таким чином, щоб кожній умовній частині було поставлено у відповідність лише один висновок, для якого ваговий коефіцієнт виявився найбільшим серед таких самих правил.

Подібне навчання дозволяє зробити відсів некоректних правил та уникнути дублювання однакових правил, що відповідають різним лінгвістичним термам результативного показника. Якщо ваги правил, що залишилися в базі знань, виявляються близькими до нуля, то такі правила не здійснюють відчутного впливу на результуючу змінну та, відповідно, ними також можна знехтувати.

Після проріджування правил переходимо до зменшення їх кількості шляхом об'єднання. На доцільність об'єднання можуть вказувати такі ознаки: деякі правила мають однаковий висновок, при цьому їх умовна частина здебільшого збігається та лінгвістичні значення якоїсь змінної у ряді таких правил утворюють повну терм-множину цієї змінної. Подібні проріджування та об'єднання здійснюються автоматизовано, але якщо у цьому є потреба, структура сформованої таким чином бази знань може верифікуватися експертом.

Етап 4 (Навчання моделі з учителем). Після формування структури бази знань і початкового встановлення параметрів функцій належності всіх лінгвістичних термів усіх змінних можна перейти до тонкої настройки нейро-нечіткої моделі. На цьому етапі здійснюється налаштування всіх параметрів моделі (усіх функцій належності та ваг логічних правил) із застосуванням алгоритму «Error Back Propagation» (описаного у підп. 2.3.1), «Extended Delta-Bar-Delta» (підп. 2.3.2) або іншого методу оптимізації моделей на нечіткій логіці.

ВИСНОВКИ ДО ГЛАВИ 2

У другій главі монографії розкрито сутність теорії нечітких множин, її базові поняття та положення, наведено операції над нечіткими множинами та відношення еквівалентності множин. Зроблено роз'яснення змісту лінгвістичної змінної, функції належності та наведено декілька варіантів побудови цих функцій з висвітленням їх основних характеристик, а також розкрито сутність і порядок проведення операцій фазифікації та дефазифікації.

Висвітлено базові поняття та положення теорії нечіткої логіки. Зокрема, розкрито методологію побудови бази правил прийняття рішень згідно з підходами Мамдані та Сугено, а також наведено принципи конструювання на її основі відповідних математичних рівнянь. Показано, що нечіткі бази знань є зручним засобом формалізації причинно-наслідкових зв'язків поведінки об'єкта моделювання, оскільки містять описові послідовності щодо його функціонування у вигляді висловлювань природною мовою. Ці висловлювання поєднують вхідні та результуючі показники, задані у вигляді лінгвістичних термів.

Показано, що методи нечіткої логіки надають можливість здійснювати моделювання будь-яких соціально-економічних систем, навіть для яких відсутня яка-небудь повноцінна статистика, або серед інформативних факторів є лише якісні показники, а також дозволяють враховувати експертні знання у предметній області. Крім того, моделі, побудовані на нечіткій логіці, є адаптивними до мінливих умов економіки та, на відміну від класичних економетричних підходів, не вимагають дотримання гіпотези про стаціонарність досліджуваних процесів або незмінність зовнішнього середовища, що особливо важливо на сучасному етапі розвитку світової економіки (зокрема української).

Таким чином, нечітка логіка є зручним інструментом, який дозволить економістам та фінансистам, які не обов'язково є фахівцями з математичного моделювання, встановлювати логічні зв'язки між пояснювальними та залежними змінними у фінансово-економічних системах, користуючись виразами природної мови, та здійснювати математично обґрунтований аналіз і прогнозування розвитку цих систем.

Також у другій главі обґрунтовується доцільність створення гібридних нейро-нечітких систем, які отримують значну кількість додаткових переваг за рахунок синергетичного ефекту. Зокрема, з метою тонкої настройки параметрів моделей на нечіткій логіці запропоновано скористатися методами оптимізації нейронних мереж. Висвітлено принципи налаштування нечітких моделей на основі алгоритмів «Error Back Propagation» та «Extended Delta-Bar-Delta», а також надано рекомендації щодо застосування цих алгоритмів залежно від виду функцій належності, на базі яких модель побудовано.

Зважаючи на надзвичайно складну конфігурацію багатовимірної гіперповерхні похибок моделей на нечіткій логіці, обґрунтовано доцільність використання алгоритмів знаходження ефективного початкового наближення для проведення оптимізації. З цією метою запропоновано здійснювати ініціалізацію параметрів функцій належності шляхом застосування методу статистичного угруповання елементів на основі карт самоорганізації. Також викладено підхід до автоматизованого формування бази правил прийняття рішень, що дозволяє уникнути впливу суб'єктивних міркувань експертів при створенні моделей на нечіткій логіці.

Таким чином, у цій главі монографії сформульовано теоретико-методологічні положення щодо конструювання економіко-математичних моделей на основі методів теорій нечітких множин та нечіткої логіки, що здатні надати аналітику можливість науково обґрунтованого вирішення різноманітних економічних задач.

У наступних главах монографії висвітлено існуючі методи прогнозування фінансових часових рядів та аналізу процесів у податковій сфері. Проаналізуємо їх сильні та слабкі сторони та обґрунтуємо доцільність застосування інструментарію нейронних мереж та нечіткої логіки для моделювання цих процесів в умовах транзитивної економіки.

Глава 3

АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ

3.1. КРИТЕРІЇ ОЦІНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ

Однією з головних передумов організації ефективного управління державними фінансами є розробка та використання спеціалізованих інформаційно-аналітичних систем для аналізу, прогнозування та планування розвитку базових показників у фінансовій сфері зокрема та народного господарства в цілому. В основу подібних інформаційно-аналітичних систем мають бути закладені надійні ефективні методи прогнозування. Перевірку ефективності систем прогнозування можна зробити із застосуванням критеріїв оцінювання точності прогнозу. Наведемо кілька поширених критеріїв, а також здійснимо короткий аналіз їх сильних і слабких сторін.

Оцінка значущості економетричної моделі на основі F -критерію Фішера та коефіцієнта детермінації. Зауважимо, що в загальній постановці завдання прогнозування вирішується виходячи з того, що часові ряди, які прогнозуються, у подальшому будуть вести себе відповідно до тих функціональних закономірностей, яким вони відповідали раніше. І побудова моделі зводиться до розрахунку її параметрів, які узгоджують значення вхідних змінних із відповідними до них значеннями результативного показника. Перевірку адекватності економетричної моделі можна зробити шляхом оцінки міри цієї узгодженості на основі F -критерію Фішера.

Цей критерій показує, наскільки відповідає математична модель, яка відтворює залежність між змінними, експериментальним даним, і чи достатньо включених у рівняння пояснювальних змінних для

опису залежної змінної. Значення критерію Фішера порівнюється із табличним значенням за встановленого рівня значущості та заданої кількості ступенів свободи. Це порівняння дає можливість робити висновок, чи побудована лінійна модель узагалі придатна для відтворення результуючого показника на базі наявних значень вхідних змінних.

Ще однією ефективною оцінкою адекватності регресійної моделі (мірою адаптації економетричної моделі до спостережуваних значень) є коефіцієнт детермінації $R^2 \in [0; 1]$. Цей коефіцієнт показує, яка частка дисперсії результативної ознаки обумовлена варіацією пояснювальних змінних. Відповідно, показник $(1 - R^2)$ характеризує частку дисперсії вихідної змінної, викликану впливом інших, не врахованих у моделі факторів. Чим ближче значення R^2 до одиниці, тим більшу частку зміни залежного показника можна пояснити за рахунок варіації включених у модель вхідних факторів, отже, економетрична модель добре апроксимує вихідні дані та її можна використовувати для прогнозування значень результативної ознаки.

Підсумовуючи зазначене вище, зауважимо, що при конструюванні економетричної моделі доцільно відбирати такі пояснювальні змінні, які дозволяють підвищити її адекватність (збільшити значення коефіцієнта детермінації чи F -критерію Фішера).

Підкреслимо, що вказані критерії можна застосовувати для перевірки значущості лише економетричних моделей. Для оцінки адекватності інших економіко-математичних моделей необхідно використовувати інші критерії. Одним із найбільш поширених та достовірних підходів є перевірка точності моделювання на базі тестової вибірки. Його доцільно застосовувати, коли статистика є достатньо великою. У такому випадку спочатку здійснюється побудова моделі на навчальній вибірці, а потім перевіряється її адекватність на тестовій вибірці (на незалежних даних, на яких модель не навчалася) із застосуванням різних критеріїв ефективності (наприклад, дисперсії відхилень прогнозу від реальних значень часових рядів тощо).

Аналіз помилок прогнозу на подібність до білого шуму. У праці [116] указується, що прогноз можна вважати прийнятним, якщо випадковій величині помилок прогнозу $\varepsilon_t = \hat{y}(t) - y(t)$ є білим шумом, тобто залишки прогнозування розподілені за нормальним законом, їх математичне сподівання дорівнює нулю та в них відсутня автокорельованість між елементами ряду. У такому випадку вважа-

ється, що жодної додаткової корисної інформації залишки надати не можуть, оскільки не містять даних стосовно будь-яких можливих тенденцій. Саме тому важливо здійснити перевірку залишків на автокорельованість та нормальне розподілення.

Однак подібний підхід не дозволяє врахувати деякої іншої важливої інформації. Може виявитися, що помилки прогнозу є дуже великими, проте вони не автокорельовані та розподілені за нормальним законом із нульовим математичним сподіванням. У такому випадку важливо також оцінити міру невідповідності прогнозу реальним значенням аналізованого фінансового показника.

Середньоквадратична помилка прогнозу дозволяє визначити ступінь розкиду прогнозованих оцінок фінансового показника навколо його реальних значень:

$$\sigma_{err} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [\hat{y}(t) - y(t)]^2}, \quad (3.1)$$

де N – кількість кроків, на які робиться прогноз;

$\hat{y}(t), y(t)$ – прогнозоване та реальне значення t -го елемента часового ряду аналізованого фінансового показника.

Проте один лише показник середньоквадратичної помилки (3.1) несе небагато інформації про якість прогнозу, оскільки для стійких часових рядів здійснювати прогноз набагато легше, ніж для показників, курс яких є більш волатильним. Тому при оцінюванні точності прогнозу важливо враховувати інтенсивність коливання досліджуваного показника на визначеному відрізку часу.

Нормалізована середньоквадратична помилка прогнозу. Для того щоб можна було порівнювати якість прогнозу за різноманітними методиками для різних фінансових показників на різних ділянках часу, варто використовувати показник нормалізованої середньоквадратичної помилки (*normalized root-mean-square error*) [117], що являє собою відношення середньоквадратичної помилки (3.1) до середньоквадратичного відхилення значень аналізованого фінансового показника відносно свого математичного сподівання на прогнозованому інтервалі часу:

$$\sigma_{norm} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N [\hat{y}(t) - y(t)]^2}{\sum_{t=1}^N [E(y) - y(t)]^2}}, \quad (3.2)$$

де $E(\cdot)$ – математичне сподівання.

Подібним чином можна здійснювати оцінювання та порівняння точності прогнозування на основі різних підходів. Здійснимо порівняння ефективності різноманітних підходів для отримання прогнозу майбутніх значень фінансових часових рядів, використовуючи зазначені критерії оцінки точності прогнозування.

3.2. АНАЛІЗ КЛАСИЧНИХ ПІДХОДІВ ДО ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ

3.2.1. Класичні функції апроксимації

Для прогнозування реальних фінансових процесів необхідно застосовувати методики, що дозволяють виявляти існуючі функціональні залежності в цих процесах і, ґрунтуючись на цьому, здійснювати прогноз їх розвитку в майбутньому. Ці функціональні залежності у найпростішій постановці визначають за допомогою методів апроксимації, які базуються на припущенні, що для відомих значень прогнозованої змінної $y(t)$ можна підібрати деяку функцію заданого виду $\hat{y}(t)$, яка є близькою у певному сенсі до $y(t)$ і просто обчислюється. Потім при всіх майбутніх значеннях аргументу беруть $\hat{y}(t) \approx y(t) \forall t$ та здійснюють на основі даної функції прогнозування.

Вибравши вузлові точки і клас наближуючих функцій, необхідно вибрати одну визначену функцію з цього класу за допомогою деякого критерію якості – міри наближення. Таким критерієм може бути, наприклад, точний збіг у вузлових точках, що має такі переваги, як простота теорії і проведення розрахунків. Проте цей критерій має й недоліки, пов'язані з ігноруванням шуму, що спричиняє

виникнення похибок в обчисленні прогнозних значень $\hat{y}(t)$ (подібне явище було описано в п. 1.4 при дослідженні питання перенавчання нейронної мережі).

Інший класичний критерій застосовується в методі найменших квадратів, згідно з яким наближення $\hat{y}(t)$ обирається таким, для якого сума квадратів відхилень від реальних значень часового ряду $y(t)$ у вузлових точках є мінімальною:

$$\sum_{t=1}^N \varepsilon_t^2 = \sum_{t=1}^N (\hat{y}(t) - y(t))^2 \rightarrow \min. \quad (3.3)$$

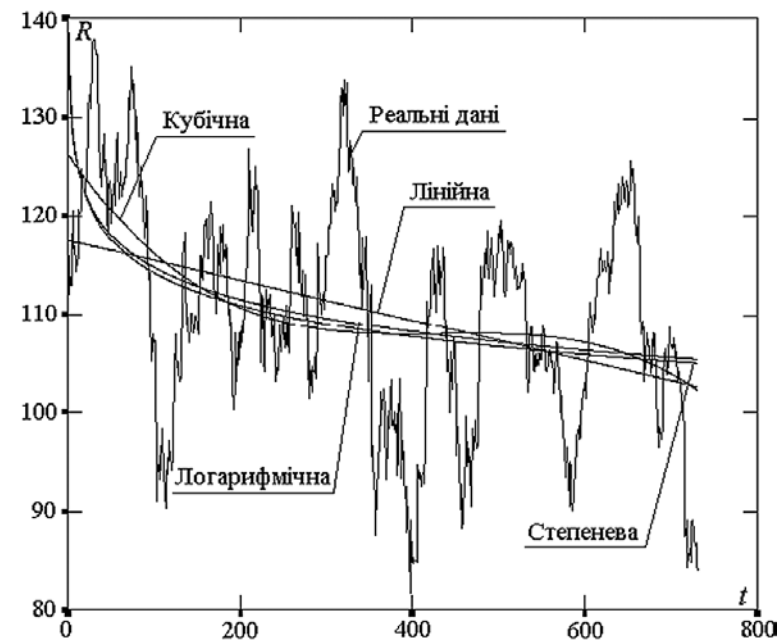


Рис. 3.1. Відтворення динаміки фінансового показника із застосуванням класичних функцій апроксимації

Цей критерій використовує дані відносно відхилень наближуючої функції від вузлових точок для того, щоб одержати деяке згладжування шуму. Як правило, класичний числовий аналіз ґрунтується на наближенні поліномами, оскільки з ними легко працювати. Однак для різних цілей використовуються й інші класи апроксимуючих функцій. Якщо здійснювати поліноміальну апроксимацію фінансових часових

рядів на базі методу найменших квадратів, можна отримати лише усереднені значення, як зображено на рис. 3.1, які не завжди можуть бути використані як прогноз фінансових показників, оскільки мають значні розбіжності з реальними даними. Вони можуть бути застосовані лише для наближеної оцінки у довгостроковому прогнозуванні або як лінія тренда, яка може бути видалена з реальних значень часового ряду фінансового показника для підвищення ефективності його прогнозування із застосуванням інших підходів. Лінії тренда курсу цінних паперів IBM Corp. за період з 28 травня 1999 року по 29 квітня 2002 року, побудовані на базі методу найменших квадратів, можна описати, наприклад, такими функціями:

- лінійна: $\hat{y}_1(t) = 117,567 - 0,021 \cdot t$;
- логарифмічна: $\hat{y}_2(t) = 136,606 - 4,748 \cdot \ln(t)$;
- кубічна: $\hat{y}_3(t) = 126,314 - 0,129 \cdot t + 0,0003 \cdot t^2 - 2 \cdot 10^{-7} t^3$;
- степенева: $\hat{y}_4(t) = 138,869 \cdot t^{-0,043}$.

Одразу зауважимо, що перед використанням подібних підходів необхідно провести спеціальне дослідження на їх відповідність реальним даним. Рисунок 3.1 наведено лише для ілюстрації можливостей простих функцій апроксимації, хоча з нього видно їх невідповідність вихідному часовому ряду фінансового показника. Можна намагатися здійснювати апроксимацію цього показника із застосуванням наведених функцій лише на окремих ділянках, де спостерігається його монотонна зміна. Однак доцільність використання такого підходу до моделювання в контексті прогнозування майбутніх значень обраного фінансового показника навіть у середньостроковій перспективі викликає значні сумніви.

Можна підвищити адекватність подібних моделей за рахунок суттєвого збільшення кількості їх параметрів, проте можливість їх застосування так чи інакше вимагатиме додаткового наукового обґрунтування. Ці функції залишаться суттєво менш ефективними за нелінійні моделі, призначені спеціально для відтворення подібних складних функціональних закономірностей, таких як моделі на нейронних мережах чи нечіткій логіці. Крім того, до розглянутих вище підходів для наближеної оцінки майбутніх значень фінансового показника або з метою видалення тренда може бути використаний також метод середнього плинного.

3.2.2. Прогнозування майбутніх значень часового ряду із використанням методу середнього плинного

Із використанням даного методу прогнозування здійснюється шляхом усереднення значень фінансового показника на визначеному часовому інтервалі. При прямуванні по осі часу цей інтервал усереднення можна переміщувати, залишаючи його ширину (вікно) постійною. Така процедура прогнозування являє собою обчислення так званого середнього плинного, за якого нове значення часового ряду в момент $T + 1$ визначається так:

$$\hat{y}(T+1) = \frac{1}{m} \sum_{t=T-m+1}^T y(t), \quad (3.4)$$

де m – інтервал усереднення;

T – кількість спостережень за поведінкою часового ряду.

При переході від моменту T до $T + 1$ одержуються оновлені значення математичного сподівання і дисперсії часового ряду фінансового показника. Відповідно, використання середніх величин припускає їх стаціонарність, а також незмінність зовнішніх умов. Однак для гіпотези про їхню сталість на всьому вибірковому інтервалі немає підстав, і в цьому також є слабкість даного методу.

У цьому підході вихідні дані, що входять до вікна усереднення, ураховуються з однаковою вагою, а вага інших спостережень прирівнюється до нуля. Очевидно, більш логічним є поступове зниження ваги даних з урахуванням їх старіння. Проте присвоєння цих ваг без застосування адекватного математичного підходу вносить певний суб'єктивізм у розв'язання задачі прогнозування. Тому з метою встановлення вагових коефіцієнтів для елементів статистичного ряду часто використовується експонентне згладжування [118; 119].

3.2.3. Прогнозування шляхом експонентного згладжування

Концептуальним підґрунтям застосування експонентного згладжування для прогнозування фінансових часових рядів є гіпотеза, що важливість показників фінансового ряду з часом зменшується, оскільки їх значення значний проміжок часу тому не дають такої самої інформативності стосовно очікуваних май-

бутніх величин, як щойно отримані показники. У такому випадку є сенс поступово знижувати вагу даних у міру їх старіння. Усунути суб'єктивізм при розстановці ваг дозволяє процедура експонентного згладжування.

Загалом, експонентне згладжування означає, що для подальших розрахунків усі елементи часового ряду будуть перераховані за принципом – чим більш пізнім був показник, тим більшу вагу він матиме. Причому останній елемент експонентно зваженого часового ряду дорівнюватиме своєму дійсному значенню, тобто ваговий коефіцієнт при ньому становитиме 1. Для забезпечення такого згладжування всі значення фінансового часового ряду $y(t)$ з обраної вибірки, яка складається із m останніх показників, будуть перераховані таким чином:

$$y_{\beta}(t) = y(t) \cdot \beta^{T-t}, \quad t = T - m + 1, \dots, T, \quad (3.5)$$

де β – коефіцієнт експонентного згладжування, $\beta = const, 0 << \beta \leq 1$;

m – глибина вибірки часового ряду, $1 << m \leq T$.

На рис. 3.2 графічно показано, як змінюється вага $k = \beta^{T-t}$ значень оновленого часового ряду фінансового показника згідно з рівнянням (3.5) у залежності від часу t появи елемента ряду. Як видно з рисунка, усі елементи, які не увійшли до вибірки (тобто для яких $t < T - m + 1$), не враховуються у прогнозних розрахунках майбутніх значень часового ряду. Тому важливим питанням стає вибір оптимальних значень не тільки коефіцієнта β , але й глибини вибірки m , за яких прогнозування фінансового показника буде проводитися найточніше.

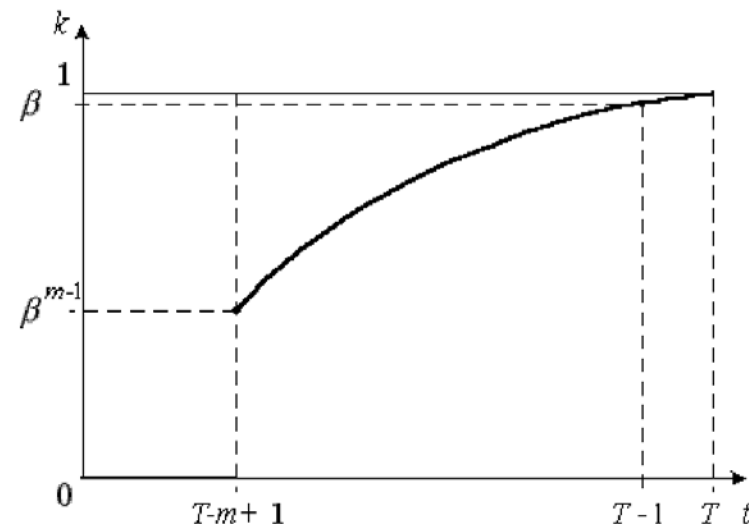


Рис. 3.2. Залежність впливу значення фінансового показника на прогноз від часу його вимірювання при експонентному згладжуванні

Процедура експонентного згладжування означає, що експонентна середня фінансового часового ряду в момент $T+1$ визначається так:

$$\hat{y}_{\beta}(T+1) = \alpha \sum_{t=T-m+1}^T y_{\beta}(t), \quad (3.6)$$

де $\alpha = const, \alpha = 1 - \beta$.

Подібно до класичних функцій апроксимації, даний підхід може бути використаний для виявлення лінії тренда. На рис. 3.3 зображені графік зміни курсу цінних паперів IBM Corp. за період з 28 травня 1999 року по 29 квітня 2002 року та лінія прогнозу курсу, розрахована на основі методу експонентного згладжування за співвідношенням (3.6) із параметрами $\beta = 0,1$ та $m = 10$.

За прогнозування шляхом експонентного згладжування максимальне відхилення від реального курсу становило \$ 15,494, мінімальне відхилення – \$ 0,082, середньоквадратичне відхилення, розраховане за формулою (3.1), становило \$ 5,389. Значення нормалізованої середньоквадратичної помилки (3.2) отримуємо на рівні 0,977 (що вказує на те, що прогноз на основі експонентного згладжування є лише трохи кращим за звичайне середнє арифметичне часового ряду).

Середнє значення відхилень прогнозу від реального курсу становить \$ 3,681, що свідчить про невідповідність залишків прогнозування білому шуму. Тобто прогноз не можна вважати прийнятним, оскільки модель не враховує існуючих тенденцій (математичне сподівання похибок моделювання суттєво відрізняється від нуля).

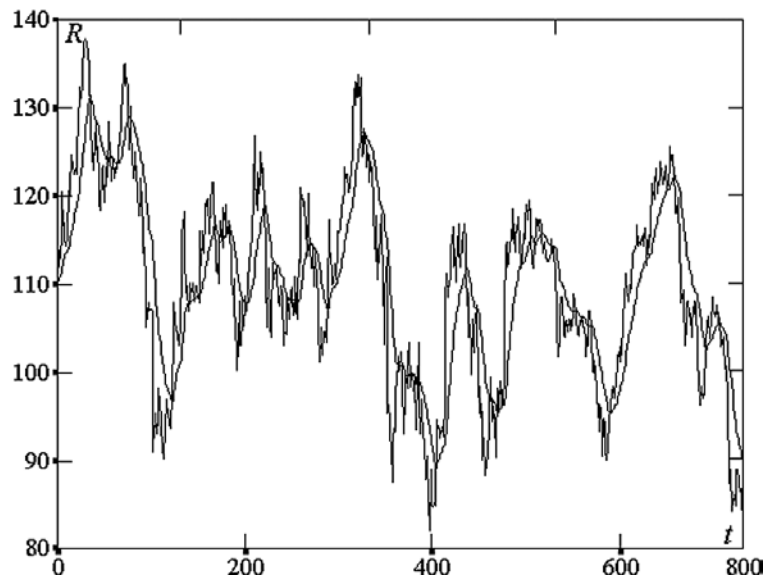


Рис. 3.3. Експонентне згладжування фінансового показника

І хоча із застосуванням даного методу лінія тренда візуально проходить досить близько до реальних даних, проте повторює їх із деяким запізненням, а отримані залишки мають надто великий розкид. Прогноз на базі такої моделі збігається з реальним значенням досліджуваного показника тільки у випадках, коли тренд цього показника змінює напрям. Відповідно, використовувати експонентне згладжування для передбачення фінансових часових рядів не є доречним. Зауважимо, що методи середнього плинного та експонентного згладжування знайшли застосування при прогнозуванні розвитку фінансових показників у теорії технічного аналізу з метою визначення моментів зміни довготривалих тенденцій.

Беручи до уваги досить низьку точність прогнозування розвитку фінансових процесів із застосуванням класичних кількісних під-

ходів та недостатню їх відповідність сучасним умовам економіки, перейдемо до моделювання складних нелінійних закономірностей із використанням нелінійних підходів. Розглянемо можливості відтворення фінансових часових рядів із застосуванням моделей, побудованих на базі інструментарію нейронних мереж, та здійснимо аналіз їх адекватності щодо прогнозування змін курсів реальних показників фондового ринку.

3.3. ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ НА ОСНОВІ ІНСТРУМЕНТАРІЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

3.3.1. Моделювання фінансових показників із застосуванням нейронних мереж типу перцептрон

З метою дослідження можливості ідентифікації нелінійних об'єктів із застосуванням нейронних мереж типу перцептрон авторами цієї монографії було проведено ряд модельних експериментів [29–31; 120–123]. У цих експериментах для налаштування параметрів нейронних мереж було взято інформацію про ціну закриття акцій компанії IBM за 680 торгових днів – з 28 травня 1999 року по 6 березня 2002 року. Після закінчення процесу навчання здійснювалося порівняння результатів прогнозування, отриманих на базі побудованої мережі, із реальними даними цін закриття акцій IBM протягом наступних 35 торгових днів у період із 7 березня по 25 квітня 2002 року.

Експерименти засвідчили, що найбільш відповідний реальним даним прогноз розвитку курсу цінних паперів можна отримати, якщо на входи мережі подавати дані за таку кількість останніх торгів, що є кратною 5 та перебуває в межах від 5 до 20. Причому найбільшою точністю прогнозу характеризується мережа, що має 10 або 15 нейронів на вхідному шарі. Це можна пояснити певною залежністю від

дня торгів та того факту, що торговий тиждень на фондових біржах дорівнює якраз 5 дням.

Наведемо приклад прогнозування курсів цінних паперів та проведення аналізу отриманих результатів на базі багатошарової нейронної мережі типу персептрон з одним внутрішнім шаром на 15 нейронів. Мережа навчалася прогнозувати ціну закриття акцій на наступний день торгів за інформацією про їхній курс за попередні 10 днів. Таким чином, нейронна мережа складається з 10 нейронів на вхідному шарі, 15 – на внутрішньому та 1 – на вихідному.

За таких параметрів нейронної мережі максимальна помилка прогнозу становила \$ 10,34, мінімальна помилка – \$ 0,02, середньоквадратична помилка прогнозу (3.1) – \$ 2,66, а значення нормалізованої середньоквадратичної помилки (3.2) було отримано на рівні $\sigma_{norm} = 0,329$. Математичне сподівання помилок прогнозу дорівнює \$ 0,6. Графік зміни реального курсу цінних паперів (суцільна лінія), його відтворення нейронною мережею (штрихова лінія до 680 пункту) та прогнозування (штрихова лінія після 680 пункту) представлені на рис. 3.4.

Як видно з рис. 3.4, прогноз здебільшого повторює значення попереднього дня. Тобто певною мірою проявляється подібність до марковських мереж. Причому прогнозовані значення курсу цінних паперів на тестовій вибірці пролягають суттєво вище за реальний курс (у середньому на \$ 0,6, як зазначено вище). Це пояснюється тим, що курс акцій IBM Corp. протягом усієї навчальної вибірки мав тенденцію до зниження і дані, з яких складається тестова вибірка, розміщуються нижче за всі інші на представленій часовій осі. Нейронна мережа навчалася на більших значеннях курсу і тому весь час намагається «повернути» основну тенденцію вгору, оскільки, за аналогією з класичними екстраполяційними моделями, нейронмережі володіють своєрідним нульовим параметром. Для того щоб унеможливити вплив нульового параметра на результати прогнозування, будемо проводити попередню обробку даних перед їх поданням на входи нейронної мережі.

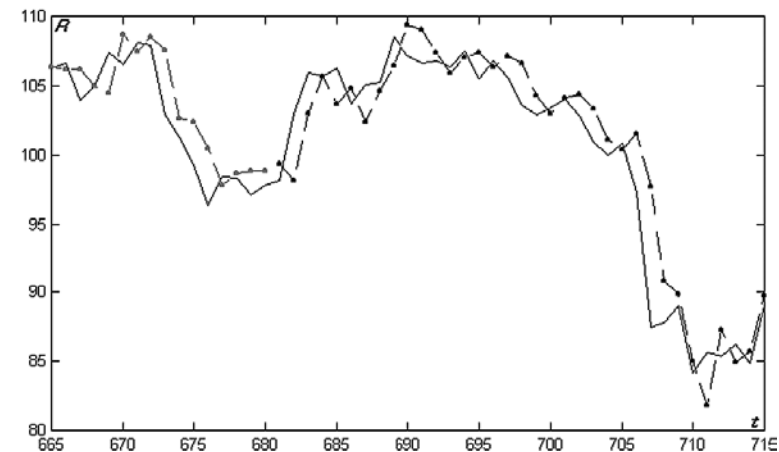


Рис. 3.4. Прогнозування курсу цінного папера IBM Corp. на базі персептрона

3.3.2. Прогнозування часового ряду залишків після експонентного згладжування

У підпункті 3.2.3 викладено підхід до прогнозування фінансових показників, що базується на плинному експонентному згладжуванні елементів часового ряду. Отриманий подібним чином прогноз виявився досить далеким від реальних значень, про що можна робити висновки з розрахованих показників його якості та рисунка 3.3.

З отриманих даних видно, що результат застосування процедури експонентного згладжування є непридатним для того, щоб його використовувати як прогнозні величини курсу цінного папера. Проте експонентне згладжування можна спробувати використати як гнучкий тренд, який є сенс видалити з реального курсу акцій і проводити прогнозування, базуючись уже на отриманих залишках.

Відповідно, було проведено прогнозування залишків після експонентного згладжування з використанням нейронної мережі такої структури: багатошаровий персептрон із 15 нейронами на вхідному шарі, 10 – на другому і 1 – на вихідному. При зазначених параметрах нейронної мережі максимальна помилка прогнозу на наступних 35 кроках становила \$ 10,448, мінімальна помилка – \$ 0,160, а середньоквадратична помилка, розрахована за формулою (3.1), – \$ 2,677. Значення нормалізованої середньоквадратичної помилки прогнозу

(3.2) для ряду, отриманого після експонентного згладжування, дорівнює 0,485. Після переведення отриманих прогнозних значень залишків від експонентного згладжування до абсолютних значень вихідного часового ряду курсу цінного папера, нормалізована середньоквадратична помилка (3.2) становила 0,303. Середнє значення помилки прогнозу дорівнює \$ 0,908.

Те, що прогноз виявився дещо гіршим, ніж у попередньому прикладі, можна пояснити так. Після видалення тренда через експонентне згладжування отримується ряд залишків, який є набагато більш коливним, ніж сам ряд зміни курсу, а розкид елементів двох рядів приблизно однаковий – близько \$ 20 між максимальним і мінімальним значеннями. А для нейронних мереж набагато складніше відтворити дуже коливну функцію та побудувати правильний прогноз, ніж функцію з малими флуктуаціями чи яскраво вираженою періодичністю. Спробуємо зменшити загальну варіацію ряду шляхом віднімання попереднього значення курсу цінних паперів від поточного.

3.3.3. Прогнозування змін фінансових показників

Наведемо приклад прогнозування змін курсу цінних паперів IBM Corp. із використанням моделі, що являє собою нейронну мережу типу багат шаровий перцептрон зі структурою: 15 нейронів – на вхідному шарі, 10 – на другому і 1 – на вихідному. Відповідно, на входи моделі подавалися значення змін курсу цінного папера за 15 попередніх днів, а на виході отримувалося значення зміни курсу наступного дня.

Для вказаної нейронної мережі максимальна помилка прогнозу змін курсу становила \$ 8,111, мінімальна помилка – \$ 0,083, середньоквадратична помилка, розрахована за функцією (3.1), – \$ 2,152, а нормалізована середньоквадратична помилка, розрахована за співвідношенням (3.2), дорівнює 0,930.

Проаналізувавши величину нормалізованої середньоквадратичної помилки прогнозу, можна дійти висновку, що відтворити дуже коливний ряд змін курсу цінних паперів за допомогою нейронних мереж досить складно. Проте після переведення отриманих результатів у реальні показники курсу цінного папера отримуємо вже зовсім інші показники точності відтворення вихідного фінансового часового ряду.

Оскільки прогнозувалися величини змін курсу цінних паперів у абсолютному вигляді, то такі показники, як максимальна та міні-

мальна помилки прогнозу, а також середньоквадратична помилка прогнозу (3.1), залишаються такими самими. Проте нормалізована середньоквадратична помилка, розрахована за співвідношенням (3.2), становитиме 0,238, що є досить позитивним результатом. Середнє значення помилки прогнозу на наступні 35 кроків дорівнює \$ 0,579. Кінцевий результат прогнозування зображено на рис. 3.5.

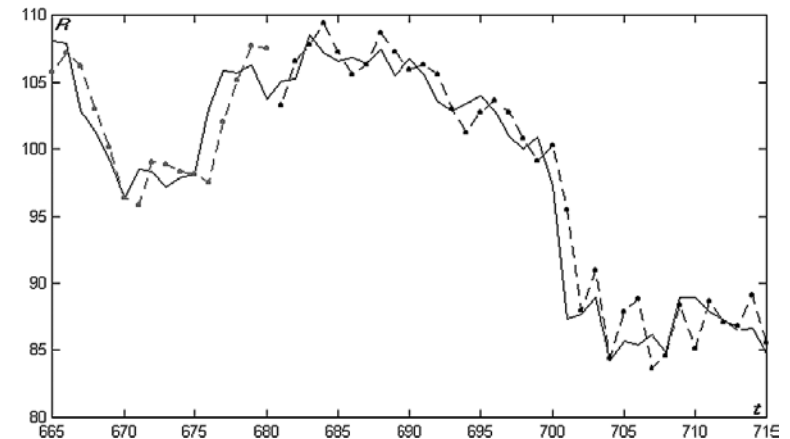


Рис. 3.5. Прогнозування курсу цінних паперів IBM Corp. через його зміни

Оскільки отримане значення нормалізованої середньоквадратичної помилки за даною моделлю виявилось найменшим з усіх проведених експериментів, то прогноз курсу цінних паперів можна вважати найбільш точним порівняно з іншими побудованими однофакторними моделями. Така ефективність моделі зумовлюється тим, що за рахунок прогнозування на змінах курсів вдається виключити загальну тенденцію та стійку залежність від попереднього значення зміни курсу.

Точність прогнозу, безумовно, можна підвищити, але для цього потрібно ускладнювати моделі шляхом включення різних факторів. Це може бути ціна відкриття, закриття, максимальна і мінімальна ціна протягом торгового дня, обсяг операцій із даними акціями тощо. Можна врахувати ефект кінця робочого тижня (для чого потрібно закодувати день тижня і подати його як вхідний фактор). Існує також погляд, що події, які відбуваються на ринку опціонів, випереджають події на ринку цінних паперів, відповідно, ця інформація також може бути включена в модель.

3.3.4. Багатофакторне прогнозування фінансового показника

Для вибору та обґрунтування методики прогнозування важливо здійснити перевірку ефективності нейронних мереж на основі інформації щодо кількох факторів, які здатні впливати на зміну курсів акцій у майбутньому. Було проведено відповідний аналіз якості прогнозу, що отримується із застосуванням багатьох мереж типу перцептрон різної топологічної структури та з урахуванням різних факторів впливу.

У результаті проведених експериментів найбільшу адекватність продемонструвала мережа, яка навчалася прогнозувати ціну закриття акцій за інформацією про торги протягом попередніх 15 днів, тобто глибина занурення становила 15. За вхідні фактори було взято дані про максимальну і мінімальну ціну, ціну відкриття і закриття та обсяг торгів акціями IBM Corp. у період з 28 травня 1999 року по 6 березня 2002 року.

Відповідно, було сконструйовано багатошарову нейронну мережу типу перцептрон з одним внутрішнім шаром на 3 нейрони – мережі з більшою кількістю нейронів явно виявляли ознаки ефекту перенавчання [123]. На вхідний шар подаються дані по визначених п'яти показниках за кожен з останніх 15 торгових днів у однаковій послідовності. Таким чином, структура нейронної мережі набуває вигляду: 75 нейронів – на вхідному шарі, 3 – на другому і 1 – на вихідному.

При зазначених параметрах нейронної мережі максимальна помилка прогнозування становила \$ 10,448, мінімальна помилка – \$ 0,089, середньоквадратична помилка (3.1) – \$ 2,452. Значення нормалізованої середньоквадратичної помилки (3.2) отримуємо на рівні 0,281, а середнє значення помилки прогнозу на наступні 35 кроків – \$ 0,827.

Усі графіки прогнозування курсу цінного папера, побудовані із застосуванням наведених вище нейронних мереж (та деяких інших різновидів), із ґрунтовним аналізом їх функціонування, надано в авторських роботах [30; 31; 120].

Варто зазначити, що прогноз курсу цінних паперів, який отримується із використанням нейронних мереж типу перцептрон, здебільшого практично повторює попереднє значення фінансового часового ряду. Точність прогнозу можна дещо підвищити шляхом включення до моделі різних факторів або за рахунок ефективної попередньої

обробки даних та пошуку оптимальної конфігурації мережі.

Якщо робити прогноз на змінах курсів, вдається виключити загальну тенденцію розвитку фінансового показника та залежність від його попереднього значення. Але так чи інакше точність передбачених напрямів зміни курсу виявляється дуже низькою – лише трохи більшою 50 % [29]. Проте, створюючи моделі прогнозування фінансових часових рядів, необхідно зважати на те, що більшість учасників торгів на фондовому ринку є спекулятивними гравцями [124], які здійснюють свої вкладення з метою отримання максимального прибутку, а не мінімізації середньоквадратичного відхилення, як це прийнято у випадку апроксимації функцій. І величина прибутку залежатиме насамперед від правильності передбаченого знака зміни курсу, адже гравець фондового ринку отримує дохід здебільшого від гри на пониження-підвищення.

У такому випадку з метою максимізації прибутку від здійснення операцій купівлі-продажу на фондовому ринку з'являються підстави для прогнозування саме напрямів зміни ціни, а не значень самого курсу. Задля підвищення точності прогнозування напрямів змін цінних кривих необхідно забезпечити налаштування параметрів моделі якраз на відтворення цих змін. При цьому вхідними факторами не обов'язково мають бути також зміни досліджуваного показника протягом попередніх спостережень, як це було показано на прикладі наведеної у підп. 3.3.3 моделі. Множина цих факторів може формуватися окремо, виходячи з розуміння задачі, і відповідним чином спеціально підбиратися вид та структура економіко-математичної моделі. Продемонструємо авторський підхід до вирішення задачі прогнозування змін фінансових показників із застосуванням нейронних мереж зустрічного поширення, в основу якого покладено ідею розпізнавання образів у структурі цінних кривих [125].

3.3.5. Розпізнавання образів у структурі цінних кривих та прогнозування їх подальшого розвитку із застосуванням нейронних мереж зустрічного поширення

Як зазначалося у п. 1.6, нейронні мережі зустрічного поширення є потужним інструментарієм для розпізнавання образів. Зокрема, їх часто застосовують для розпізнавання графічних зображень літер

абетки та цифр. Так, поданий на входи нейронної мережі графічний образ знаходить своє відображення на двовимірній решітці карти Кохонена шляхом проекції до одного конкретного нейрона. Цей нейрон належить до деякого кластера, який відповідатиме одному із задалегідь збережених образів літер та цифр. Інтерпретація результату проекції здійснюється шаром Гроссберга, який співвідносить збуджений нейрон карти самоорганізації з конкретним класом (із певною літерою чи цифрою).

Подібну класифікацію ми запропонували здійснювати для прогнозування розвитку фінансових показників [125]. Тільки класами результуючої змінної тут вирішено обрати можливі варіанти зміни аналізованого показника, а вхідними факторами можуть бути, наприклад, значення цього показника протягом кількох попередніх спостережень. У такому випадку досліджуваним образом є динаміка курсу фінансового показника на певному відрізку часу і завданням нейромережі стає розпізнавання цього образу та встановлення класу, якому він відповідає.

Подібним чином може діяти досвідчений фінансовий аналітик, який за зовнішнім виглядом цінової кривої здатен з певною вірогідністю передбачати подальший її розвиток. Тільки із застосуванням інструментарію нейронних мереж вдається уникнути суб'єктивності у процесі прийняття рішень.

Для вирішення задачі прогнозування розроблено математичну модель на основі двошарової штучної нейронної мережі зустрічного поширення, що ґрунтується на синтезі карти самоорганізації Кохонена та шару нейронів Гроссберга. Завдяки здатності до самоорганізації шар Кохонена розбиває досліджувані образи на кластери, здійснюючи таким чином розпізнавання і збереження у пам'яті вхідних прикладів. Шар Гроссберга здійснює інтерпретацію результату кластеризації та віднесення поданого образу до одного із встановлених класів змін досліджуваного показника.

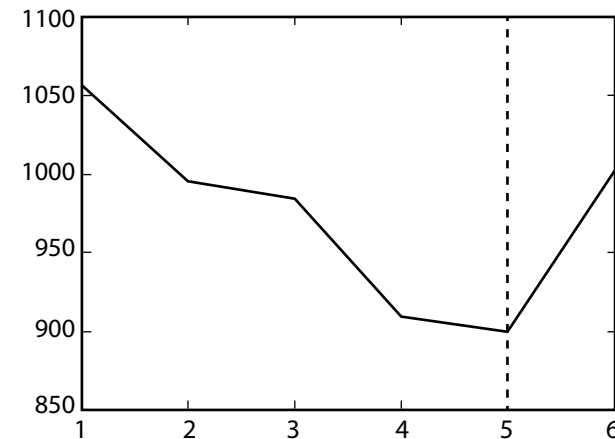


Рис. 3.6. Поданий на мережу образ (динаміка індексу S&P 500 за 5 днів) та його подальша зміна

Об'єктом дослідження було обрано динаміку розвитку фондового індексу S&P 500. Вихідний часовий ряд було перетворено на вхідні вектори-образи, кожен з яких містить дані за останні п'ять днів, таким чином, що кожний наступний образ починатиметься із другого значення попереднього прикладу, а закінчуватиметься його прогнозним значенням. На рис. 3.6 представлено образ вектора вхідних даних, що містить значення індексу S&P 500 із тестової множини за п'ять днів {1056,89; 996,23; 984,94; 909,92; 899,22}. Значення показника на дату прогнозу – 1003,35, що означає його приріст на рівні 11,58 %.

Нейронна мережа розпізнає представлену динаміку та відносить поданий на її входи образ до певного класу, який характеризує зміну фінансового показника наступного дня. Класами результуючої змінної при моделюванні було обрано такі діапазони подальшої зміни показника: перший клас – приріст більше ніж на 4 %; другий – приріст на 1–4 %; третій – незначна зміна показника в діапазоні від –1 % до 1 %; четвертий клас – зменшення показника на 1–4 %; п'ятий – спад індексу більше ніж на 4 %. Критеріями для вибору класів є потреби розв'язуваної задачі, горизонт прогнозування, характер фінансових даних та результати проведення емпіричного пошуку параметрів, за яких модель демонструватиме найбільшу адекватність. Зокрема, за встановлених вище умов поданий на рис. 3.6 образ належить до першого класу.

Подібні вхідні вектори для навчання нейронної мережі можна представити у вигляді, зображеному на рис. 3.7, де кожна лінія відповідає певному образу із масиву даних. Таке розташування вхідних образів відображає динаміку індексу S&P 500, проте з цього рисунка не видно, які з прикладів указують на подальший приріст, які на спад індексу тощо. Відповідно, здійснимо перегруповання множини цих вхідних векторів у вигляді, зручному для виявлення спільних рис у структурі вхідних даних, – щоб вектори, які належать до одного результуючого класу, були згруповані разом і відповідним чином представлені графічно.

На рис. 3.8 наведено розподіл вхідних образів за класами, які відповідають за подальшу зміну аналізованого показника. Ці класи на рисунку позначені римськими цифрами. Першому класу, як указано вище, відповідає множина навчальних прикладів, після яких спостерігалось значне зростання показника. До другого класу, позначеного римською цифрою II, було віднесено образи, після яких відбувалося зростання показника у межах від 1 % до 4 % і т. д.

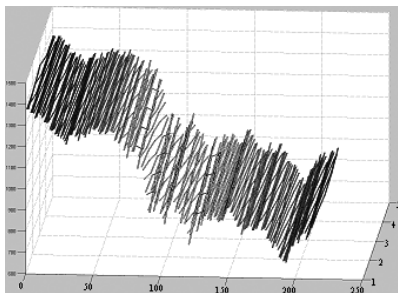


Рис. 3.7. Множина векторів образів, що подаються на входи нейромережі

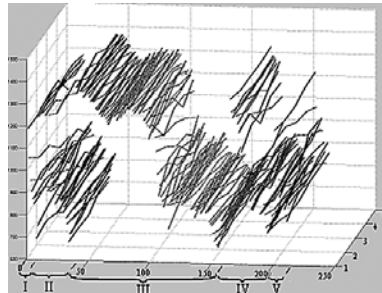


Рис. 3.8. Розподіл навчальних векторів за класами

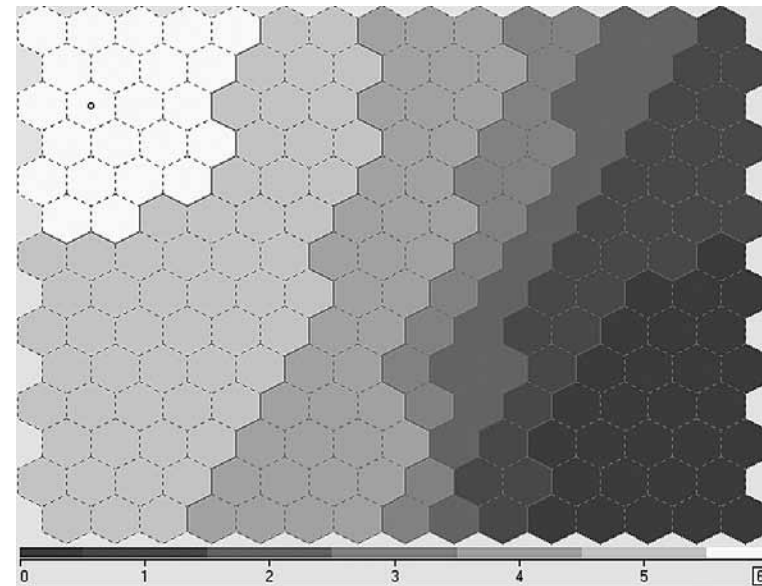


Рис. 3.9. Результат розпізнавання вхідних образів картою Кохонена

На рис. 3.9 показано результат розпізнавання та узагальнення вхідних векторів шаром Кохонена, де утворені кластери відображають навчальні приклади з подальшою зміною показника від класу падіння до класу зростання. Далі нейрони шару Гроссберга зіставляють відповідні кластери із класами прогнозу зміни фінансового показника.

Під час виконання дослідження було сконструйовано нейронні мережі зустрічного поширення різної конфігурації та проведено значну кількість модельних експериментів з прогнозування змін індексу S&P 500. Відсоток правильно передбачених класів змін досліджуваного показника за встановлених вище діапазонів кожного класу із застосуванням нейронних мереж зустрічного поширення сягав 81 % для тестового масиву прикладів.

З них точність діагностування третього класу (передбачення несуттєвого коливання фінансового показника) доходила аж до 92,1 %. При цьому точність прогнозування подальшого значного зростання курсу (коректного віднесення до класу I або II, за яких доречно здійснювати купівлю цінних паперів) становить 70 %, а

точність правильного передбачення істотного спаду фінансового показника (коректного розпізнавання IV та V класів, за яких цінні папери варто продавати) дорівнює 83 %. Загальна точність діагностування подальших суттєвих змін досліджуваного показника, за яких є сенс здійснювати купівлю чи продаж цінних паперів (без урахування третього класу результативної ознаки), становила 75 %, що свідчить про надзвичайно високий прибутковий потенціал торговельної системи, розробленої на основі запропонованого підходу.

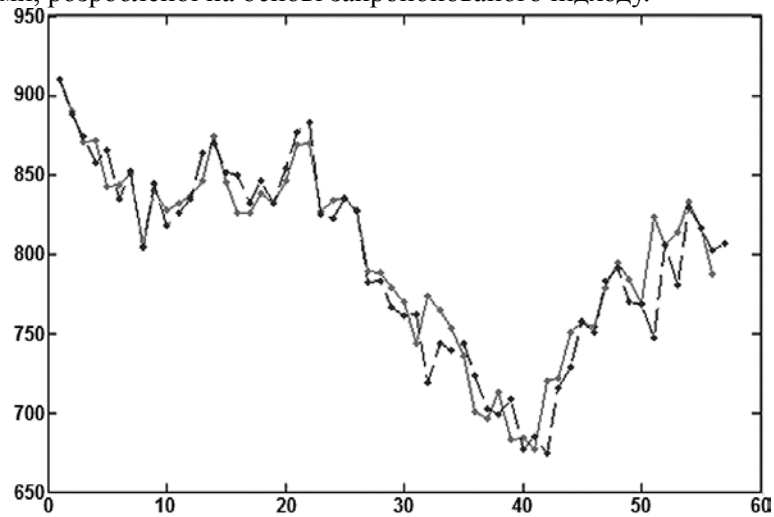


Рис. 3.10. Прогнозування індексу S&P 500 на базі нейронної мережі зустрічного поширення

Рисунок 3.10 ілюструє результат прогнозування індексу S&P 500, отриманий шляхом кількісної інтерпретації класів змін цього індексу, визначених описаною вище нейронною мережею зустрічного поширення. Тут суцільною лінією позначені реальні зміни індексу, а штриховою – результат моделювання.

Результати проведених експериментів виявили, що кількість нейронів шару Кохонена та обсяг навчальної вибірки мають істотний вплив на якість прогнозу. Було отримано висновки, що при моделюванні кількість нейронів карти Кохонена має бути меншою за кількість вхідних прикладів. Залежність точності прогнозу від обсягу масиву навчальних прикладів має прямо пропорційний характер. У разі незначного обсягу навчальної вибірки приклади з неї пода-

ються багатократно на входи мережі при оптимізації її параметрів, оскільки зі збільшенням кількості епох навчання точність прогнозу збільшується. Якщо немає помітної зміни у результативності мережі, це означає, що корекція параметрів нейронів уже настільки мала, що може вважатися неістотною – тобто вже відбулася оптимізація параметрів мережі.

Також точність класифікації значною мірою залежить від вибору самих образів, на яких навчається нейронна мережа. Нейромережа при навчанні починає «тяжіти» до формування на виході тих сигналів, які найчастіше зустрічаються у множині даних. Початкову статистику бажано формувати так, щоб розподіл вхідних сигналів мав рівномірний характер і містив приблизно у рівній кількості приклади, що стосувалися різних класів результативного показника.

Якщо збільшувати кількість класів, що відображають певний діапазон приросту значень показника, та, відповідно, намагатися таким чином підвищити точність прогнозування, процент правильно визначених класів зменшується.

Підсумовуючи викладене, зазначимо, що результати проведених експериментів продемонстрували високу ефективність запропонованого підходу до прогнозування напрямів змін аналізованого фінансового показника. Спробуємо ще більше підвищити точність прогнозування за рахунок встановлення в економіко-математичній моделі тенденцій змін цінних кривих, виявлення та врахування правил розвитку ринку. Зручний інструмент для представлення цих правил у математичному вигляді може надати теорія нечіткої логіки.

3.4. ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ ФІНАНСОВИХ ЧАСОВИХ ЗАЛЕЖНОСТЕЙ

3.4.1. Аналіз існуючих нечітких моделей прогнозування часових рядів у фінансовій сфері

Загалом проблема прогнозування фінансових часових рядів із застосуванням різноманітних математичних методів налічує вже не одне сторіччя. Останнім часом почали з'являтися праці, у яких про-

гнозування здійснюється з використанням інструментарію нечіткої логіки [126–133]. У вказаних роботах прогноз отримується шляхом подання регресійних рівнянь у нечіткій формі та подальшій обробці статистичного матеріалу без урахування експертно встановлених правил розвитку фінансових часових рядів. Тобто відмінність від класичних методів екстраполяції полягає, за великим рахунком, лише в переході від точкових значень до інтервальних, перерахованих за допомогою деяких функцій заданого виду (функцій належності).

Проте із застосуванням інструментарію нечіткої логіки з'являється можливість проведення ідентифікації та прогнозування розвитку фінансових часових рядів з урахуванням установленого набору правил. Ці правила являють собою лінгвістичні логічні висловлювання типу «ЯКЩО – ТОДИ», які наближено відтворюють залежність між входами та виходом нечіткої моделі. Лінгвістичні правила задаються експертом або генеруються автоматично в результаті екстракції нечітких знань зі статистичних даних, після чого здійснюється налаштування параметрів нечіткої моделі з метою мінімізації розбіжності між модельними розрахунками та реальними даними.

Існує два базові підходи до встановлення набору вирішальних правил. Автоматизовану екстракцію правил із вихідного часового ряду даних можна здійснити на основі моделей типу Мамдані за рахунок самоорганізації, як показано у підп. 2.3.3, або з використанням моделей типу Сугено, сутність яких викладено у підп. 2.2.4. Проте для нечітких моделей типу Сугено існує проблема змістовної інтерпретації їх параметрів [108; 134–139]. Так, скажімо, для фахівця в галузі економіки мало інформативності несе згенерована база знань з відповідними параметрами, що являють собою складні функції деякого заданого виду. У результаті у користувача прогноуючої системи втрачається відчуття принципів її роботи, що веде до ускладнення процесу налаштування її параметрів та пошуку шляхів підвищення точності прогнозу. Вирішальні правила можна задати самостійно, спираючись на досвід експертів у даній галузі. У такому випадку для розробки прогноуючої системи є сенс скористатися підходом Мамдані до побудови моделей нечіткого логічного висновку [104; 105; 139], сутність якого викладено у підп. 2.2.1–2.2.3.

На сьогодні існує досить велика кількість методик прогнозування, побудованих у такий спосіб [107; 131; 140–148]. Усі вони здебільшого роблять прогноз, спираючись на експертні оцінки багатьох

факторів, які певним чином можуть впливати на зміни результативного показника. Це у деякому сенсі споріднює подібний підхід із «фундаментальним» аналізом ринку. Так, залежно від показника, що прогнозується, можуть бути задіяні такі фактори, як обсяг грошової маси в обігу, обсяг продажу, рівень виробництва, ВВП, експорт, імпорт, облікова ставка, інфляція, валютні резерви тощо. На базі цих факторів формується набір вирішальних правил, на основі якого здійснюється прогнозування розвитку досліджуваного фінансового показника.

Зокрема, у [142] розроблено нечітку модель прогнозування валютного курсу України з урахуванням експертних оцінок таких факторів, як рівень інфляції, валютних резервів, стан паливно-енергетичного комплексу, сільського господарства, природних умов, рефлексивності та ін. Проте у будь-якому випадку при побудові моделі виникає проблема вибору адекватного набору пояснювальних змінних, та й самі оцінки експертів є показниками досить суб'єктивними. Крім того, указані фактори змінюються досить повільно й на їхніх змінах можна намагатися здійснювати прогнозування лише на великих проміжках часу для довгострокових вкладень.

Тому виникає потреба у побудові моделі, яка буде уникати необхідності експертного оцінювання обраних факторів та працюватиме на таких вхідних даних, що дозволять прогнозувати зміни фінансових показників і на коротких часових інтервалах. Відповідно, для формування бази правил передбачення змін фінансових показників вбачаємо за доцільне скористатися інструментарієм технічного аналізу ринку, який є ефективним як для довго-, так і короткострокового прогнозування. На підтвердження цієї тези засновник теорії фракталів Бенуа Мандельброт зазначав, що динаміка акцій або валют є дуже схожою у різних масштабах часу та цін. Спостерігач не може сказати за зовнішнім виглядом графіка, належать дані до тижневих, денних або погодинних змін [33].

Членами авторського колективу було запропоновано для прогнозування змін курсів цінних паперів скористатися принципами хвильової теорії Елліотта, яка може надати потужний механізм устанавлення набору вирішальних правил для цінних кривих різних часових проміжків [28; 29; 149–156]. Отже, викладемо результат побудови математичної моделі прогнозування змін курсів цінних паперів на основі інструментарію нечіткої логіки з використанням

нетривіального набору правил розвитку хвиль. Проте для моделювання фінансових часових залежностей спочатку формалізуємо вхідні та результуючі змінні моделі з урахуванням правил розвитку ринку з теорії хвиль Елліотта.

3.4.2. Формалізація змінних для моделювання фінансових часових залежностей на основі теорії хвиль Елліотта

Першим етапом у побудові економіко-математичної моделі є її специфікація та формалізація вхідних і результуючих змінних. Проведений вище аналіз існуючих підходів до прогнозування дозволив зробити висновок щодо доцільності побудови моделі передбачення змін фінансових показників на основі методів нечіткої логіки. Методологічним інструментарієм для встановлення правил розвитку ринку було вирішено застосувати теорію хвиль Елліотта. Відповідно до принципів теорії опишемо у вигляді нечітких правил основні хвильові форми із зазначенням подальшого розвитку цінової кривої, на які вони вказують. З цією метою для прогнозування змін фінансового показника на вході моделі на нечіткій логіці будемо подавати певну кількість послідовних останніх змін даного показника, а на виході моделі отримуємо значення, що показує напрямок та величину наступної зміни ціни.

Елліотт у своєму «Законі природи» відзначав, що відхилення в розвитку хвильових форм можуть відрізнятися як за часом, так і за амплітудою. Таким чином, перед початком роботи системи виникає необхідність у попередній обробці вихідного часового ряду значень фінансового показника, що прогнозується. Відповідно, при побудові моделі на нечіткій логіці необхідно здійснити перетворення послідовності абсолютних значень цін у набір лінгвістичних термів, які характеризують напрями зміни курсу та їх відносні величини.

Елліотт також зазначав, що окремі хвилі навряд чи завжди будуть розвиватися в регулярних формах із хвильової теорії. Тому розроблену модель, яка описує дані форми, необхідно налаштувати на реальних даних з метою підвищення точності відтворення вихідного часового ряду та його подальшого прогнозування. Під час налаштування моделі відбувається оптимізація її параметрів шляхом

мінімізації відхилень між прогнозованими та реальними даними на всій навчальній вибірці.

Для формування набору вирішальних правил у вигляді нечітких логічних висловлювань необхідно формалізувати вхідні та вихідні змінні, їх можливі значення. Нехай x_1, \dots, x_n, x_h – набір значень вхідних лінгвістичних змінних, y – відповідне значення вихідної змінної. Для опису фінансових часових залежностей введемо сукупність лінгвістичних термів, що будуть якісно характеризувати зміну курсу та її умовну величину. Звісно, при конструюванні нечіткої системи прогнозування постане також питання, які межі зміни курсу відповідатимуть кожному терму. Це питання буде вирішуватися для кожної часової послідовності окремо у процесі налаштування параметрів моделі.

Так, для оцінки лінгвістичних змінних x_1, \dots, x_n , які характеризують напрям та величину зміни курсу, будемо використовувати єдину шкалу якісних термів: *С* – спадає, *ПС* – помірно спадає, *ПЗ* – помірно зростає, *З* – зростає. Для оцінки значень вихідної змінної y , крім зазначених термів, додамо ще два: *ЗС* – значно спадає, *ЗЗ* – значно зростає.

Така кількість термів необхідна для досить точного описування виду кривої та отримання можливості її ідентифікації та прогнозування подальших змін. Якщо поглянути на рис. 3.11, на якому зображено восьмихвильову модель розвитку цін за Елліоттом, то тут терму *ПС* відповідають підхвилі 2 та 4 на рушійних хвилях (1), (3) та (5) і підхвиля *b* на коригувальній хвилі (*b*). Терму *ПЗ* відповідають усі коригувальні підхвилі на спадних хвилях рівнем вище, наприклад, підхвиля *b* на хвилі (2) чи 2 та 4 на хвилі (*a*). Терм *С* описує всі рушійні хвилі на спадних хвилях рівнем вище, такі, як підхвилі *a* та *c* на (2) чи 1, 3, 5 на хвилі (*a*), що зображені на рис. 3.11. Терм *З* характеризує рушійні хвилі на зростаючих хвилях вищого рівня. Їх прикладом можуть слугувати підхвилі 1, 3, 5 на хвилі (1) та *a*, *c* на (*b*).

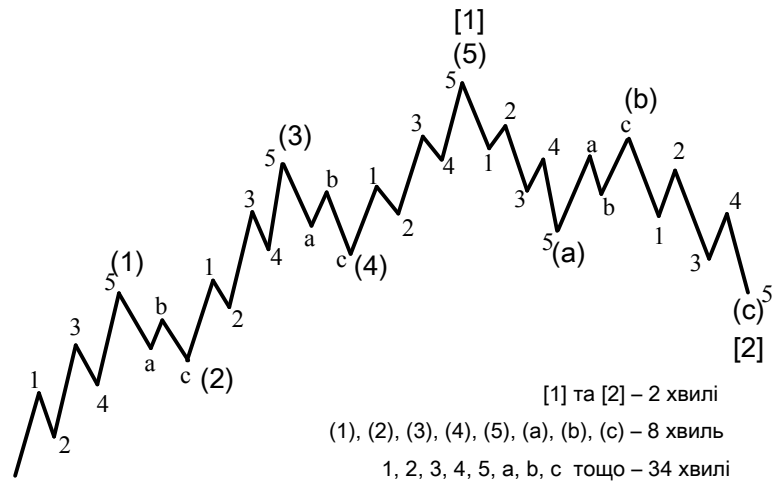


Рис. 3.11. Модель Елліотта розвитку цін із двох хвильових рівнів

Лінгвістичні терми $3C$ та $3Z$ будуть використовуватися лише як вихідні змінні математичної моделі ідентифікації фінансових часових залежностей. Отримання цих термів на виході нечіткої моделі означатиме, що цінова крива підійшла до точки перегину на вищому хвильовому рівні. Тобто терм $3Z$ буде отримано на виході моделі, якщо буде ідентифіковано, що ринок підійшов до однієї з точок (2), (4), (a) або (c). Терм $3C$ буде виходом моделі, якщо ринок перебуває в позиції (1), (3), (5) або (b).

Терми $3C$ та $3Z$ не використовуються як вхідні змінні, оскільки прогнозування здійснюється шляхом ідентифікації хвиль нижнього рівня. А оскільки продаж або купівлю цінних паперів є сенс проводити за отримання прогнозу значної зміни їхнього курсу, то у випадку появи на виході моделі значень $3C$ або $3Z$ і варто здійснювати відповідні угоди. Тобто, якщо навіть правильно передбачати незначні зміни курсів цінних паперів і при кожній зміні проводити операції купівлі-продажу, то на транзакційних витратах можна більше втратити, ніж здобути від гри на підвищення-пониження. Тому купівлю або продаж цінних паперів пропонується проводити якраз на піках хвиль вищих рівнів – перед прогнозованими значними змінами курсів, щоб очікуваний виграш міг покрити транзакційні видатки.

Проте, якщо прогнозування і торгівля цінними паперами відбуваються вже на досить великих проміжках часу, то може так виявитися, що правильно передбачені значення PC або PZ здатні й тут принести достатньо великі прибутки. А чи здійснювати операції купівлі-продажу цінних паперів, система має вирішувати окремо з урахуванням затрат на дані операції та очікувані рівні доходів.

І хоча прогнозування проводиться на тенденціях змін хвиль нижнього рівня, дуже важливим моментом є відстеження позиції ринку на хвилях вищих рівнів. Це впливає з того, що позиції c на хвилі (4) та 3 на хвилі (a) (див. рис. 3.11) з огляду на попередній розвиток курсу є ідентичними. І якщо ми будемо налаштовувати модель на ціновій кривій лише до точки (4), то в точці 3 хвилі (a) отримаємо прогноз значного зростання (3Z), хоча насправді курс далі буде знижуватися, а конкретно в даний момент на виході нечіткої моделі має бути значення PZ .

З метою ідентифікації позиції на ціновій кривій можна також значно збільшити кількість входів, але подібне ускладнення моделі не приведе до підвищення точності прогнозу, оскільки вплив більш нових коливань курсу на передбачення подальшого розвитку кривої у такому випадку буде суттєво зменшений. Крім того, значно ускладниться процес оптимізації та зменшиться точність адаптації моделі до вихідного часового ряду, а також не зникнуть описані вище труднощі з розпізнаванням, коли цінова крива підійде до нового піку на хвилі ще вищого хвильового рівня.

Урахування розвитку хвиль вищих рівнів можна здійснювати шляхом їх окремого прогнозування, на зразок до хвиль нижнього рівня. Тільки в такому разі й підхвилі будуть мати вищий рівень, відповідно. Можна також проводити простий підрахунок піків на ціновій кривій і таким чином визначати поточну позицію на ній. Однак за будь-якого варіанта проведення даного підрахунку необхідно ввести додаткову змінну x_n , яка буде відповідати за номер ділянки на хвилі вищого рівня. У такому випадку для прогнозування значення наступної зміни курсу вистачить вісім вхідних показників x_1, \dots, x_8 , які несуть інформацію стосовно поведінки курсу на восьми попередніх етапах, та ще одна вхідна змінна x_n , що буде містити номер хвилі вищого рівня.

Зауважимо, що в реальності ідентифікація хвиль значно ускладнюється наявністю дуже великої кількості складних структур, що

можуть описувати цінові криві. І при прогнозуванні реальних фінансових часових рядів необхідно їх знати та враховувати в моделі. Розробимо економіко-математичну модель прогнозування змін фінансових показників із використанням інструментарію нечіткої логіки на базі розглянутих вище закономірностей та побудуємо систему розпізнавання поточної позиції ринку на хвильовій кривій з отриманням відповідного прогнозу подальшого розвитку [28; 29; 149–157].

3.5. ПОБУДОВА МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗМІН ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ З УРАХУВАННЯМ ПРАВИЛ РОЗВИТКУ ХВИЛЬ ЕЛЛІОТТА

3.5.1. Формування бази правил для ідентифікації хвильових форм

Сформуємо матрицю знань на зразок до табл. 2.2, виходячи з представлених правил і додаткових указівок, що описують специфіку поведінки ринку. Установимо правила нечіткого логічного висновку, базуючись на восьмихвильовій моделі розвитку ринку Елліотта, зображеній на рис. 3.11. Для прикладу наведемо формування одного нечіткого правила, що вказує на подальше значне зростання курсу аналізованого показника.

Перше значне зростання курсу отримуємо на піку c хвилі (2) верхнього хвильового рівня моделі, зображеної на рис. 3.11. Відповідно, результуюча змінна u у даній точці набуде значення 33, а номер хвилі верхнього рівня x_n , як зазначено вище, – 2. Цій позиції на графіку передуює спад курсу показника, тобто x_8 набуває значення C . До цього восьмихвильова модель Елліотта вказує на помірне зростання ціни ($x_7 = \langle \text{ПЗ} \rangle$). Ще раніше був спад ($x_6 = \langle C \rangle$), перед яким відбувалося зростання курсу до піка 5 хвилі (1) верхнього рівня ($x_5 = \langle 3 \rangle$). Подібним чином правило повністю розписується до першої змінної x_1 та заноситься до табл. 3.1 у рядок під номером 11. Так само утворюються всі інші правила для вихідних змінних.

Оскільки налаштування параметрів моделі планується проводити шляхом корекції параметрів функцій належності всіх змінних та ви-

бору значень ваг правил прийняття рішень, то кожному правилу бази знань поставимо у відповідність ваговий коефіцієнт – характеристику суб'єктивної міри впевненості експерта у цьому правилі. Спочатку всі вагові коефіцієнти прирівнюються до одиниці, оскільки правила вважаються однаково достовірними відповідно до теорії хвиль Елліотта. У процесі оптимізації параметрів моделі на реальних даних ці ваги можуть бути зменшені до нуля, якщо правила при них не відповідають дійсному розвитку цінової кривої. Отже, загальний вигляд бази знань зведемо у табл. 3.1.

Таблиця 3.1

База знань моделювання розвитку хвиль Елліотта

Номер вхідної комбінації	Вхідні змінні									Вага	Результуюча змінна
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_n	w	u
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
11	3	ПС	3	ПС	3	С	ПЗ	С	2	w_1^{33}	33
12	3	ПС	3	ПС	3	С	ПЗ	С	4	w_2^{33}	
13	3	ПС	3	С	ПЗ	С	ПЗ	С	a	w_3^{33}	
14	3	ПС	3	С	ПЗ	С	ПЗ	С	c	w_4^{33}	
21	С	ПЗ	С	3	ПС	3	ПС	3	1	w_1^{3C}	3C
22	С	ПЗ	С	3	ПС	3	ПС	3	3	w_2^{3C}	
23	С	ПЗ	С	3	ПС	3	ПС	3	5	w_3^{3C}	
24	С	ПЗ	С	ПЗ	С	3	ПС	3	b	w_4^{3C}	
31	3	С	ПЗ	С	ПЗ	С	3	ПС	1	w_1^3	3
32	3	ПС	3	С	ПЗ	С	3	ПС	3	w_2^3	
33	3	ПС	3	С	ПЗ	С	3	ПС	5	w_3^3	
34	3	С	ПЗ	С	ПЗ	С	3	ПС	b	w_4^3	
35	ПЗ	С	ПЗ	С	3	ПС	3	ПС	1	w_5^3	
36	3	С	ПЗ	С	3	ПС	3	ПС	3	w_6^3	
37	3	С	ПЗ	С	3	ПС	3	ПС	5	w_7^3	

Продовження табл. 3.1

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
41	С	З	ПС	З	ПС	З	С	ПЗ	2	w_1^C	С
42	С	З	ПС	З	ПС	З	С	ПЗ	4	w_2^C	
43	С	З	ПС	З	ПС	З	С	ПЗ	а	w_3^C	
44	ПС	З	ПС	З	С	ПЗ	С	ПЗ	а	w_4^C	
45	С	ПЗ	С	З	ПС	З	С	ПЗ	с	w_5^C	
46	С	З	ПС	З	С	ПЗ	С	ПЗ	с	w_6^C	
51	ПЗ	С	З	ПС	З	ПС	З	С	2	$w_1^{ПЗ}$	ПЗ
52	ПЗ	С	З	ПС	З	ПС	З	С	4	$w_2^{ПЗ}$	
53	ПЗ	С	З	ПС	З	ПС	З	С	а	$w_3^{ПЗ}$	
54	З	ПС	З	ПС	З	С	ПЗ	С	а	$w_4^{ПЗ}$	
55	ПЗ	С	ПЗ	С	З	ПС	З	С	с	$w_5^{ПЗ}$	
56	ПЗ	С	З	ПС	З	С	ПЗ	С	с	$w_6^{ПЗ}$	
61	ПС	З	С	ПЗ	С	ПЗ	С	З	1	$w_1^{ПС}$	ПС
62	С	ПЗ	С	ПЗ	С	З	ПС	З	1	$w_2^{ПС}$	
63	ПС	З	ПС	З	С	ПЗ	С	З	3	$w_3^{ПС}$	
64	ПС	З	С	ПЗ	С	З	ПС	З	3	$w_4^{ПС}$	
65	ПС	З	ПС	З	С	ПЗ	С	З	5	$w_5^{ПС}$	
66	ПС	З	С	ПЗ	С	З	ПС	З	5	$w_6^{ПС}$	
67	ПС	З	С	ПЗ	С	ПЗ	С	З	б	$w_7^{ПС}$	

Наведемо як приклад аналітичне рівняння на базі функцій належності вхідних змінних, яке являє собою реалізацію набору логічних правил щодо ідентифікації цінової кривої із значенням ЗЗ на виході:

$$\mu^{33} (x_1, \dots, x_8, x_h) = w_1^{33} [\mu^3(x_1) \cdot \mu^{ПС}(x_2) \cdot \mu^3(x_3) \cdot \mu^{ПС}(x_4) \cdot \mu^3(x_5) \cdot \mu^C(x_6) \cdot \mu^{ПЗ}(x_7) \cdot \mu^C(x_8) \cdot \mu^2(x_h)] \vee w_2^{33} [\mu^3(x_1) \cdot \mu^{ПС}(x_2) \cdot \mu^3(x_3) \cdot \mu^{ПС}(x_4) \cdot \mu^3(x_5) \cdot \mu^C(x_6) \cdot \mu^{ПЗ}(x_7) \cdot \mu^C(x_8) \cdot \mu^4(x_h)] \vee w_3^{33} [\mu^3(x_1) \cdot \mu^{ПС}(x_2) \cdot \mu^3(x_3) \cdot \mu^C(x_4) \cdot \mu^{ПЗ}(x_5) \cdot \mu^C(x_6) \cdot \mu^{ПЗ}(x_7) \cdot \mu^C(x_8) \cdot \mu^a(x_h)] \vee w_4^{33} [\mu^3(x_1) \cdot \mu^{ПС}(x_2) \cdot \mu^3(x_3) \cdot \mu^C(x_4) \cdot \mu^C(x_5) \cdot \mu^{ПЗ}(x_6) \cdot \mu^C(x_7) \cdot \mu^{ПЗ}(x_8) \cdot \mu^c(x_h)]$$

де $\mu^{d_j} (x_1, \dots, x_8, x_h)$ – функція належності вектора вхідних змінних $X = \langle x_1, \dots, x_8, x_h \rangle$ до лінгвістичного терму $d_j \in \{ЗС, С, ПС, ПЗ, З, ЗЗ\}$ результуючої змінної у;

$\mu^{a_i} (x_i)$ – функція належності змінної x_i до нечіткого терму a_i ;
 $w_p^{d_j}$ – ваговий коефіцієнт p -го правила, $p = 1, k_j$, для терму d_j результуючої змінної у;

k_j – кількість правил у базі знань, що відповідають j -му значенню результуючої змінної у.

На прикладі функції (3.7) показано можливість запису в математичній формі нечітких правил розпізнавання нижніх точок на ціновій кривій із подальшим значним зростанням курсу. Формування математичної моделі полягає у створенні повної системи логічних правил ідентифікації хвиль та розробки відповідних процедур налаштування її параметрів.

3.5.2. Синтез бази знань для моделювання хвиль Елліотта

У представленій у табл. 3.1 базі знань можна суттєво скоротити кількість логічних висловлювань. Так, якщо на вхід x_h , замість номера хвилі, подавати певну логічну змінну, яка буде визначати «парність» («непарність») хвилі, то кількість висловлювань можна зменшити приблизно вдвічі зі збереженням можливості однозначної ідентифікації хвилі. Так, вирази 21, 22, 23, за винятком значень змінної x_h , абсолютно ідентичні. Якщо ці значення замінити на «непарна хвиля», то отримаємо лише одне логічне висловлювання замість трьох.

Для ідентифікації поточного положення ринку на ціновій кривій вважатимемо, що лінгвістична змінна x_h зможе отримати одне із таких значень: P – хвиля рушійного стилю (позначається непарними цифрами і буквами a, c, e, g, i), K – коригувального (позначається

парними цифрами і буквами b, d, f, h) та $x - y$ будь-якому разі. У такому випадку для прогнозування значення наступної зміни фінансового показника вистачить вісім вхідних змінних щодо поведінки курсу на восьми попередніх етапах та ще один вхід, що буде містити характеристику стилю хвилі вищого рівня. Перепишемо подібним чином табл. 3.1 та отримаємо базу знань, що подана в табл. 3.2.

Таблиця 3.2

Скомпонована база знань моделювання розвитку хвиль Елліотта

Номер вхідної комбінації	Вхідні змінні									Вага w	Результуюча змінна y
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_h		
11	3	ПС	3	ПС	3	С	ПЗ	С	К	w_1^{33}	33
12	3	ПС	3	С	ПЗ	С	ПЗ	С	Р	w_2^{33}	
21	С	ПЗ	С	3	ПС	3	ПС	3	Р	w_1^{3C}	3C
22	С	ПЗ	С	ПЗ	С	3	ПС	3	К	w_2^{3C}	
31	3	С	ПЗ	С	ПЗ	С	3	ПС	х	w_1^3	3
32	ПЗ	С	ПЗ	С	3	ПС	3	ПС	Р	w_2^3	
33	3	ПС	3	С	ПЗ	С	3	ПС	Р	w_3^3	
34	3	С	ПЗ	С	3	ПС	3	ПС	Р	w_4^3	
41	С	3	ПС	3	ПС	3	С	ПЗ	х	w_1^C	С
42	ПС	3	ПС	3	С	ПЗ	С	ПЗ	Р	w_2^C	
43	С	ПЗ	С	3	ПС	3	С	ПЗ	Р	w_3^C	
44	С	3	ПС	3	С	ПЗ	С	ПЗ	Р	w_4^C	
51	ПЗ	С	3	ПС	3	ПС	3	С	х	$w_1^{ПЗ}$	ПЗ
52	3	ПС	3	ПС	3	С	ПЗ	С	Р	$w_2^{ПЗ}$	
53	ПЗ	С	ПЗ	С	3	ПС	3	С	Р	$w_3^{ПЗ}$	
54	ПЗ	С	3	ПС	3	С	ПЗ	С	Р	$w_4^{ПЗ}$	
61	ПС	3	С	ПЗ	С	ПЗ	С	3	х	$w_1^{ПС}$	ПС
62	С	ПЗ	С	ПЗ	С	3	ПС	3	Р	$w_2^{ПС}$	
63	ПС	3	ПС	3	С	ПЗ	С	3	Р	$w_3^{ПС}$	
64	ПС	3	С	ПЗ	С	3	ПС	3	Р	$w_4^{ПС}$	

Сформуємо логічне рівняння з використанням функцій належності, яке являє собою реалізацію набору правил щодо ідентифікації цінової кривої із значенням 33 на виході:

$$\mu^{33}(x_1, \dots, x_8, x_h) = w_1^{33} \left[\mu^3(x_1) \cdot \mu^{ПС}(x_2) \cdot \mu^3(x_3) \cdot \mu^{ПС}(x_4) \cdot \mu^3(x_5) \cdot \mu^C(x_6) \cdot \mu^{ПЗ}(x_7) \cdot \mu^C(x_8) \cdot \mu^K(x_h) \right] \vee w_2^{33} \left[\mu^3(x_1) \cdot \mu^{ПС}(x_2) \cdot \mu^3(x_3) \cdot \mu^C(x_4) \cdot \mu^{ПЗ}(x_5) \cdot \mu^C(x_6) \cdot \mu^{ПЗ}(x_7) \cdot \mu^C(x_8) \cdot \mu^P(x_h) \right] \quad (3.8)$$

Як видно з отриманого, кількість правил та форма запису значно скорочуються порівняно з табл. 3.1 та рівнянням (3.7). Якщо врахувати, що ці правила описують один і той самий процес, то така скорочена база знань приводить до спрощення процесу налаштування параметрів моделі та підвищення точності настройки. Також, якби виявилось можливим точно розпізнавати рівні термів, наприклад, однозначно відрізнати С від 3С та ПС, то кількість висловлювань можна було б скоротити ще більше. Так, серед усіх висловлювань тільки для виходу 3 вхідний параметр x_8 має значення ПС, причому в усіх представлених правилах. Тому вихідне значення 3 система могла б видавати вже тільки за однією змінною x_8 за умови точного визначення рівня ПС на попередньому кроці. У такому разі логічні висловлювання 31–37 в табл. 3.1 могли б бути згорнуті до одного.

Проте, якщо побудувати модель подібним чином, вона буде доволі ненадійною, оскільки визначення рівнів термів є досить умовним. До того ж хвилі можуть розвиватися і в інших регулярних формах, а не лише в таких, що описані у даному параграфі. Тому доцільно сформувати базу знань з урахуванням різноманітних специфічних правил розвитку ринку та на її основі сконструювати нечітку модель із забезпеченням властивості налаштування власних параметрів відповідно до реальних часових рядів.

3.5.3. Аналітико-лінгвістична апроксимація фінансових часових залежностей

Після побудови моделі необхідно провести оптимізацію її параметрів на навчальній вибірці з метою підвищення ефективності прогнозування розвитку фінансово-економічного показника. Знаходження наступного значення фінансового часового ряду здійснюється, як і в класичних моделях, шляхом апроксимації. Проте у випадку застосування нечітких моделей апроксимація набуває дещо відмінної

форми, оскільки до процесів прогнозування та налаштування параметрів моделі залучаються лінгвістичні змінні та база вирішальних правил. Викладемо підхід до аналітико-лінгвістичної апроксимації фінансових часових рядів.

Аналітико-лінгвістична апроксимація являє собою процес відтворення поведінки об'єкта дослідження із застосуванням аналітичних функцій за умови, що ця поведінка описана за допомогою логічних лінгвістичних висловлювань [157]. При проведенні апроксимації передбачається, що може бути знайдена аналітична залежність між входами та виходами моделі, яка описується нечіткими логічними правилами прийняття рішень, а параметри моделі можуть мати невизначений характер. Прийняття кінцевого рішення стосовно прогнозу наступного значення фінансового часового ряду, що відповідає заданому набору вхідних змінних, будемо здійснювати згідно з алгоритмом, описаним у підп. 2.2.3:

1. Визначаються можливі діапазони змінювання контрольованих параметрів. Формується база знань з використанням основних правил теорії хвиль Елліотта (див. табл. 3.2) та виводиться система рівнянь нечіткого логічного висновку на зразок до (3.8) для всіх існуючих варіантів вихідної змінної $\{3C, C, PC, ПЗ, З, ЗЗ\}$.

2. Фіксується вектор вхідних змінних $X^* = \langle x_1^*, \dots, x_8^*, x_h^* \rangle$, який містить дані щодо зміни курсу досліджуваного фінансово-економічного показника на останніх восьми етапах, на кожному з яких зміна курсу x_i , $i = 1, n$ ($n = 8$), може набувати одного зі значень $\{C, PC, ПЗ, З\}$. Крім того, даний вектор несе в собі інформацію x_h стосовно стилю поточної хвилі верхнього рівня з множини можливих значень $\{P, K, x\}$, про що йдеться у підп. 3.5.2.

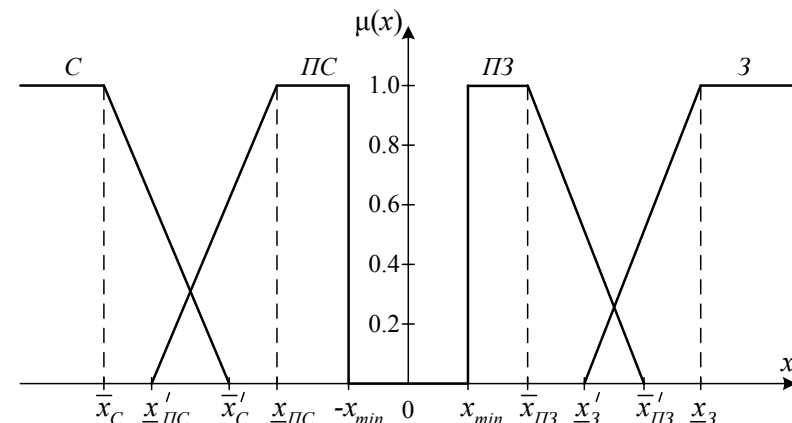


Рис. 3.12. Трапецієподібні функції належності вхідних змінних системи

3. Задається вигляд функцій належності нечітких термів для всіх вхідних та результуючої змінних. Для функцій належності лінгвістичних змінних, що характеризують напрям та величину зміни курсу фінансово-економічного показника, необхідно задати межі, потрапляння у які буде однозначно визначати відповідність змінної до певного терму. До того ж необхідно встановити, що незначні зміни курсу, які не перевищують рівня x_{min} , не враховуються в аналізі (хіба що сукупності даних змін). У такому випадку було вирішено відмовитися від добре диференційованих симетричних функцій належності, таких як квазідзвоноподібних або гаусових, оскільки вони не надають можливості встановлення обмеження, наприклад з одного боку.

Відповідно, з метою моделювання змін фінансового показника для функцій належності вхідних змінних x_i , $i = 1, n$, та результуючої змінної у було обрано трапецієподібну форму. Відобразимо графічно на рис. 3.12 діапазони зміни параметрів функцій належності чотирьох лінгвістичних термів $\{C, PC, ПЗ, З\}$ вхідних змінних x_i , $i = 1, n$ ($n = 8$), на єдиній універсальній множині x .

На рис. 3.12 показано, що змінам курсу в межах $[-x_{min}, x_{min}]$ не відповідає жодний лінгвістичний терм. Оскільки кожне значення змінної x являє собою відносну зміну між поточним та деяким з попередніх значень курсу цінного папера, що загалом перевищила

деякий заданий мінімальний рівень x_{min} , то, якщо відбувається спад курсу, відповідна йому змінна x уже буде містити в собі знак «-». Через це на рис. 3.12 усі параметри x , які виражають як зростання, так і падіння курсу, зображені без знака, проте по різні сторони від нуля. Наведемо приклад аналітичної форми запису трапецієподібної функції належності для нечіткого терму *ПС* вхідної змінної, зображеної на рис. 3.12:

$$\mu^{PS}(x) = \begin{cases} 0, & x < \underline{x}_{PS}, \\ \frac{x - \underline{x}_{PS}}{\overline{x}_{PS} - \underline{x}_{PS}}, & \underline{x}_{PS} \leq x < \overline{x}_{PS}, \\ 1, & \overline{x}_{PS} \leq x \leq -x_{min}, \\ 0, & x > -x_{min}. \end{cases} \quad (3.9)$$

Функції належності всіх інших лінгвістичних термів вхідних змінних утворюються подібним чином. Формування функцій належності результуючої змінної проводимо за тими самими правилами, що і для трапецієподібних функцій належності вхідних змінних, з тією лише різницею, що термів для опису результуючої змінної на два більше, ніж для вхідних. Отже, з метою утворення функцій належності шести лінгвістичних термів $\{3C, C, PC, ПЗ, З, 33\}$ змінної y відобразимо діапазони зміни їх параметрів на єдиній універсальній множині. Представимо на рис. 3.13 функції належності нечітких підмножин, що відповідають шести можливим лінгвістичним значенням результуючої змінної y . Аналітично ці функції належності розписуються подібно до функції (3.9) для результуючої змінної.

Використовуючи логічні рівняння, розроблені на основі сформованого набору правил з табл. 3.2 подібно до (3.8), обчислюються значення багатопараметричних функцій належності $\mu^{d_j}(x_1^*, \dots, x_8^*, x_h^*)$ вектора X^* для всіх значень $d_j \in \{3C, C, PC, ПЗ, З, 33\}$ результуючої змінної y . При цьому логічні операції « \vee » (АБО) й « \wedge » (ТА) над функціями належності замінюються на операції *max* та *min* відповідно, як це показано у підп. 2.2.3.

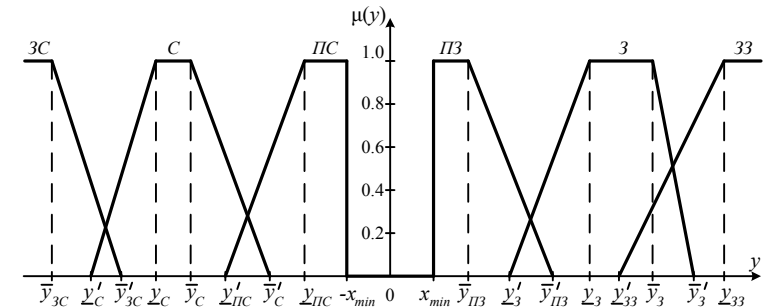


Рис. 3.13. Трапецієподібні функції належності результуючої змінної

4. Здійснюється розрахунок значення d_j^* результуючої змінної, функція належності якого максимальна:

$$y = \arg \max_{\{d_1, \dots, d_6\}} \left[\mu^{d_j}(x_1^*, \dots, x_8^*, x_h^*) \right]. \quad (3.10)$$

Отже, у результаті застосування даного алгоритму аналітико-лінгвістичної апроксимації фінансових часових рядів вдається визначити напрям та величину подальшої зміни досліджуваного показника у вигляді терму із множини можливих значень $\{3C, C, PC, ПЗ, З, 33\}$ результуючої змінної y по заданому вектору фіксованих значень вхідних змінних $X^* = \langle x_1^*, \dots, x_8^*, x_h^* \rangle$ та сформованій матриці знань, подібній до табл. 3.2.

Налаштування параметрів нечіткої моделі на реальних фінансових часових рядах здійснюється на основі алгоритму «Extended Delta-Bar-Delta», який викладено у підп. 2.3.2. Застосування цього підходу зумовлено використанням у моделі недиференційованих трапецієподібних функцій належності.

Коли процес формування моделі перейде до навчання на реальних даних, то параметри термів для визначення величини зміни курсу будуть встановлюватися для кожного фінансово-економічного показника окремо. Так, у результаті проведення оптимізації визначаються мінімальні та максимальні межі зміни курсу, що будуть відповідати термам усіх вхідних та результуючої змінних, а також вагові коефіцієнти кожного правила прийняття рішень. І вже налаштована модель буде використовуватися для прогнозування розвитку досліджуваного фінансового показника.

3.6. МОДЕЛЬНІ ЕКСПЕРИМЕНТИ З ПРОГНОЗУВАННЯ ЗМІН ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ

3.6.1. Аналіз впливу виду функцій належності на ефективність роботи системи

Після проведення специфікації моделі, формування її структури та побудови бази правил прийняття рішень постають питання налаштування параметрів моделі на реальних статистичних даних та, власне, здійснення прогнозування розвитку фінансово-економічного показника.

Статистичним матеріалом для моделювання розвитку фінансових часових рядів було обрано індекс Standard & Poor's 500 (S&P 500), оскільки подібні цінні папери біржового фонду являють собою активи диверсифікованого портфеля, сформованого із відомих та надійних фінансових інструментів, що покладені в розрахункову основу даного індексу. Подібне інвестування дозволяє знизити ризик втрат у разі падіння ціни однієї з портфельних складових та зменшити вплив ринкових чуток і рекомендацій фінансових аналітиків, присутніх на фондовому ринку, які у значно меншому ступені доступні українському вкладнику.

Для торгівлі цінними паперами біржових фондів достатньо володіти загальною інформацією щодо стану й тенденцій фінансових ринків та користуватися загальними методами технічного аналізу [158]. До того ж під час проведення торгів із цінними паперами S&P 500 залишається можливість для активного інвестування, оскільки індекси біржових фондів визначаються не на кінець торгового дня, як для відкритих взаємних фондів, а перераховуються постійно протягом дня.

При проведенні аналізу результатів роботи розробленої системи прогнозування змін курсу фінансового показника навчання моделі проводилося на часовому ряді відносних змін цін закриття індексу S&P 500 за період з 1 липня 1995 року по 30 червня 2004 року за даними [1]. Перевірка якості прогнозу здійснювалася на тестовій вибірці з 1 липня 2004 року по 1 липня 2005 року. І одним із найважливіших питань під час проведення експериментів було обгрун-

тування вибору виду та структури функцій належності всіх термів, за яких відтворення вихідного часового ряду є найбільш точним.

Як зазначав у своїх дослідженнях О. О. Недосєкін [2, с. 9], «магістральний напрям застосувань теорії нечітких множин в економіці та фінансах – це обгрунтування форм функцій належності відповідних нечітких чисел і класифікаторів, що використовуються у моделі. Якщо обрані всі вхідні та вихідні дані моделі, то одержати результуючі показники на основі відповідних пояснювальних змінних уже не становить труднощів: спочатку кількісні змінні перетворюються до нечіткого виду, фазифікуються, а класичні обчислення замінюються м'якими». Уже після отримання значення вихідної змінної у лінгвістичній формі здійснюється її перетворення на кількісний вигляд шляхом проведення операції дефазифікації.

Проведений аналіз результатів експериментів виявив деякі досить цікаві моменти роботи систем нечіткого логічного висновку, які раніше не були висвітлені у відповідній спеціалізованій літературі. Так, спочатку було запропоновано побудувати модель прогнозування змін фінансового показника із використанням трапецієподібних функцій належності, оскільки вони дають можливість задати точні межі, за якими значення змінної однозначно не буде належати тому чи іншому терму (див. підп. 3.5.3). Це особливо важливо на межі між термами, які визначають зростання курсу, та термами, що свідчать про його спад (наприклад, щоб від'ємна зміна курсу не була віднесена до терму зростання). Крім того, форма трапецієподібної функції належності дозволяє одразу встановити розмір мінімальної величини коливання, як зображено на рис. 3.12 та 3.13.

Проте при отриманні прогнозу як до, так і після навчання виявилось, що дуже часто на виході системи з'являлося значення «0», хоча такої величини серед можливих значень вихідної змінної у немає (що також можна бачити з рис. 3.14). Виникнення подібної ситуації можна пояснити так. Розрахунок за будь-яким вирішальним правилом у базі знань здійснюється шляхом реалізації операції мультиплікації або мінімізації функцій належності всіх вхідних змінних до заданих термів. У будь-якому разі, якщо поточна комбінація змінних, що подається на входи системи, неточно відповідає встановленому правилу (тобто хоча б одна із вхідних змінних не відповідає заданому у правилі терму), тоді значення принаймні однієї функції належності у правилі дорівнюватиме нулю. У такому випадку у результаті здій-

снення операції мультиплікації або мінімізації дане правило також згенерує нуль на виході.

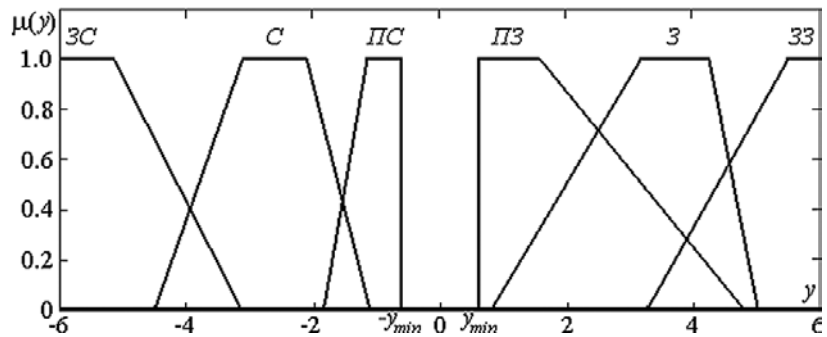


Рис. 3.14. Трапецієподібні функції належності результуючої змінної після налаштування параметрів моделі

І якщо серед логічних правил, наданих у базі знань, не буде жодного, що стовідсотково відтворює поточну комбінацію вхідних змінних, то виходом моделі буде також нуль як результат проведення операції максимізації серед отриманих розрахунків за всіма правилами. Зауважимо, що для функцій належності, які повільно спадають уздовж усієї множини можливих значень, подібна ситуація виключається, оскільки для них значення функції належності завжди буде позитивним, відмінним від нуля, навіть у найвіддаленіших точках від центра функції. Крім того, варто додати, що ще одним мінусом трапецієподібних функцій належності є низька придатність до навчання через їхню недиференційованість.

Зазначимо, що подібні висновки можна зробити не лише для трапецієподібних функцій належності, але й для інших лінійних недиференційованих функцій. Тобто, хоча такі функції належності, як трапецієподібні чи трикутні, є простими для обчислень та легкозрозумілими, вони мають ряд загроз для отримання адекватного кінцевого розрахунку. Відповідно, робимо наголос на важливості уникнення застосування лінійних недиференційованих функцій при побудові будь-якої математичної моделі на підґрунті інструментарію нечіткої логіки (навіть за умови, якщо налаштування параметрів моделі не передбачається). Проте зауважимо, що подібний висновок не поширюється на розрахунки на базі теорії нечітких множин, оскільки там реалізована інша процедура визначення кінцевого результату.

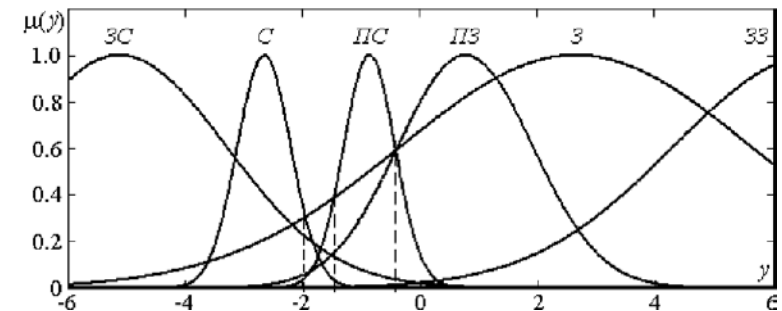


Рис. 3.15. Квазідзвоноподібні функції належності результуючої змінної після налаштування параметрів моделі

Відповідно, було прийнято рішення побудувати модель на нечіткій логіці з використанням функцій належності іншого виду. Розглянемо особливості функціонування диференційованих симетричних функцій належності (таких як квазідзвоноподібні або гаусові) та проаналізуємо їх переваги і недоліки для економіко-математичних моделей прогнозування, побудованих згідно з розробленою вище концепцією. По-перше, такі функції практично виключають можливість установлення чітких меж своїх змін, через що від них і було вирішено відмовитися у підп. 3.5.3. Тобто, як видно з рис. 3.15, у результаті налаштування параметрів моделі два терми ПЗ та З, що вказують на зростання курсу, мають більші значення функцій належності в деякому діапазоні нижче нуля, ніж терм ПС, який відповідає за подібні значення результуючої змінної.

Більше того, функція належності терму З проходить між функціями термів С та ПС вище за них. Це означає, що падіння курсу на 1,5–2,0 % буде інтерпретуватися системою як зростання, оскільки терм З для даного інтервалу має найбільше значення функції належності серед усіх інших лінгвістичних термів. Подібна ситуація зустрічається і після оптимізації більш простих моделей, наприклад у працях [106, с. 290; 148, с. 184], хоча там на це увагу звернуто не було. Проте в нашому випадку така ситуація є критичною і неприпустимою, оскільки тягне за собою можливість втрати капіталу. Адже для представлених на рис. 3.15 функцій належності результуючої змінної прогноз падіння курсу на 1,8 % буде інтерпретований системою як зростання з можливістю купівлі цінних паперів у цей момент. Зазначимо, що подібна небезпека у прийнятті рішень стосується не

лише квазідзвоноподібних, але й усіх інших диференційованих повільно спадних функцій.

З метою усунення вказаних недоліків сформулюємо методологічні положення щодо побудови функцій належності, які будуть поєднувати найкращі сторони згаданих вище функцій. Тому формування раціональної структури функцій належності для використання в економіко-математичних моделях прогнозування, побудованих згідно з розробленою концепцією, здійснимо на базі трапеції, бічні ребра якої являють собою відповідні боки квазідзвоноподібних функцій із власними параметрами. Представимо в аналітичній формі запису подібну функцію належності для лінгвістичного терму C вхідної змінної x , зображеної на рис. 3.15:

$$\mu^{\bar{N}}(x) = \begin{cases} 1, & x \leq \bar{x}_{\bar{N}}, \\ \frac{1}{1 + \left(\frac{x - \bar{x}_{\bar{N}}}{\bar{c}_{\bar{N}}}\right)^2}, & \bar{x}_{\bar{N}} < x \leq -x_{\min}, \\ 0, & x > -x_{\min}, \end{cases} \quad (3.11)$$

На рис. 3.16 графічно зображено функції належності результатуючої змінної після налаштування параметрів моделі на часовому ряді відносних змін цін закриття індексу S&P 500 за період з 1 липня 1995 року по 30 червня 2004 року.

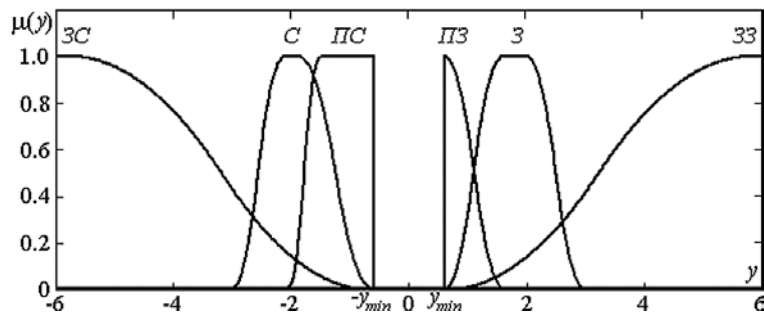


Рис. 3.16. Функції належності результатуючої змінної, сформовані з урахуванням особливостей задачі

Подібні функції належності зручні для налаштування, оскільки є диференційованими, а також надають можливість установаження меж змін для різних термів. Зокрема, ці функції забезпечують встановлення розміру мінімальної величини коливання з метою уникнення впливу на прогноз незначних цінових змін, які не досягають деякого заданого мінімального числа пунктів у одному напрямку. Використання функцій належності такого типу значно підвищило швидкість та якість навчання (дозволило суттєво зменшити похибку відтворення вихідного часового ряду), збільшило прибутковість роботи оптимізованої системи. Нижче викладемо результати проведення експериментів з аналізу ефективності роботи економіко-математичної моделі прогнозування, побудованої із застосуванням функцій належності обраного виду.

3.6.2. Аналіз точності прогнозування фінансових показників на базі розробленої нечіткої моделі

Під час перевірки ефективності роботи системи прогнозування угоди з купівлі-продажу здійснювалися за кожної появи на виході моделі термів ЗЗ та ЗС, відповідно, без проведення додаткового аналізу на доречність укладання даних угод, без урахування транзакційних витрат, регулювання розміру капіталу для інвестування. Хоча цінні папери біржового фонду S&P 500 можна купувати з використанням брокерського кредиту (у рахунок майбутніх виплат), при проведенні аналізу результатів роботи розробленої системи подібна можливість не застосовувалася.

Кожного дня після отримання ціни закриття проводилася перевірка, чи змінюється значення останнього терму для вхідних змінних з урахуванням можливих меж коливань різних термів. Якщо значення терму останньої вхідної змінної змінилося, то здійснювався перерахунок вихідної змінної системи.

За отримання прогнозу щодо значного зростання індексу S&P 500 цінні папери купувалися на всю наявну суму коштів, а у разі прогнозування значного падіння індексу проводився продаж усього пакета цінних паперів одночасно. Розрахунки здійснювалися для початкової суми у \$ 100 000, що дає можливість знехтувати впливом брокерської комісії на кінцевий результат під час проведення експерименту.

Протягом торгового року з 1 липня 2004 року по 1 липня 2005 року, представленого обраною тестовою вибіркою, системою було зроблено 42 угоди, з яких 26 були прибутковими. Без урахування транзакційних витрат загальна прибутковість системи становила 13,05 % річних, що є досить високим показником порівняно з іншими торговельними системами та інвестиційними альтернативами [124; 158; 159]. При цьому необхідно зауважити, що ринок протягом року був не досить привабливим – прибутковість індексу S&P 500 за цей період становила 5,8 % (хоча середній темп приросту даного індексу за період з 1926 р. по 2001 р. дорівнював 11,3 % річних [160]).

Прибутковість розробленої системи ще більше виділяється на фоні результатів проведеного у праці [158] дослідження щодо застосування різноманітних технічних систем та індикаторів для прогнозування та здійснення торгівлі цінними паперами біржового фонду S&P 500. Це дослідження засвідчило, що більшість подібних систем технічного аналізу дає меншу дохідність, ніж звичайне пасивне інвестування за принципом «купи і зберігай» (лише дві системи з тринадцяти проаналізованих показали трохи більшу прибутковість за прибутковість самого індексу). Зауважимо, що з метою збереження чистоти експериментів ці системи випробовували окремо одну від одної. Проте в реальній торгівлі для підвищення точності прогнозування використовують не одну систему, а певні їх комбінації.

Повертаючись до тестування, зазначимо, що якщо 1 липня 2004 року ми пасивно розмістили б \$ 100 000 у цінні папери біржового фонду S&P 500, то 1 липня 2005 року у нас на рахунку була б сума \$ 105 802. Розроблена вище система на нечіткій логіці на той самий початковий капітал дає прибуток у розмірі \$ 13 048, тобто на рахунку була б сума \$ 113 048. Зауважимо, що з використанням системи до її навчання на реальних даних прибутковість становила лише 6,13 % і кінцева сума на рахунку дорівнювала б \$ 106 134 при 29 прибуткових угодах із 44 укладених.

Такий досить високий відсоток угаданих напрямів зміни курсу із використанням моделі до її навчання свідчить про правильно побудований набір правил розвитку ринку, раціональне обрання теорії хвиль Елліотта як основи для формування бази знань та доцільність введення мінімального розміру коливання для попередньої обробки фінансового часового ряду. Проте прибутковість проведених угод із застосуванням моделі до навчання є досить низькою, хоча й вищою за прибутковість самого ринку. Оптимізація параметрів моделі на

реальних значеннях фінансового показника дозволила суттєво підвищити прибутковість укладених угод, що вказує на вдалий підхід до побудови функцій належності та формування алгоритму налаштування моделі на реальних даних.

Якщо укласти угоди з купівлі цінних паперів біржового фонду S&P 500 при кожній появі на виході моделі термів *33*, *3* або *ПЗ* (тобто всіх термів, які свідчать про подальше зростання курсу) та здійснювати продаж цінних паперів S&P 500 при появі термів *3С*, *С* та *ПС*, то прибутковість оптимізованої системи знизиться до 8,78 %. Це зайвий раз підтверджує доцільність введення додаткових термів для результируючої змінної (за появи яких здійснюються операції купівлі-продажу цінних паперів) та проріджування початкового фінансового часового ряду. Якщо подібне проріджування не проводити (тобто прийняти мінімальну величину коливання $x_{min} = 0$), то прибутковий потенціал системи падає до 6,11 % при 35 прибуткових угодах із 56 проведених. Якщо врахувати зростання транзакційних витрат, то даний показник знизиться ще більше.

Ефективність роботи розробленої системи була перевірена також на часовому ряді вітчизняного фондового індексу ПФТС (Першої фондової торговельної системи) [161]. Налаштування параметрів моделі здійснювалося на даних з 1 жовтня 2002 року по 31 вересня 2004 року. При тестуванні системи на вибірці з 1 жовтня 2004 року по 31 вересня 2005 року було запропоновано укласти 56 угод, з яких 41 виявилася прибутковою. Прибутковість системи протягом тестового року становила 12,11 %. Зауважимо, що подібні результати були отримані з використанням базової моделі без її адаптації до специфіки розвитку фондового індексу ПФТС, урахування стилю хвиль верхнього хвильового рівня, додаткового аналізу на доречність укладання угод.

Зауважимо, що подібний підхід до конструювання моделі на нечіткій логіці, який ґрунтується на виявленні закономірностей розвитку фінансових часових залежностей, добре придатний для прогнозування змін фінансових показників. Але при вирішенні завдання прогнозування бюджетних надходжень за різними податками із урахуванням галузевих особливостей кожного регіону передусім важливо передбачити не факт збільшення чи зменшення надходжень, а вказати якомога більш точний їх прогноз. Причому прогнозування податкових надходжень необхідно здійснювати не на основі лише попередніх їх значень, а залежно від впливу різноманітних макроекономічних факторів та ринкової кон'юнктури.

ВИСНОВКИ ДО ГЛАВИ 3

Необхідною складовою процесу державного управління є проведення аналізу, прогнозування та планування розвитку базових показників народного господарства, зокрема фінансової сфери. Найбільшою невизначеністю в умовах трансформації української економіки характеризуються задачі, пов'язані з прогнозуванням майбутніх значень макроекономічних показників, серед яких окреме місце посідають податкові надходження, що визначають дохідну частину бюджету. Застосування ефективних методів та моделей для їх прогнозування сприятиме підвищенню фінансової стабільності та динамічному розвитку країни. Відповідно, цю главу присвячено дослідженню здатності різноманітного математичного інструментарію вирішувати завдання прогнозування показників фінансової сфери.

У процесі вибору математичного апарату для побудови моделей прогнозування розвитку фінансових часових рядів було апробовано досить велику кількість різноманітних підходів і зроблено такі висновки. Було вирішено відмовитися від застосування для прогнозування податкових надходжень методів екстраполяції через їх сильну чутливість до помилок, особливо на краях інтервалу, що розглядається. Визначено, що для прогнозування не бажано застосовувати підходи, які використовують принцип усереднення, а саме: математичне сподівання, середнє плінне, експонентне згладжування або регресійні моделі. Деякі з цих підходів можна використовувати лише для попередньої обробки даних перед здійсненням прогнозу із застосуванням інших методів.

Проведений аналіз результатів експериментів засвідчив, що нейромережеві моделі при прогнозуванні виявилися позбавленими багатьох недоліків класичних екстраполяційних підходів та продемонстрували значно вищу точність передбачення розвитку фінансових показників. На основі результатів проведеного аналізу були зроблені висновки та надані пропозиції щодо структури і внутрішніх параметрів нейронних мереж та форми подання даних на їхні входи.

При цьому було виявлено, що прогноз наступного значення фінансового показника, який отримується з використанням нейронних мереж, здебільшого практично повторює попереднє значення часового ряду (якщо прогнозування здійснюється лише на основі попередніх значень досліджуваного показника). Було зазначено, що

точність прогнозу можна суттєво підвищити шляхом включення до моделі різних факторів або за рахунок ефективної попередньої обробки даних та пошуку оптимальної конфігурації мережі.

З метою підвищення точності передбачення напрямку зміни фінансового показника було запропоновано налаштувати математичну модель на розпізнавання образів у структурі фінансових цінкових кривих із відповідною класифікацією подальшої зміни досліджуваного показника. Таке завдання стає подібним класичній задачі розпізнавання графічних зображень і вирішується у цій главі із застосуванням нейронних мереж зустрічного поширення, які являють собою синтез карти самоорганізації Кохонена та вихідної зірки Гроссберга. Аналіз результатів проведених експериментів продемонстрував високу здатність такого підходу до ідентифікації типових форм у часових рядах фінансових показників та точність передбачення подальшої їх зміни.

При цьому для забезпечення ще більшої точності прогнозування розвитку фінансових показників було запропоновано встановлювати в математичній моделі тенденції змін цінкових кривих, виявляти та враховувати правила їх розвитку. З метою подання цих правил у математичній формі та забезпечення можливості оптимізації моделі запропоновано скористатися методами теорії нечіткої логіки. Отже, у цій главі розглянуто та проаналізовано відомі моделі прогнозування, розроблені на основі теорії нечіткої логіки, та визначено напрям проведення досліджень у цій галузі.

У монографії при побудові моделі прогнозування фінансових часових рядів запропоновано формувати базу знань, ґрунтуючись на правилах розвитку цінкових кривих з хвильової теорії Елліотта. Відповідно, у цій главі розроблено концепцію побудови економіко-математичних моделей прогнозування напрямку та відносної величини зміни фінансового показника шляхом ідентифікації в ціновій кривій відомих хвильових форм, заданих на основі моделі Елліотта. Розроблено алгоритм аналітико-лінгвістичної апроксимації фінансових часових рядів.

Під час проведення аналізу функціонування розробленої системи було здійснено дослідження з визначення раціонального виду функцій належності, що здатні адекватно відтворювати фінансові часові залежності. Було виявлено ряд недоліків загальноновживаних функцій належності, таких як кусково-ламані (трапецієподібні або трикутні) чи диференційовані (гаусові або квазідзвоноподібні).

Відповідно, у межах концепції побудови економіко-математичних моделей прогнозування змін фінансового показника сформульовано та обґрунтовано методологічні положення щодо конструювання функцій належності на базі трапеції, бічні ребра якої являють собою відповідні боки квазідзвоноподібних функцій із власними параметрами. Використання функцій належності такого типу значно збільшило швидкість та якість навчання, підвищило ефективність роботи оптимізованої системи.

Зазначимо, що проведений аналіз роботи системи продемонстрував її високу ефективність та прибутковість як до, так і після налаштування на реальних даних. Проте подібний підхід до конструювання моделі на нечіткій логіці, який ґрунтується на виявленні закономірностей розвитку фінансових часових залежностей, добре придатний для прогнозування змін фінансових показників, але не забезпечить належної точності передбачення податкових надходжень залежно від впливу різноманітних макроекономічних факторів та особливостей розвитку окремих галузей та регіонів.

Відповідно, наступні глави монографії присвятимо розробці економіко-математичних моделей прогнозування надходжень за різними податками з урахуванням багатьох факторів, що визначають податковий потенціал регіонів, ураховуючи результати проведеного у даній главі аналізу ефективності різноманітного математичного інструментарію для розв'язання задачі прогнозування, а також надані рекомендації.

Глава 4

ІНФОРМАЦІЙНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ТА ФАКТОРИ ВПЛИВУ НА ПОДАТКОВІ НАДХОДЖЕННЯ

4.1. ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ РОЗПОДІЛУ БЮДЖЕТНИХ ПРИЗНАЧЕНЬ У ТЕРИТОРІАЛЬНОМУ РОЗРІЗІ

4.1.1. Огляд відомих підходів до прогнозування бюджетних надходжень

Стабільний соціально-економічний розвиток країни потребує систематичних надходжень коштів до бюджетів різних рівнів. І у зв'язку з цим особливої актуальності набуває завдання ефективного формування дохідної частини бюджету. Вирішення цього завдання безпосередньо пов'язане з оптимізацією структури розподілу бюджетних призначень зі збирання податків та інших зборів і платежів у розрізі регіонів з урахуванням галузевих особливостей.

Процес розподілу бюджетних призначень у територіальному розрізі вимагає детального аналізу та врахування сучасного стану і перспектив соціально-економічного розвитку країни та окремих її регіонів. З метою розподілу призначень як на загальноукраїнському, так і регіональному рівні необхідно здійснювати оцінку податкового потенціалу та фактичних надходжень податків і зборів, а також визначення обсягів економічно обґрунтованих надходжень до бюджетної системи.

Особливого значення набуває аналіз основних чинників, що визначають динаміку податкового потенціалу і надходжень податків

до бюджету. У міру становлення податкового законодавства і адаптації до нього платників податків відбувається зниження впливу суб'єктивних факторів, а більш важливу роль щодо визначення розмірів податкових надходжень держави починають відігравати економічні чинники, що впливають на зміну податкової бази окремих податків і зборів та податкового потенціалу в цілому.

Насамперед потрібно зазначити, що у світі існують такі основні підходи до оцінки податкового потенціалу:

1. Оцінка сукупної податкової бази з використанням об'єктивних показників – фактичної податкової бази, а також індикаторів економічної активності (валовий регіональний продукт, сукупні витрати на споживання тощо). За такого методу оцінки важливо враховувати, що показники доходів, які використовуються під час розрахунку трансфертів, не повинні ґрунтуватися на фактичних бюджетних доходах (тобто при існуванні пільг з окремих податків необхідно зробити оцінку податкових доходів без урахування зазначених пільг).

2. Оцінка середнього податкового потенціалу на душу населення по всій країні. Такі методи можуть застосовуватися за умови відсутності значної відмінності між регіонами у податковому потенціалі в розрахунку на душу населення. Відхилення від середнього показника можна розглядати як результат дій місцевої влади (позитивних чи негативних).

3. Оцінка податкоспроможності, що ґрунтується на фактичних даних про податкові доходи. Такий метод може застосовуватися за наявності незначних розходжень податкової бази, ставок, а також ефективності збору податків між регіонами. У такому випадку дані про фактичні надходження податку з регіону можуть бути використані як оцінка ступеня диференціації податкового потенціалу. Найкращим варіантом для таких цілей може бути який-небудь податок, що повністю надходить до національного бюджету, наприклад ПДВ.

Розглянемо найпопулярніші застосування зазначених підходів. Найчастіше виділяють такі методи: репрезентативної податкової системи; оцінки валового регіонального (муніципального) продукту; галузевої репрезентативної податкової системи; регресійного аналізу [162]. Крім того, можна виділити показник сукупних (валових) оподаткованих ресурсів, що тісно пов'язаний із показником валового регіонального продукту, та методи відносних індексів (показників) з огляду на їх широке застосування.

Метод репрезентативної податкової системи (РПС) був розроблений і активно використовується у США [163]. Він слугує для визначення податкового потенціалу регіонів і полягає в розрахунку суми бюджетних платежів, що можуть бути зібрані у регіоні за умови середнього рівня податкових зусиль і однакового складі податків і ставки оподаткування в усіх регіонах. Володіючи даними про фактично зібрані податки і збори та їхні податкові бази, можна розрахувати обсяг надходжень у регіоні. Саме ця величина і береться за рівень податкового потенціалу регіону.

Валовий регіональний продукт (ВРП) визначається як сумарна вартість товарів, робіт і послуг, вироблених з використанням економічних ресурсів регіону за певний період часу, незалежно від місця проживання працівників чи реєстрації підприємств. За своїм змістом цей показник аналогічний валовому внутрішньому продукту і є найбільш адекватним показником економічної активності в регіоні. Таку саму методику застосовують і для визначення валового муніципального продукту. На практиці значну частку в показнику ВРП становлять доходи фізичних осіб – жителів відповідного регіону, оскільки більшість із них працює в тому самому регіоні, де й проживає.

Відмінність **методу галузевої репрезентативної податкової системи** від методу РПС полягає в розрахунку податкового потенціалу за всіма доходами, але в розрізі галузей. Усі інші характеристики цього методу збігаються з РПС.

Показник сукупних оподаткованих ресурсів (СОР), що пов'язаний з валовим регіональним продуктом, був запропонований як альтернатива ВРП, оскільки останній не враховує впливу деяких податків і трансфертів з центрального бюджету на податковий потенціал регіонів. Для визначення СОР потрібно здійснити ряд перетворень. По-перше, від ВРП необхідно відняти деякі податки, які не є джерелом доходів для регіонального і місцевих бюджетів. Потім додати суму прямих трансфертів підприємствам і фізичним особам, включаючи виплати з пенсійного фонду і виплати на випадок безробіття.

Показник СОР більш точно відбиває фактичний обсяг податкових ресурсів регіону, ніж ВРП, однак для його розрахунку, так само як і для ВРП, необхідна досить велика база вихідних даних, що обмежує його застосування.

Метод індексу податкового потенціалу ґрунтується на оцінці доданої вартості за галузями економіки регіону [164]:

$$ППП_i = V_i \cdot K_r, \quad i = \overline{1, n}, \quad (4.1)$$

де V_i – сума доданої вартості галузей економіки (у базових цінах) на мешканця, віднесена до аналогічного показника по країні;

K_r – коригувальний коефіцієнт галузевої структури економіки, що обчислюється через середні рівні податкового навантаження за базовими галузями та їх часткою в економіці регіону;

n – кількість регіонів.

За умови відносної однорідності регіонів та спільних податкових баз можна застосовувати **коефіцієнт відносної податкоспроможності** (КВП), що розраховується за співвідношенням

$$КВП_i = \frac{P_i}{M_i \cdot \overline{КВП}}, \quad i = \overline{1, n}, \quad (4.2)$$

де P_i – сумарні власні доходи (без трансфертів) у i -му регіоні;

M_i – кількість населення у i -му регіоні;

$\overline{КВП}$ – середній коефіцієнт відносної податкоспроможності, який розраховується за співвідношенням

$$\overline{КВП} = \frac{\sum_{i=1}^n P_i}{\sum_{i=1}^n M_i}. \quad (4.3)$$

У бюджетній системі України базовим підходом до визначення податкового потенціалу регіону є оцінювання доходів бюджету, а не безпосередньо економічного стану регіону [165]. У Бюджетному кодексі України застосування податкового потенціалу для визначення обсягів дотації вирівнювання подано у статті 98, де індекс відносної податкоспроможності дається як коефіцієнт, що визначає рівень податкоспроможності адміністративно-територіальної одиниці порівняно з аналогічним середнім показником по Україні в розрахунку на одного мешканця. Для його обчислення береться «кошик» доходів бюджетів, що є базою перерозподілу, з урахуванням надання пільг платникам податків. Поряд із цим припускається застосування до індексу відносної податкоспроможності коригувальних коефіцієнтів.

Зазначимо, що вже через півроку після ухвалення Бюджетного кодексу України було порушено питання похибок у розрахунках при застосуванні індексу відносної податкоспроможності. При визначенні надходжень до бюджетів як середнього арифметичного за три роки досить часто отримували результат, що не відповідав тенденції надходжень. Так, похибка між результатами розрахунків та реальними надходженнями виявлялася більшою за 15 %, що не дозволяє приймати ефективні управлінські рішення. Цей факт змусив Міністерство фінансів України застосовувати поправки задля уникнення занадто великих розбіжностей між прогнозованими та фактичними даними. Усе це вказує на доцільність використання інших підходів до прогнозування бюджетних надходжень.

Метод регресійного аналізу використовує математичний і статистичний апарат (факторний, кореляційний, регресійний аналіз) для отримання прогнозів надходжень залежно від зміни деякого фактора (або групи факторів) на підставі математично обґрунтованої функціональної залежності. Пояснювальними змінними можуть бути будь-які фінансові, господарські, промислові або соціально-економічні показники, наприклад обсяг промислового виробництва, середні доходи населення або навіть споживання електроенергії тощо.

Із застосуванням **авторегресійної моделі ARIMA** вдається здійснити прогнозування подальших змін часового ряду надходжень на підставі їх попередніх значень. Прогнозування податкових надходжень із застосуванням авторегресійної моделі ARIMA вже намагалися здійснювати українські вчені [166; 167]. Проте, як зазначалося у працях [167; 168], для використання цієї моделі необхідна наявність щомісячних спостережень за прогнозованим податком протягом принаймні 5–6 років. По-перше, розраховувати на отримання такого обсягу достовірних статистичних даних у сучасних українських умовах практично не доводиться (формування репрезентативної статистичної вибірки є надзвичайно складним завданням, пов'язаним із рядом об'єктивних і суб'єктивних причин, – про це йтиметься далі). А по-друге, навіть за наявності цих даних, з огляду на нестаціонарність відповідних часових рядів та постійну змінюваність економічних умов, неможливе здійснення адекватного прогнозування на основі екстраполяційної авторегресійної моделі. Відповідно, застосування подібних підходів є необґрунтованим.

Тому ARIMA або інші однофакторні моделі прогнозування у монографії розглядатися не будуть. У нашому дослідженні зроблено вибір на користь багатофакторного прогнозування. А з метою збільшення статистичної вибірки аналізуються одночасно багато різних часових рядів надходжень податку за різними регіонами України через незначну кількість статистичних даних. Відповідно, у такому разі здійснювати прогнозування часових рядів шляхом їх екстраполяції вже не вдасться.

4.1.2. Аналіз зарубіжної практики оцінювання податкового потенціалу регіону

Модернізація підходів до оцінювання податкового потенціалу адміністративно-територіальної одиниці, пошук більш об'єктивних показників для розрахунків як дотацій, так і сум, що підлягають вилученню до державного бюджету, сьогодні більш ніж актуальні. Саме тому вивчення зарубіжного досвіду є надзвичайно важливим.

У більшості країн можливості наповнення бюджету оцінюються показником податкового потенціалу, але, наприклад, в Австралії здійснюється загальна оцінка прибуткових можливостей штатів, що охоплює як можливі податкові, так і неподаткові доходи. Застосовуються як дуже прості, так і складні розрахунки податкового потенціалу. Вибір конкретної методики оцінки податкового потенціалу залежить від багатьох чинників, наприклад мети, яка ставиться перед програмами вирівнювання, кількості та значущості регіональних (місцевих) податків, ступеня ухилення від податків, повноти і доступності даних.

Найскладніша і трудомістка оцінка податкового потенціалу штатів проводилася у США у 80-х роках минулого століття, яка ґрунтувалася на податковій системі, що містила 27 типів штатних податків і квазі-податкових доходів [169]. Для кожного типу податку розроблялася репрезентативна податкова база і розраховувалися середньозважені податкові ставки. Сума добутків репрезентативних податкових баз і ставок давала оцінку податкового потенціалу, який досить точно і повно оцінював прибуткові можливості штатів.

Крім того, у США використовується модель контролю податкових надходжень, розроблена компанією Varents Group. Ця модель дозволяє одержувати щомісячні прогнози податкових надходжень за окремими видами податків на основі наперед заданих річних

підсумків. Разом з тим модель передбачає можливість коригування місячних і річних сум податків з урахуванням фактичних податкових надходжень. До моделі входять такі модулі: базових прогнозів, моніторингу і звітів, модифікації прогнозів, контролю податкових надходжень та база даних.

Найважливішу роль у системі контролю надходження податків відіграє науково обґрунтована розробка щомісячних прогнозів, які складаються на базі спеціально сконструйованої економіко-математичної моделі. Щомісячні прогнози узгоджуються з контрольними цифрами, закладеними в річному бюджеті. У разі значних розбіжностей між прогнозами і реальними надходженнями податків виявляють їх причини і проводять відповідне коригування як прогнозних значень, так і річної суми податку. Після внесення коригувань здійснюється щомісячний моніторинг з метою відстеження процесу надходження податків. На виході моделі формуються звіти про податкові надходження для органів державної влади, що мають стосунок до формування дохідної частини бюджету.

Проте у більшості країн використовуються прості та менш трудомісткі методики оцінки податкового потенціалу. Так, у Франції діє понад 40 місцевих податків, але податковий потенціал оцінюється за податковими базами трьох основних місцевих податків на майно, які забезпечують близько 80 % усіх податкових надходжень на місцевих рівнях: на забудовані і незабудовані землі та податку на житло. Для розрахунку податкового потенціалу база оподаткування по кожному виду податку множить на середню по всій країні ставку цього податку. При цьому передбачається повне виконання планів зі збору податків.

У Великобританії податковий потенціал фактично розраховується тільки по одному податку – податку на житло. Оцінка податкового потенціалу здійснюється за його базою оподаткування з урахуванням єдиної податкової ставки та стабільного збирання і, відповідно, не є трудомісткою процедурою, що вимагає великої кількості даних.

У Швеції основним джерелом власних доходів місцевих бюджетів – ландстингів і комун – є прибутковий податок з фізичних осіб. Оцінка податкового потенціалу проводиться саме по цьому податку окремо для ландстингів і комун за єдиною законодавчо встановленою методикою і використовується для розподілу вирівнюючого трансферту. Податковий потенціал розраховується як добуток податкової

бази за прибутковим податком з фізичних осіб на середню податкову ставку і середні збори. Фактично податковий потенціал пропорційний базам оподаткування. Ландстинги і комуни з прибутковим податковим потенціалом, нижчим середнього, отримують дотацію, і навпаки, у ландстингів і комун з потенціалом, вищим середнього, проводяться вилучення.

Відзначимо, що аналогічна процедура оцінки податкового потенціалу (за базою оподаткування прибуткового податку з фізичних осіб) і схема вирівнювання на основі принципу «самофінансування» окремо для земель і муніципалітетів використовується також у Данії.

У разі застосування досвіду інших країн з визначення податкового потенціалу важливо враховувати цілий ряд різноманітних відмінностей. Найбільш суттєвими можна вважати розбіжності в податковому законодавстві, відмінності адміністративно-територіального устрою (використовується досвід унітарної держави або з федеративним устроєм), класифікації податків за формою оподаткування (прямі, непрямі), за економічним змістом об'єкта оподаткування, за способом стягнення.

За наявності значних розбіжностей залишається можливість використання особливостей прогнозних моделей інших країн у частині їхнього математичного апарату, способів модульного групування складових майбутньої моделі тощо.

Також наголосимо, що згадані закордонні методики визначення податкового потенціалу регіонів ґрунтуються на використанні середніх величин, що передбачає дотримання гіпотези щодо стаціонарного розвитку відповідних випадкових процесів (незмінності їх статистичних характеристик). В умовах української економіки перехідного періоду ця гіпотеза не виконується практично для будь-якого показника.

Ураховуючи викладене вище, вважаємо за необхідне застосування в умовах України методики визначення податкового потенціалу адміністративно-територіальних одиниць на підґрунті основних бюджетоутворюючих податків – податку на прибуток підприємств, податку на додану вартість, податку з доходів фізичних осіб та акцизного збору. Для розподілу бюджетних призначень у територіальному розрізі приймаємо рішення здійснювати прогнозування податкових надходжень за всіма регіонами по кожному податку і робити корекцію призначень відповідно до встановленого по Україні бюджетного розпису.

У подальшому, за умови стабілізації податкової системи України та поступального соціально-економічного розвитку держави, можливим буде застосування інших підходів до побудови моделей визначення податкового потенціалу, наприклад подібних до США.

4.2. ІНФОРМАЦІЙНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ РОЗРОБКИ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ РІЧНИХ БЮДЖЕТНИХ ПРИЗНАЧЕНЬ

Аналізуючи надходження до Зведеного бюджету України, можна сказати, що поруч з податком на додану вартість та податком на прибуток підприємств до бюджетоутворюючих податків належить акцизний збір (АЗ) та податок на доходи з фізичних осіб (ПДФО) (див. табл. 4.1). А загалом ці податки становлять майже 90 % податкових надходжень зведеного бюджету (ПДВ – 29,61 %, ПДФО – 27,97 %, ППП – 20,57 % та АЗ – 11,06 %).

Податок з доходів фізичних осіб має чітко виражену спрямованість на встановлення соціальної справедливості податкової системи, оскільки рівень відрахувань прямо залежить від обсягів доходу громадян з різних джерел (заробітна плата, спадщина, інвестиційний дохід тощо).

Таблиця 4.1

Структура надходжень бюджетоутворюючих надходжень до бюджетів України за 9 місяців 2009 року [170] тис. грн

Податок	Надійшло до державного бюджету	%	Надійшло до місцевих бюджетів	%	Надійшло до зведеного бюджету	%
АЗ	12664708,8	17,45	90862,1	0,21	12755571,0	11,06
ПДФО	0	0	32255928,99	75,43	32255928,9	27,97
ПДВ	34148049,7	47,06	0	0	34148049,7	29,61
ППП	23411613,8	32,26	315863,9	0,74	23727477,7	20,57
Усього податкових надходжень	72565663,8	100	42762732,3	100	115328396,1	100

Крім того, відповідно до подвійної мети оподаткування доходів фізичних осіб можна назвати дві основні функції (як прояв їхньої внутрішньої сутності) – фіскальну й економічну. Фіскальна функція є основною, оскільки основне призначення податків – мобілізація коштів на користь держави. У розвинених ринкових країнах надходження від податків домінують у доходах бюджетів усіх рівнів.

Економічна функція (або її ще називають – регулятивна) є похідною від фіскальної і полягає в тому, що за допомогою податків держава може впливати на хід, обсяги, пріоритети процесу суспільного відтворення, крім того, вирішувати соціальні проблеми з підтримки певних верств населення.

Якщо фіскальна функція «працює» безумовно і завжди, то цього не можна стверджувати про економічну функцію. Намагання стягувати податки у все більших розмірах, скасування пільг в оподаткуванні негативно впливають на суспільний розвиток, призводять до занепаду окремих галузей діяльності, засилля іноземних конкурентоспроможних товарів, зuboжіння населення.

Фіскальна функція податку на доходи фізичних осіб полягає в мобілізації коштів у розпорядження держави та формуванні централізованих фінансових ресурсів для забезпечення виконання функцій держави. Вона реалізується через розподіл частини валового національного продукту.

Фіскальна функція є дуже важливою для характеристики податку, його суспільного призначення. Для реалізації цієї функції важливе значення має постійність і стабільність надходження коштів у розпорядження держави. Суспільне призначення податку на доходи фізичних осіб виявляється в тих функціях, які вони виконують.

З підвищенням ролі держави зростає значення регулювальної функції податків. Ця функція реалізується через вплив податків на різні сторони діяльності суб'єктів господарювання. Ринкові відносини в економічному житті держави вимагають від держави принципово інших методів управління. Серед них важливу роль покликані відіграти податки та бюджет, які визначаються фіскальною політикою.

В основі податкової та бюджетної реформ лежить глибока трансформація нашого суспільства, перетворення відносин власності й соціально-економічної структури в напрямі ринкового господарства.

З позицій наявних проблем і здійснюваних перетворень цілями фіскальної політики було і залишається подолання спаду виробництва окремих галузей економіки, бідності населення, стабілізація

економіки, стимулювання розвитку пріоритетних сфер діяльності і структурних перетворень.

Починаючи з 2004 р. податок з доходів фізичних осіб встановлено на рівні 13 %. Крім того, фізичні особи-платники податку мають право на зменшення оподаткованого доходу – податкову соціальну пільгу.

Надходження від податку з доходів є одним з трьох найбільших джерел наповнення Зведеного бюджету України та головним джерелом доходів місцевих бюджетів.

Податок з доходів залишається значним джерелом, яке забезпечує більше однієї п'ятої податкових доходів зведеного бюджету. Податок з доходів також приносить більше 3/4 доходів місцевих бюджетів (не враховуючи трансферти, що передаються з державного бюджету), які спрямовуються на виконання делегованих повноважень, насамперед фінансування освіти та охорони здоров'я.

Найвищі показники надходжень з податку з доходів фізичних осіб спостерігають у найбільших промислово розвинених регіонах України, а саме: в Києві (6 848 533 тис. грн), Донецькій (3 621 660 тис. грн), Дніпропетровській (2 725 305 тис. грн) та Харківській (1 805 008 тис. грн) областях.

Що стосується акцизного збору, то він є непрямим податком та його відносять до категорії специфічних акцизів, яким оподатковуються окремі види товарів. Цим збором обкладаються споживчі товари, які не належать до товарів першої необхідності та мають високий рівень рентабельності. На відміну від податку на додану вартість, акцизним збором оподатковуються лише товари і не оподатковуються роботи та послуги. На початковому етапі розвитку економіки незалежної України основною метою акцизного збору було часткове вирішення проблем наповнення бюджету за рахунок заможних верств населення, шляхом оподаткування товарів, які були недоступними для переважної більшості громадян (легкові автомобілі, вироби з хутра, вироби з дорогоцінних металів та каменів).

З подальшим становленням та розвитком економіки акцизним збором стали оподатковуватися соціально шкідливі категорії товарів (на сьогодні до таких відносять нафтопродукти, легкові автомобілі, лікєро-горілчані та тютюнові вироби). Шляхом підвищення ціни цих товарів держава намагається певною мірою регулювати споживання таких товарів, а також залучити додаткові ресурси до державного та місцевих бюджетів.

Так, за даними державної податкової служби України, 9 місяців 2009 року надходження від акцизного збору в загальних податкових надходження до Зведеного бюджету України становили 11,06 % (12 755 571,02 тис. грн), а податку з доходів фізичних осіб – 27,97 % (32 255 928,99 тис. грн). Для порівняння частка податку на додану вартість та податку на прибуток підприємств становили 29,61 % і 20,57 %, відповідно [170].

Варто також указати на суттєве значення ПДФО у формуванні податкових надходжень місцевих бюджетів, які на 75 % формуються за рахунок саме цього податку. Як уже зазначалося, основною метою АЗ є регулювання рівня споживання певних категорій товарів, але поряд з цим залучаються значні кошти до державної казни.

Також, порівняно з податком на прибуток підприємств та ПДВ, податок на доходи фізичних осіб та акцизний збір мають значно менше суперечностей щодо пільг та проблем (як, наприклад, у випадку з експортним відшкодуванням податку на додану вартість).

Беручи до уваги викладене вище, а саме: фіскальне значення досліджуваних елементів податкової системи та їх соціально-економічне значення, вивчимо їх особливості та фактори впливу на обсяг надходжень, які в подальшому будуть використані при побудові моделі прогнозування бюджетних призначень з ПДВ, податку на прибуток підприємств, акцизного збору та податку з доходів фізичних осіб.

Інформаційне забезпечення є сукупністю заходів, основною метою яких є збір, первинна обробка та видача інформації, необхідної для вирішення задачі розробки моделі прогнозування річних бюджетних призначень (по основних платежах) та їх розподіл по звітних періодах.

Організація інформаційного забезпечення охоплює визначення джерел інформації, переліку, обсягів, формату та частоти поновлення даних від них. Крім того, організація інформаційного забезпечення прямо залежить від соціально-економічної та політичної ситуації в державі.

Як вхідна інформація для вирішення функціональних задач у процесі дослідження буде використовуватися оціночна числова інформація, що описує поточний стан характеристик моделей.

Вхідна інформація може бути одержана в результаті вторинної, а в деяких випадках третинної обробки аналітиками. При цьому визначення деяких компонентів вхідних даних базується на кількох джерелах, які спостерігаються протягом певного проміжку часу.

Окремі повідомлення можуть бути суперечливими і відображати кон'юнктурні, корпоративні думки або бути наслідками дезінформаційних впливів. Тому інформаційне забезпечення повинне гарантувати можливість відстеження шляхів таких даних і урахування достовірності інформаційних джерел.

Вхідні дані, які використовуються під час розробки моделі прогнозування річних бюджетних призначень, є досить різнобічними за своєю проблематикою, що призводить до виникнення серйозних проблем при зборі, обробці та підготовці їх невеликою кількістю аналітиків. В ідеальному випадку кількісний склад аналітиків, що залучаються до вирішення даної задачі, повинен прямо пропорційно залежати від предметного розбиття всього поля вхідної інформації.

Для визначення необхідних параметрів інформаційного забезпечення велике значення має ряд організаційних вимог:

– забезпечення регулярності оцінок і прогнозів вимагає наявності системи моніторингу ситуації, що нерозривно пов'язане з поступовим, розтягнутим в часі накопиченням і узагальненням оцінок, спадкоємністю оціночних і прогнозних даних;

– великі обсяги вхідної інформації та значна кількість залучених аналітиків визначають необхідність в однозначному розумінні, трактуванні та аргументації оцінок. Можлива ротація фахівців у межах одного предметного напрямку вимагає також прозорості й наявності словесних коментарів до оцінок, що зберігаються у вигляді розподілів так, щоб новий аналітик зміг без ускладнень засвоїти та зрозуміти оцінки, які були зроблені раніше. Крім того, для забезпечення проведення групових експертиз повинен бути визначений порядок (методика) призначення оцінок для кожної інформаційної одиниці, що зберігається інформаційним забезпеченням;

– вхідна інформація може надходити з різних джерел у вільній словесній формі засобами електронної пошти або глобальної інформаційної мережі. Вона може піддаватися аналізу не одразу, а у міру накопичення. Відповідно, потрібно забезпечити її зберігання, маркування рядом спеціальних атрибутів для визначення часу і джерела надходження, аналітичної рубрики, факту врахування в оцінці аналітиком тощо;

– практична експлуатація моделей вимагає виконання ряду технологічних операцій, таких як архівування даних, забезпечення їх цілісності, сортування за моментами часу проведення розрахунків для

відновлення (за необхідністю) минулих рішень. Крім того, комплекс моделей може вдосконалюватися з часом. Його інформаційні потреби можуть змінюватися. Відповідні зміни інформаційного забезпечення з великими накопиченими обсягами даних є недоцільними. Інформаційне забезпечення не повинне жорстко залежати від структури інформаційних потреб моделей;

– деякі моделі можуть використовувати узагальнені вхідні оцінки. На практиці такі оцінки можуть бути одержані аналітиками в результаті обробки цілого ряду даних за окремими проблемами. У зв'язку з цим інформаційне забезпечення повинне також прийняти на себе функцію попереднього агрегування даних;

– спеціальне програмне забезпечення, в середовищі якого реалізуються моделі, є досить складним в експлуатації. Тому є доцільним прагнення спрощення використання засобів інформаційного забезпечення, уникнення складних операцій, максимальний захист від випадкових помилок.

Функціонування інформаційного забезпечення, як окремої складової, має забезпечити:

– універсальність (збережені дані можуть використовуватися іншими програмними засобами);

– розділення функцій збору і обробки даних між різними компонентами (інформаційним забезпеченням та спеціальним програмним), що дозволить спростити експлуатацію моделей, підвищити їх гнучкість і здатність до налагодження.

Задачі інформаційного забезпечення полягають у:

– формуванні вхідних оцінок аналітиками з робочих місць, розташованих у локальній мережі, на основі одного або декількох повідомлень у вільній формі, які надходять різними шляхами від різних інформаційних джерел;

– інтегруванні в загальне інформаційне середовище оцінок територіально віддалених аналітиків, що пересилаються засобами електронної пошти, глобальних мереж або іншим шляхом;

– централізованому збереженні оцінок характеристик моделей у вигляді числових або лінгвістичних розподілів вільної форми з рядом атрибутів для організації пошуку, текстових коментарів та посилань на інформаційні повідомлення;

– комплектуванні оціночних та прогнозних даних за результатами аналізу реалізації прогнозу;

– забезпеченні необхідних технологічних процедур для актуалізації, мінімізації потрібних ресурсів, забезпеченні якості даних, захисту від випадкових помилок і неправильних дій користувача;

– агрегуванні даних з різних джерел із урахуванням їх достовірності;

– агрегуванні та зведенні оцінок показників, що зберігаються в базі даних інформаційного забезпечення, до параметрів моделей;

– забезпечення доступу до всіх даних, що зберігаються, шляхом виконання запитів з нечіткими критеріями пошуку.

Для вирішення задачі розробки моделі прогнозування річних бюджетних призначень (по основних платежах) структура інформаційного забезпечення повинна мати:

– систему управління базами даних;

– комплекс простих у використанні модулів для введення інформаційних повідомлень і формування на їх основі оцінок, а також для агрегування та приведення оцінок характеристик із бази даних до параметрів моделей;

– універсальну за структурою базу даних, яка забезпечує збереження даних незалежно від структури інформаційних потреб моделей;

– комплекс методик визначення параметрів моделей прогнозування на основі інформації в базі даних.

Таким чином, інформаційне забезпечення вирішення задачі розробки моделі прогнозування річних бюджетних призначень (по основних платежах) має на меті не тільки підвищити точність оцінок і планів оптимального розподілу бюджетних призначень, але й зробити процес вирішення цієї задачі більш технологічним з погляду вирішення задачі силами аналітичного підрозділу ДПА України.

Отже, головним аспектом при вирішенні поставленої задачі є визначення інформаційної бази, тобто бази документованих або публічно оголошених відомостей про події, що відбуваються в економічній та фінансовій сферах. Ураховуючи специфіку роботи органів ДПС, інформація, з якою працюють співробітники служби, має такі недоліки:

– у наявності є тільки або переважно експертна лінгвістична вербальна інформація;

– присутня різномірна за складом і джерелом інформація (якісна і кількісна, від різних джерел, експертів);

– недостатня чи спотворена статистична інформація або така, що не викликає довіри;

- необхідно враховувати нові суттєві фактори, що можуть виникнути в майбутньому;
- складно одержати оперативно потрібний об'єм необхідної інформації.

Усі ці характеристики потрібно враховувати при наявній організаційній системі, яка стане інформаційною базою не тільки при розв'язанні задачі розробки моделі прогнозування річних бюджетних призначень, але й при вирішенні інших питань, пов'язаних з роботою і діяльністю податкової служби.

Отже, важливим для розробки моделі прогнозування річних бюджетних призначень (по основних платежах) є інформатизація та організація обліку. Розвиток нових технологій, які використовують у роботі органів ДПС України, базується на використанні сучасної комп'ютерної техніки, дозволяє систематично і широко використовувати внутрішню і зовнішню інформацію для планування і виконання функцій податкової служби, ефективного адміністрування податків, боротьби з ухилянням від сплати податків і скороченням розмірів тіньової економіки.

Технічне забезпечення процесу розробки моделі прогнозування річних бюджетних призначень (по основних платежах) є сукупністю технічних засобів передачі і прийому даних, обчислювальних засобів, засобів відображення, а також засобів, інструментів і матеріалів для забезпечення їх безвідмовного функціонування.

Застосовуються такі основні засоби технічного забезпечення:

- комп'ютерні комплекси і мережі;
- автоматизовані робочі місця персоналу функціональних і штатних груп;
- колективні та індивідуальні засоби візуалізації, на які виводиться вхідна та отримана аналітична інформація;
- інтерфейси користувачів – пристрої взаємодії інформаційно-моделюючих і технічних засобів з учасниками обговорення проблеми;
- телекомунікаційне устаткування для взаємодії учасників робочої групи з територіально віддаленими учасниками;
- засоби енергетичного забезпечення.

Засоби технічного забезпечення мають поєднуватися в підсистеми і комплекси, які націлені на вирішення окремих функціональних задач.

Для забезпечення безупинної, безвідмовної роботи передбачається резервування апаратних засобів і створення сховищ необхідної місткості та конфігурації.

4.3. ОГЛЯД ОСНОВНИХ ЗАГАЛЬНОЕКОНОМІЧНИХ ПОКАЗНИКІВ, ЩО ВИЗНАЧАЮТЬ РІВЕНЬ ПОДАТКОВИХ НАДХОДЖЕНЬ

Аналіз динаміки макроекономічних показників дозволяє зробити висновки щодо економічного зростання, стагнації або спаду. Причому окремі складові ВВП змінюються різними темпами з різною тенденцією.

Важливим елементом в аналізі податкових надходжень є визначення рівня впливу економіки та фінансової системи України на їх обсяг. Очевидними є фактори, що визначають рівень розвитку економіки та мають вирішальний вплив на податкові збори, а саме:

- валовий внутрішній продукт (валовий регіональний продукт);
- валова додана вартість;
- експортно-імпорتنі операції підприємств України;
- зв'язки курсу національної валюти з валютами інших країн;
- структура доходів і витрат населення тощо.

Можна зробити висновок, що на основі значень даних за наведеними вище показниками можна здійснювати прогнозні розрахунки таких податків, як ПДВ, податок на прибуток підприємств, акцизний збір та ПДФО. Крім зазначених показників, важливо відібрати ще ряд найбільш значимих факторів, що впливають на надходження податків. При цьому для винайдення закономірностей функціонування економічного об'єкта потрібно абстрагуватися від інших менш значущих факторів, які мають незначний вплив на поведінку об'єкта дослідження.

До загальноекономічних показників розвитку країни, які будуть використовуватися у процесі розробки моделі прогнозування річних бюджетних призначень відібрано такі:

- номінальний ВВП у поточних (фактичних) цінах;
- валова додана вартість;
- обсяг експорту;
- обсяг імпорту;
- індекс споживчих цін;
- роздрібний товарооборот;

- обмінний курс гривні до долара США на міжбанківському валютному ринку;
- фінансові результати підприємств, які отримали прибуток та їх частка в загальній кількості;
- фінансові результати підприємств, які отримали збиток, та їх частка в загальній кількості.

Номінальний ВВП (у фактичних цінах) визначається як різниця між випуском у ринкових цінах та проміжним споживанням у цінах покупців або як сума валових доданих вартостей видів економічної діяльності і податків на продукти, за винятком субсидій на продукти. Крім того, валовий внутрішній продукт застосовується для визначення рівня і темпів економічного розвитку, продуктивності суспільної праці, рівня життя населення.

Індекс споживчих цін має значний вплив на надходження податків через такі механізми. По-перше, висока інфляція знецінює витрати підприємства (поточні і капітальні) за час, що проходить між придбанням відповідних товарів і віднесенням їх на витрати виробництва. Це призводить до завищення оподаткованого прибутку і, відповідно, до збільшення реальної величини податку на прибуток.

По-друге, в умовах високої інфляції скорочуються реальні надходження податку на прибуток, що пояснюється часовим лагом між фактом виникнення податкових зобов'язань і надходженням податку до бюджету. Такий лаг існує при будь-якій техніці оподаткування і його негативний вплив на доходи бюджету може бути мінімізований за рахунок максимального зближення моменту утворення прибутку і моменту сплати податку, а також за рахунок використання системи авансових платежів.

Інфляційне знецінення доходів бюджету відбувається також у разі порушення термінів сплати податку, якщо при цьому заборгованість зі сплати податку на прибуток відносять до частини відстроченої недоїмки, по якій пеня не нараховується.

Валова додана вартість має значний вплив у процесі розробки моделі прогнозування бюджетних призначень та розраховується як різниця між випуском товарів і проміжним споживанням, що визначається переважно цінами споживачів. Вона містить у собі первинні доходи, що створюються учасниками виробництва і розподіляються між ними. Оскільки валова додана вартість показує рівень споживання основного капіталу, то його динаміка є основним макроекономічним

показником, який характеризує економічний розвиток держави і є важливим фактором у процесі моделювання бюджетних призначень.

Використання загальноекономічних показників є важливим інструментом державного регулювання і прогнозування національної економіки. Країни з ринковою та з трансформаційною економікою за таку економічну модель використовують систему національних рахунків, що затверджена ООН і рекомендована для використання з метою забезпечення міжнародних зіставлень та ін.

4.4. АНАЛІЗ ФАКТОРІВ, ЩО ВПЛИВАЮТЬ НА ОБСЯГ НАДХОДЖЕНЬ ПОДАТКУ НА ПРИБУТОК ПІДПРИЄМСТВ ТА ПДВ (ЗБІР ТА ВІДШКОДУВАННЯ)

4.4.1. Дослідження пояснювальних змінних для включення в модель прогнозування надходжень податку на прибуток підприємств

У ході розробки моделі прогнозування річних бюджетних призначень з податку на прибуток підприємств мають урахуватися реальні економічні умови та процеси. Фундаментом моделі є комплексні програми економічного і соціального розвитку країни та конкретних регіонів. При цьому оцінюють і визначають:

- відхилення, що можуть виникнути у прогнозованому періоді;
- панівні тенденції;
- можливі відмінності в тенденціях на окремих часових періодах (наприклад, фактор сезонності для окремих регіонів).

Модель бюджетних призначень з податку на прибуток підприємств базується на: загальноекономічних показниках розвитку країни та дослідженнях, що публікуються у спеціальній економічній літературі та інших джерелах.

Під час моделювання розподілу бюджетних призначень з податку на прибуток підприємств потрібно враховувати те, що загальний підхід виглядає, як правило, у вигляді схеми розрахунків. Але прогноз має імовірнісний характер. При розрахунках прогнозів треба враховувати як фактичні динамічні ряди надходження податків за

попередні періоди, так і тенденції розвитку економіки. Показники за минулі періоди повинні коректуватися на основі вивчення конкретних економічних особливостей майбутнього періоду. Прогнозні розрахунки можуть коригуватися як окремо, так і в комплексі, оскільки вони взаємопов'язані між собою і впливають один на одного. Наприклад, показники, на яких ґрунтується прогноз податку на доходи фізичних осіб, може бути вихідною інформацією для розрахунку прогнозу з податку на прибуток і ПДВ. А ряд показників податку на прибуток, у свою чергу, відображаються у визначенні прогнозу ПДВ.

Проведення розрахунків з прогнозування податку на прибуток можливе тільки на основі аналізу даних про перспективи розвитку підприємств певного регіону і моніторингу податкового законодавства на прогнозований період. Звичайно, саме цей фактор сьогодні, коли податкова система реформується і важко піддається прогнозуванню, потребує серйозної уваги при проведенні відповідних прогнозних розрахунків. При цьому потрібно враховувати умови й обмеження, що випливають з досить складної системи завдань, обов'язків та прав державних інституцій країни щодо інформаційного забезпечення економічного аналізу у сфері оподаткування.

Для розробки моделі прогнозування бюджетних призначень податку на прибуток підприємств пропонується використовувати такі фактори (крім тих, які згадані у п. 4.3), що, на наш погляд, здійснюють вагомий вплив на результуючий показник та мають кількісну форму:

- нарахована сума податку на прибуток підприємств;
- надходження податку на прибуток підприємств;
- фінансові результати підприємств, які отримали прибуток (та їх частка в загальній кількості);
- фінансові результати підприємств, які отримали збиток (та їх частка в загальній кількості);
- податковий борг з податку на прибуток підприємств;
- задекларовані пільги з податку на прибуток підприємств;
- обсяг податкових пільг з податку на прибуток підприємств, що призвели до втрат бюджету;
- питома вага збиткових підприємств;
- валові доходи (виручка);
- валові витрати виробництва та обігу.

Фінансові результати від звичайної діяльності до оподаткування, на нашу думку, є одним із показників, які оцінюють базу оподатку-

вання. Цей макроекономічний показник визначається як алгебраїчна сума прибутку (збитку) підприємств від операційної діяльності за звітний період, фінансових та інших доходів (прибутків), фінансових та інших витрат (збитків). Відповідно, даний показник є важливим у визначенні бази оподаткування податку на прибуток та його надходжень до бюджету, що дає нам змогу оперувати теоретичними і фактичними надходженнями.

Податковий борг з податку на прибуток підприємств. Дія взаємної заборгованості підприємств (величини дебіторської заборгованості) на надходження податку на прибуток теоретично полягає в тому, що, по-перше, зростання дебіторської заборгованості безпосередньо скорочує балансовий і оподатковуваний прибуток, якщо підприємство здійснює облік прибутку за касовим методом. По-друге, в умовах інфляції за термін між утворенням і погашенням дебіторської заборгованості її величина і, відповідно, реальна величина прибутку і податку на прибуток підприємства-кредитора піддаються інфляційному знеціненню. Тому очікується негативна залежність зобов'язань з податку на прибуток від дебіторської та простроченої дебіторської заборгованостей.

Аналізуючи показник *дебіторської заборгованості*, не зовсім зрозумілим є те, чи позитивними є тенденції його зміни. Адже у структурі дебіторської заборгованості може бути значна частка простроченої заборгованості – у такому випадку значний обсяг дебіторської заборгованості є негативною тенденцією. Порівняння дебіторської заборгованості і реалізованої продукції в цілому в економіці дасть змогу робити висновки щодо подальшої зміни даного показника.

Податковий борг є складовою податкового потенціалу, тому логічним є його включення до моделі прогнозування надходжень податку на прибуток.

Індекс споживчих цін є показником інфляції і дозволяє пояснити деяку частку варіації надходжень з податку на прибуток.

Податкові пільги з податку на прибуток підприємств визначають певну частину втрат бюджету. За даними державної податкової служби, за 6 місяців 2009 року втрати Зведеного бюджету України внаслідок отриманих пільг з податку на прибуток підприємств становили 817 212,9 тис. грн [170]. Згідно з «Довідником пільг, наданих чинним законодавством по сплаті податків, зборів, інших обов'язкових платежів № 49» станом на 1 березня 2009 року кількість пільг з податку на

прибуток підприємств становить 21, а також є велика кількість пільг, які застосовуються в межах проведення економічних експериментів та спеціального режиму інноваційної діяльності. Таким чином, сума наданих пільг суттєво впливає на надходження податку, можна простежити на даний момент пряму залежність – при збільшенні податкових пільг питома вага надходжень до бюджету скорочується. Але доцільно також підкреслити, що можлива й зворотна ситуація, за якої дані пільги матимуть позитивний ефект у майбутньому, тому врахування даного показника, на нашу думку, є важливим при побудові моделі.

Питома вага збиткових підприємств має негативний вплив на надходження податку на прибуток підприємств. По-перше, за відносного збільшення числа збиткових підприємств зменшується число прибуткових, а, отже, певною мірою і оподатковуваний прибуток. По-друге, частка збиткових підприємств в економіці може відображати масштаби ухилення від оподаткування. Зростання кількості збиткових підприємств в умовах, коли частина підприємств свідомо занижує свій прибуток, певною мірою може відображати загальну схильність підприємств до ухилення від сплати податків. Проте варто враховувати, що підприємства, які ухиляються від оподаткування, вважають за краще показувати у звітності невеликий прибуток (малоприбуткові підприємства), щоб не привертати уваги податкових органів. Крім того, якщо має місце обмеженість до себе ресурсів контролюючих органів (податкових інспекцій), то за інших рівних умов орган, приймаючи рішення про вибір конкретного підприємства для перевірки правильності сплати податків, вимушений орієнтуватися на відхилення показників балансу даного підприємства від середніх по даному типу підприємств (галузеві ознаки, ABC – метод оцінки). При зростанні числа неприбуткових і малоприбуткових підприємств адекватна оцінка доцільності податкової перевірки на певному підприємстві ускладнена, оскільки зростає вірогідність, що конкретне підприємство дійсно функціонує із збитком або низьким прибутком.

Характерною рисою економічного становища збиткових підприємств є зростання їх дебіторської та кредиторської заборгованостей. *Дисбаланс між дебіторською та кредиторською заборгованістю* перетворюється на важливий фактор формування прибутку, який у даному випадку відсутній, а отже, існує і заборгованість із заробітної плати працівників окремого підприємства.

Валові доходи (виручка) – це загальна сума доходу платника податку від усіх видів діяльності, отриманого (нарахованого) протягом звітного періоду у грошовій, матеріальній або нематеріальній формах як на території України, її континентальному шельфі, виключній (морській) економічній зоні, так і за їх межами [171]. Даний показник визначається як різниця між виручкою від реалізації товарної продукції та собівартістю цієї продукції. Оскільки продукція, використана у внутрішньогосподарському обороті, оцінюється за собівартістю, то прибуток від неї не одержують. Тому величина прибутку, встановлена на основі товарної продукції, збігається з величиною прибутку, визначеною на основі валової продукції, оціненої за фактичними цінами її реалізації. З суми валового прибутку підприємство сплачує податки, відсотки за користування кредитними ресурсами, ренту, штрафи тощо. За вирахуванням цих витрат у розпорядженні підприємства залишається чистий прибуток, який використовують для розширення виробництва (фонд нагромадження), утворення фондів матеріального стимулювання, страхових і резервних фондів та ін.

З економічного погляду *прибуток* – це джерело розвитку виробництва, що створюється за рахунок витрат додаткової праці, а тому є надлишком вартості над витратами виробництва. Із соціального погляду прибуток розглядається як джерело зростання багатства власника підприємства, тому його сприймають як плату за ризик і виконання функцій головного організатора виробництва. Прибуток, таким чином, розглядається як надлишок загального доходу підприємства над доходом, що покриває всі витрати виробництва. Відмінність між двома зазначеними вище поняттями прибутку полягає в тому, що у першому випадку його походження пояснюють на основі трудової теорії вартості, а в другому – ринкової кон'юнктури, закону попиту і пропозиції. Тому цей надлишок вартості розглядають як плату за працю власника засобів виробництва, його дохід, який він може використати на власний розсуд. Але якби прибуток був платою за працю, то доходи виробників і власників засобів виробництва були б більш-менш однакові. Насправді вони значно різняться, і цю різницю трактують як плату за підприємницькі здібності. Якщо в економічному аспекті прибуток є такою самою складовою процесу відтворення, як і витрати виробництва, то в соціальному – він є генератором капіталістичної економіки. Саме прибуток спонукає підприємця здійснювати виробництво, упроваджувати нову техніку і

технології, економити матеріальні й трудові ресурси тощо. Крім того, для отримання максимальних прибутків використовуються і неекономічні методи, зокрема штучне підвищення цін через монополізацію ринку, демпінг тощо. Щоб уникнути негативних наслідків гонитви за максимальними прибутками, необхідно сприймати їх передусім як джерело розвитку суспільного виробництва, у тому числі матеріальні стимули цього розвитку, а не лише як засіб самозбагачення.

Валові витрати виробництва та обігу – сума будь-яких витрат платника податку у грошовій, матеріальній або нематеріальній формах, здійснених як компенсація вартості товарів (робіт, послуг), що придбаваються (виготовляються) таким платником податку для їх подальшого використання у власній господарській діяльності [171]. Відповідно до Закону України «Про оподаткування прибутку підприємств» валові витрати є одним з елементів, які зменшують валовий дохід при визначенні оподаткованого прибутку [171]. Тому не тільки підприємство, що є платником податку на прибуток, зацікавлене у правильності визначення суми валових витрат, а також перевіряючий орган. Відповідно, дотримання правильності віднесення затрат до складу валових витрат, які пов'язані з господарською діяльністю підприємства, прямо впливають на суму оподаткованого прибутку.

Підсумовуючи викладене вище, вважаємо, що між валовими витратами та базою оподаткування існує обернена залежність – при збільшенні витрат база зменшується і навпаки. Тому даний показник дозволяє нам простежити динаміку змін валових витрат підприємств за роками та дослідити його вплив на базу оподаткування податку на прибуток, що, у свою чергу, допомагає змодельовати та спрогнозувати вплив даного фактора на надходження до бюджету.

Далі розглянемо фактори, які впливають на формування сум збору та відшкодування з бюджету податку на додану вартість.

4.4.2. Відбір факторів, що визначають рівень збору та відшкодувань податку на додану вартість

Оскільки модель прогнозування бюджетних призначень податку на додану вартість передбачає врахування галузевої особливості економічної діяльності кожного регіону, то вважаємо за доцільне керуватися такими факторами, які впливають на надходження ПДВ (його збір та планування відшкодування його з бюджету):

- збір ПДВ;

- обсяг податкової недоїмки з ПДВ;
- обсяг пільг з ПДВ;
- обсяг експорту;
- обсяг імпорту;
- заявлено до відшкодування ПДВ;
- відшкодування ПДВ;
- обмінний курс гривні до долара США на міжбанківському валютному ринку;
- суми податку, які заявлено платниками до відшкодування;
- сума податкових зобов'язань з ПДВ;
- сума податкового кредиту з ПДВ;
- роздрібний товарооборот підприємств.

Податковий борг визначається як податкове зобов'язання (з урахуванням штрафних санкцій за їх наявності), узгоджене з платником податків або встановлене судом (арбітражним судом), але не сплачене у встановлений строк, а також пеня, нарахована на суму такого податкового зобов'язання. Важливість цього фактора полягає у тому, що чим меншим буде податковий борг, тим у більших обсягах ПДВ буде надходити до бюджету.

Обсяг пільг з ПДВ. За даними ДПА, станом на 1 січня 2008 року сума податку, не сплаченого через отримання пільг, – 15 969 491,7 тис. грн, тоді як надходження становили 12 086 700,0 тис. грн. Тому пільги з податку на додану вартість мають чи не найбільшу частку і досить суттєво впливають на надходження податку до бюджету.

Обсяг експорту. При експорті ставка податку становить 0 % бази оподаткування, тому у платників податку виникає право на бюджетне відшкодування податку з бюджету у зв'язку з надмірною його сплатою. Відповідно, обсяг експорту товарів та послуг є досить впливовим фактором у процесі моделювання бюджетних призначень, що призводить до втрат надходжень.

Обсяг імпорту. Об'єктом оподаткування податком на додану вартість є ввезення товарів (супутніх послуг) у митному режимі імпорту або реімпорту. У цьому випадку під час перетину товару митного кордону України на такі товари (послуги) нараховується ПДВ, яке відповідно до чинного законодавства підлягає сплаті до бюджету. Тому під час моделювання бюджетних призначень з ПДВ цей фактор також є достатньо вагомим, оскільки із збільшенням обсягів імпорту мають збільшуватися і надходження податку до бюджету.

Суми податку, заявлені платниками до відшкодування. За 9 місяців 2009 року ПДВ відшкодовано у сумі 28 989 405 тис. грн, водночас надходження становили 34 148 049,72 тис. грн [170], крім того, залишок заявлених до відшкодування сум ПДВ становить 16 811 277 тис. грн. Тому даний показник є визначальним при прогнозуванні надходжень від ПДВ, а також частково спроможний відобразити параметри, які не вимірюються кількісно. Складність адекватного аналізу та прогнозування надходжень до бюджету ПДВ визначається не досить досконалим механізмом адміністрування та, зокрема, відшкодування даного податку, яке значно залежить від адміністративних рішень з боку податкових органів.

Найбільш значні суми податку на додану вартість, задекларовані до відшкодування, виникають за рахунок закупівлі суб'єктами підприємницької діяльності матеріалів (основних фондів) та за рахунок здійснення експортних операцій. На особливу увагу заслуговують ті підприємства, які здійснюють лише ті види діяльності, що оподатковуються за нульовою ставкою та визначають від'ємне значення податку до відшкодування, яке призводить до отримання значних коштів з бюджету. При цьому ці самі підприємства практично не сплачують до бюджету податків, зборів та обов'язкових платежів.

Обмінний курс гривні до долара США на міжбанківському валютному ринку. Протягом останніх чотирьох місяців 2009 р. українська валюта девальвувала відносно долара США на 40 %. Гривня вже другий раз за свою історію демонструє таке глибоке падіння: уперше значна девальвація національної валюти відбулася у 1998–1999 рр., коли вона втратила 62 % своєї вартості. Проте поточна ситуація на валютному ринку і в економіці України істотно відрізняється від кризових умов 1998–1999 рр. Зокрема, напередодні попередньої кризи українська економіка переживала глибокий спад ділової активності, викликаний розпадом Радянського Союзу, тоді як в останні кілька років економіка розвивалася швидкими темпами, багато в чому завдяки сприятливій зовнішній кон'юктурі та припливу іноземного капіталу, що нагадає ситуацію, яка склалася в азіатських країнах напередодні кризи 1997 р. Крім того, на відміну від 1998–1999 рр., коли український уряд намагався стабілізувати гривню шляхом прив'язки до долара США на нових рівнях, сьогоднішня валютно-курсова політика має основні риси, властиві режиму плаваючого валютного курсу [172], а саме: рівень валютного курсу визначається на ринку

під впливом попиту і пропозиції та коригується так, що може автоматично врівноважуватися платіжний баланс країни; відсутні занадто різкі коливання валютного курсу; скорочуються необґрунтовані збільшення зовнішньої заборгованості і прострочення зовнішніх платежів через відсутність необхідності у валютних інтервенціях; забезпечуються умови для здійснення лібералізації валютних і торгових обмежень та скорочуються обсяги діяльності чорних валютних ринків.

Відновлення експорту стане ключовим чинником стабілізації гривні. На тлі очікуваного падіння обсягів імпорту (навіть з урахуванням підвищення вартості газу), зумовленого його подорожчанням унаслідок девальвації гривні, скороченням внутрішнього попиту і зниженням цін на сировину на світових ринках. Крім того, відновлення глобального попиту повинне супроводжуватися поліпшенням умов кредитування на світових ринках, що спричинить уповільнення відпливу капіталу з України.

Роздрібний товарооборот – це виручка від продажу безпосередньо населенню споживчих товарів через організований споживчий ринок, тобто спеціально організовану торгівлю мережу й мережу ресторанного господарства, усіма діючими підприємствами незалежно від відомчої підпорядкованості, форм господарювання, включаючи торгових посередників, а також виручка, одержана через касу неторгових підприємств, організацій, установ від продажу безпосередньо населенню споживчих товарів для особистого споживання за готівку або за наявності заяви працівника на відпуск товару в рахунок оплати праці. До роздрібного товарообороту не входить продаж товарів суб'єктам господарювання для виробничої діяльності або подальшого перепродажу незалежно від форми оплати, а також продаж карток стартових пакетів, карток поповнення рахунку тощо для телефонного, у тому числі мобільного, зв'язку.

Безперечно, перелік показників, які можна було б використати у процесі конструювання моделі, може бути значно більшим, але за відсутності статистичних даних було вирішено обмежитися тільки перерахованими вище. Також з огляду на відсутність статистичної інформації виникла проблема неможливості збільшення досліджуваного періоду для виявлення залежності надходження ПДВ (збору та відшкодування) від різних факторів. І тому, якщо щодо одного з факторів за якийсь проміжок часу дані відсутні, то в цьому випадку

необхідно скорочувати інтервал дослідження для всіх факторів. Хоча в подальшому в модель можна вводити нові актуальні фактори та розширювати часовий діапазон дослідження за умови додаткового налаштування моделі.

4.5. ФАКТОРИ, ЯКІ ВПЛИВАЮТЬ НА ОБСЯГ НАДХОДЖЕНЬ АКЦИЗНОГО ЗБОРУ ТА ПОДАТКУ З ДОХОДІВ ФІЗИЧНИХ ОСІБ ДО ЗВЕДЕНОГО БЮДЖЕТУ УКРАЇНИ

4.5.1. Аналіз показників, які визначають обсяг акцизного збору

Одним з невід'ємних елементів податкових систем країн світу сьогодні є індивідуальний (нетоварний) акциз, який в Україні має своє втілення у функціонуванні такого податку, як акцизний збір. У сучасних податкових законодавствах акцизи за часткою в податкових надходженнях поступаються податку на додану вартість (або податків, що його замінюють) і за значенням, і за обсягом надходжень до бюджету. Однак податкові системи XIX століття включали акцизи як основний канал забезпечення непрямого оподаткування, і нерідко термін «акциз» застосовувався як синонім до всієї системи непрямих податків.

Системи непрямого оподаткування містять групу акцизних товарів, а також товарів тривалого користування і розкоші, до яких застосовується особливий індивідуальний порядок оподаткування. Акцизами є непрямі податки на певні товари, що входять в ціну товару і оплачуються покупцями. Вони встановлюються, як правило, на дефіцитну і високорентабельну продукцію і товари. Для інших видів товарів і послуг застосовується податок з продажу (або з обороту).

Це створює можливість вилучати додаткові прибутки, контролювати виробництво і реалізацію, оскільки, як уже зазначалося, в умовах ринкової економіки податки, крім фіскальної функції, є також важливим економічним інструментом регулювання ринкових відносин. Регулятивна функція коректує попит і пропозицію, збільшуючи ціну товару за рахунок акцизу або зменшуючи шляхом вилучення з переліку оподатковуваних товарів.

Оподаткування підакцизних товарів акцизним збором в Україні здійснюється на підставі Декрету Кабінету Міністрів України від 26 грудня 1992 року № 18-92 «Про акцизний збір» [173] та Закону України від 15 вересня 1995 року № 329/95-ВР «Про акцизний збір на алкогольні напої та тютюнові вироби» [174], якими визначено основні положення оподаткуванням акцизним збором, а також законів про ставки акцизного збору, а саме:

- «Про ставки акцизного збору на спирт етиловий та алкогольні напої» від 7 травня 1996 року № 178/96-ВР [175];
- «Про ставки акцизного збору на тютюнові вироби» від 6 лютого 1996 року № 30/96-ВР [176];
- «Про ставки акцизного збору на транспортні засоби» від 24 травня 1996 року № 216/96-ВР [177];
- «Про ставки акцизного збору та ввізного мита на деякі товари (продукцію)» від 11 липня 1996 року № 313/96-ВР [178].

Постійне реформування податкової системи дає змогу оптимізувати та стабілізувати податкові надходження до бюджетів усіх рівнів, стимулювати розвиток національної економіки та реалізовувати соціально збалансовану податкову політику.

Для забезпечення виконання поставлених вище завдань необхідно врахувати ряд факторів, що здійснюють вагомий вплив на надходження даного податку до бюджету, а саме:

- ставку акцизного збору;
- доходи населення;
- індекс споживчих цін;
- курс гривні до долара США на міжбанківському валютному ринку;
- податковий борг;
- імпорт підакцизних товарів;
- кількість виданих ліцензій на реалізацію підакцизних товарів;
- кількість підакцизних товарів, що перебувають у тіньовому секторі.

Розмір *ставки акцизного збору* має значний вплив на забезпечення дохідної частини Державного бюджету України. Так, наприклад, Законом України «Про державний бюджет на 2009 рік» [179] було передбачено надходження акцизного збору з вироблених в Україні товарів у розмірі 12,6 млрд грн до загального фонду та 6,4 млрд грн – до спеціального фонду держбюджету. Такі показники перевищують

фактичні надходження акцизного збору у 2008 р. до загального фонду в 1,6 разу, а до спеціального – майже в 3,2 разу. Однак таке зростання надходжень з акцизного збору на основі норм чинного законодавства та фактичних обсягів виробництва підакцизної продукції забезпечити у 2009 р. досить проблематично.

У зв'язку з цим протягом 2009 р. до законодавства щодо оподаткування акцизним збором було внесено ряд змін. У січні набрав чинності Закон України № 797 «Про внесення змін до деяких законів України з питань оподаткування» [180], яким внесено зміни до чотирьох законів про ставки акцизного збору, якими підвищуються ставки на спирт, алкогольні напої, пиво, тютюнові вироби, бензини моторні, нові автомобілі та кузови до них, а саме:

- на тютюнові вироби у два етапи: на 25 % – з 1 лютого та ще на 25 % – з 1 липня;
- на спирт етиловий на 7 % (з 21,5 грн до 23 грн за 1 л 100-відсоткового спирту) з 1 липня.
- на бензини моторні в 1,8 разу (з 60 до 110 євро за 1000 кг),
- на нові автомобілі – у 2, 1,5, 5 та 10 разів (залежно від потужності двигуна), а також на кузови до них – у 5 разів.

У березні 2009 року з метою забезпечення додаткових надходжень до Державного бюджету України законами № 1201 та 1202 «Про внесення змін до деяких законодавчих актів України з питань акцизного збору» [181; 182] було змінено порядок підвищення ставок акцизного збору на деякі підакцизні товари. Згідно з новим порядком з 1 липня цей акциз збільшено на 26 % – з 21,5 до 34 грн за літр 100 % спирту, а на сидр і ряд інших напоїв – у 2,8 разу.

З 1 травня 2009 року збільшено розмір мінімального податкового зобов'язання найбільш масового виду тютюнових виробів – сигарет з фільтром – з 47 до 100 грн на 1 000 сигарет, або на 1,06 грн на пачку з 20 сигарет. Ставки акцизу на всі інші види тютюнових виробів підніматимуться приблизно тими самими темпами, що і на сигарети з фільтром, щоб не допустити переходу споживачів на інші вироби через їхнє відносно здешевлення.

Встановлено ставку акцизного збору у твердих сумах з одиниці реалізованого товару за 1 000 штук:

- на сигарети без фільтра – 35 грн та з фільтром – 60 грн при мінімальному податковому обмеженні в розмірі 50 грн та 100 грн, відповідно;

– на тютюн для паління – 35 грн за 1 кг, на жувальний і нюхальний тютюн – 10 грн за 1 кг, сигари та сигарили – 60 грн за 100 штук.

Також підвищилися з 1 листопада 2009 року на 50 % ставки на важкі дистиляти (з 20, 30, 35, 45 євро до 30, 45, 50, 65 євро за 1 000 кг) [183].

Крім того, акцизний збір на тютюнові вироби, що обчислюється за ставками у процентах до обороту з продажу, тепер розраховується виходячи з їх вартості за встановленими виробником максимальними роздрібними цінами без податку на додану вартість та з урахуванням акцизного збору (до 01.05.09 – без податку на додану вартість та акцизного збору).

Доходи населення. Необхідною умовою для забезпечення стабільного попиту на підакцизні товари при збільшенні ставок акцизного збору є зростання реальних доходів населення, що забезпечить стабільний попит на таку продукцію та дозволить податку виконувати свою фіскальну функцію. В іншому випадку при зростанні ставок акцизного збору буде відбуватися скорочення надходжень до бюджету [184].

Індекс споживчих цін. На сьогодні для забезпечення оптимізації оподаткування акцизним збором алкогольної продукції (особливо це стосується її лікєро-горілчаних виробів) з використанням фіксованої ставки здійснюється періодична її індексація на середньозважений індекс споживчих цін (з урахуванням місця ЛГП у загальному споживанні), який обраховується на момент індексації, виходячи з офіційних показників Державного комітету статистики за останні 5 років, які передували моменту індексації. Починаючи з 2010 року, ставки акцизного збору на спирт етиловий та алкогольні напої підлягають індексації на індекс споживчих цін за минулі 12 календарних місяців (за період з червня року, у якому проводиться індексація, до червня попереднього року). Кабінет Міністрів України не пізніше 1 серпня публікує в офіційних друкованих виданнях ставки акцизного збору на спирт етиловий та алкогольні напої, визначені з урахуванням індексу споживчих цін [182, ст. 489].

Курс гривні до долара США. До факторів впливу на надходження акцизного збору до бюджету можна віднести обмінний курс гривні до валют зарубіжних кран. Так, у разі ослаблення національної валюти і відповідного збільшення курсу обміну гривні до долара США сума акцизного збору у перерахунку на національну валюту зростатиме, і навпаки – при посиленні національної валюти сума акцизного збору

у перерахунку на національну валюту зменшиться. Водночас такі коливання курсу відобразатимуть загальний стан економіки країни.

Податковий борг (недоїмка) визначається як податкове зобов'язання (з урахуванням штрафних санкцій за їх наявності), узгоджене з платником податків або встановлене судом (арбітражним судом), але не сплачене у встановлений строк, а також пеня, нарахована на суму такого податкового зобов'язання. Важливість цього фактора полягає у тому, що чим меншою буде недоїмка, тим у більших обсягах акцизний збір буде надходити до бюджету. Або навпаки, чим більший податковий борг сьогодні, то більше бюджет має отримати у наступних періодах.

Імпорт підакцизних товарів. Результуючий показник надходження акцизного збору до бюджету також залежить від сплати даного податку під час перетину митного кордону імпортерами підакцизних товарів. Як було зазначено вище даний принцип організації системи оподаткування суперечить інтересам суб'єктів господарської діяльності. Це пояснюється тим, що суб'єкти господарювання зобов'язані сплатити акцизний збір під час «розмитнення» товару, а за алкогольні та тютюнові вироби – під час придбання марок акцизного збору за рахунок своїх оборотних коштів. Відшкодування цих коштів відбудеться тільки після реалізації підакцизних товарів. Отже, має місце іммобілізація оборотних коштів суб'єктів господарювання на сплату акцизного збору. Період іммобілізації залежить від часу між сплатою акцизного збору і реалізацією товарів, що імпортуються.

Також варто звернути увагу, що в разі імпорту підакцизних товарів не дозволяється використовувати векселі для розрахунків з бюджетом (крім імпорту паливно-мастильних матеріалів). Відтак немає можливості відтермінування сплати акцизного збору. Отже, з одного боку – сплата акцизного збору на імпортовані товари забезпечує надходження даного податку до бюджету ще до моменту реалізації підакцизного товару, з іншого – негативно впливає на фінансовий стан суб'єктів господарювання.

Кількість виданих ліцензій на реалізацію підакцизних товарів. Плата за ліцензію на роздрібну торгівлю алкогольними напоями становить 8 000 гривень на рік на кожний окремий зазначений у ліцензії електронний контрольно-касовий апарат (книгу обліку розрахункових операцій), що є у місці торгівлі. Ліцензія на роздрібну торгівлю тютюновими виробами на кожне місце торгівлі – 2 000 гривень, а

на території сіл і селищ, за винятком тих, що розташовані у межах території міст, – 500 гривень на роздрібну торгівлю алкогольними напоями на кожний окремий зазначений у ліцензії електронний контрольно-касовий апарат (книгу обліку розрахункових операцій), що є у місці торгівлі, і 250 гривень – на роздрібну торгівлю тютюновими виробами на кожне місце торгівлі. Плата за ліцензії справляється щоквартально рівними частками [185]. Отже, важливість цього фактора полягає в тому, що чим більше ліцензій на реалізацію підакцизних товарів видано, тим більшими є надходження до бюджету.

Кількість підакцизних товарів, що перебувають в тіньовому секторі. В умовах сучасних реалій, коли рівень доходів та купівельна спроможність українців продовжує знижуватися, а індекс споживчих цін, навпаки, зростає, радикальне підвищення ставок акцизного збору спричинило різке підвищення цін на тютюнові вироби, що стимулюватиме зростання попиту на дешеву нелегальну продукцію. Таким чином, українські споживачі тютюнових виробів фінансуватимуть державні бюджети сусідніх країн. Практична реалізація сценарію щодо різкого підвищення акцизів, ще й в умовах фінансово-економічної кризи, призвела до скорочення обсягів легального виробництва тютюнових виробів та зростання їх нелегального обігу.

Підтвердженням цього є те, що у 2009 році контрабанда тютюнових виробів лідирувала серед інших порушень митних правил при вивезення підакцизної продукції з України. Наприклад, 84 % протоколів про порушення митних правил, складених Чопськими митниками щодо незаконного вивозу товарів за межі України, стосувалися саме тютюнових виробів [186].

Крім того, у результаті аналізу статистичної інформації, оприлюдненої органами податкової служби, крім макроекономічних показників (валовий внутрішній продукт, індекс споживчих цін, експорт та імпорт підакцизних товарів), до факторів моделі прогнозування надходжень акцизного збору запропоновано відібрати такі показники, що використовуються в роботі ДПС України:

- податкові надходження до Зведеного бюджету України;
- внутрішні податки на товари та послуги;
- надходження акцизного збору від вироблених в Україні товарів;
- надходження акцизного збору від ввезених на територію України товарів;
- надходження акцизного збору від тютюнових виробів;

- надходження акцизного збору від лікєро-горілочної продукції;
- надходження акцизного збору від пива;
- надходження акцизного збору від виноробної продукції;
- надходження акцизного збору від спирту;
- надходження акцизного збору від нафтопродуктів;
- надходження акцизного збору від транспортних засобів;
- вироблено спирту етилового;
- вироблено лікєро-горілочної продукції;
- вироблено пива;
- вироблено виноробної продукції;
- вироблено тютюнових виробів;
- вироблено нафтопродуктів;
- вироблено транспортних засобів;
- кількість діючих ліцензій на право оптової торгівлі алкогольними напоями та тютюновими виробами;
- кількість діючих ліцензій на право роздрібної торгівлі алкогольними напоями та тютюновими виробами;
- податковий борг за податковими зобов'язаннями з акцизного збору;
- сума акцизного збору, яка сплачена та буде нарахована в наступному звітному періоді.

4.5.2. Дослідження факторів впливу на надходження податку з доходів фізичних осіб

Сьогодні при формуванні механізму оподаткування доходів фізичних осіб постає вибір між пріоритетом перерозподілу національного доходу для зменшення нерівності та пріоритетом стимулювання ділової активності й економічного зростання. Перший пріоритет передбачає збільшення оподаткування високих доходів, другий – зменшення податкового навантаження на всі рівні доходу.

Поряд з цим, оскільки податок з доходів фізичних осіб, як основа системи оподаткування доходів фізичних осіб, в Україні є головним джерелом формування місцевих бюджетів, актуальним залишається питання підвищення фіскальної ефективності даного податку. Зміцнення фінансової бази місцевого самоврядування є необхідною умовою зростання якості життя та демократизації суспільства.

Платниками податку з доходів фізичних осіб згідно з [187] є:

– податковий агент – юридична особа (її філія, відділення, інший відокремлений підрозділ) або фізична особа чи представництво нерезидента-юридичної особи, які незалежно від їх організаційно-правового статусу та способу оподаткування іншими податками зобов'язані нараховувати, утримувати та сплачувати цей податок до бюджету від імені та за рахунок платника податку, вести податковий облік та подавати податкову звітність податковим органам, а також нести відповідальність за порушення законодавства;

– працедавець – юридична особа (її філія, відділення, інший відокремлений підрозділ чи її представництво) або фізична особа-суб'єкт підприємницької діяльності (включаючи самозайнятих осіб), яка укладає трудові договори (контракти) з найманими особами та має обов'язки із сплати їм заробітної плати, нарахування, утримання та сплати цього податку до бюджету, нарахувань на фонд оплати праці, а також має інші обов'язки, передбачені законами;

– самозайнята особа – платник податку, який є суб'єктом підприємницької діяльності або здійснює незалежну професійну діяльність та не є найманою особою у межах такої підприємницької чи незалежної професійної діяльності;

– фізична особа – громадянин України, фізична особа без громадянства або громадянин іноземної держави.

Система оподаткування доходів фізичних осіб є підсистемою єдиної системи оподаткування країни. Розглянемо систему оподаткування доходів фізичних осіб як таку, що містить у собі ряд компонентів та факторів, взаємопов'язаних між собою, серед яких можна виділити внутрішні та зовнішні.

Внутрішні компоненти – принципи оподаткування доходів фізичних осіб та відповідні цим принципам елементи податку з доходів фізичних осіб, спрощеної системи оподаткування доходів фізичних осіб-суб'єктів підприємницької діяльності, інших податків.

Серед зовнішніх факторів, що впливають на формування системи оподаткування доходів фізичних осіб, можна виділити інші податки та збори, що мають спільне джерело сплати, світові тенденції оподаткування доходів фізичних осіб, ефективність державних витрат, інфляцію тощо.

Серед зовнішніх та внутрішніх факторів, що впливають на податкові відносини, які виникають при оподаткуванні доходів фізичних осіб, доцільно виділити такі:

- надходження податку на доходи фізичних осіб до Зведеного бюджету України;
- суму податку на доходи фізичних осіб, яка сплачена та буде нарахована в наступному звітному періоді;
- податковий борг з податку на доходи фізичних осіб;
- доходи населення;
- середньомісячну заробітну плату (номінальна);
- кількість економічно активного населення;
- кількість безробітних;
- кількість зайнятого населення;
- валову додану вартість;
- середньооблікову кількість штатних працівників.

Динаміка *надходжень ПДФО* попередніх періодів є важливим елементом у побудові економіко-математичної моделі прогнозування надходжень податку на доходи фізичних осіб до бюджету. У розвинених країнах частка податку з фізичних осіб у загальній сумі надходжень у бюджеті становить: у США – 60 %, у Великобританії, Швейцарії і Швеції – 40 %, у Франції – 17 %, у країнах-учасниках Організації економічного співробітництва і розвитку – у середньому 30 %, а разом з внесками на соціальне страхування, що стягуються на спільній основі з податком з фізичних осіб – 55 %, в Україні даний показник становить близько 20 % [188, с. 44]. Але при цьому податок з доходу фізичних осіб є важливою складовою наповнення бюджету, зокрема місцевих бюджетів.

Сума податку на доходи фізичних осіб, яка сплачена та буде нарахована в наступному звітному періоді. Відповідно до бюлетенів ДПА України, у яких зазначається зведена інформація про суми платежів, які сплачені та будуть нараховані в наступному звітному періоді, надходження по податку з доходів фізичних осіб становлять близько 3,5 % загальних податкових надходжень. Відповідно, аналіз та зіставлення зазначених факторів надасть змогу виявити порушення податкового законодавства за аналізований період та оцінити величину втрат та надходжень до бюджету, а також простежити динаміку та можливість прогнозування надходжень на майбутній період.

Податковий борг по надходженнях з доходів фізичних осіб можна охарактеризувати як дебіторську заборгованість платників даного податку перед державою відповідно до Закону України «Про податок з доходів фізичних осіб» [187]. За статистичними даними бюлетеня

нів ДПА України, податковий борг за податковими зобов'язаннями платників без урахування сум податкового боргу платників податків, щодо яких порушено провадження у справі про банкрутство або прийнято рішення суду про призупинення стягнення з податків і зборів до бюджетів та державних цільових фондів по податках підприємств, об'єднань і громадян, становить також близько 3,5 % загальних податкових надходжень. Також варто відзначити, що весь податковий борг припадає на бюджет міських та селищних рад, у яких податок з фізичних осіб є основним джерелом наповнювання бюджету.

Податковий борг є складовою податкового потенціалу збільшення надходжень по податку з доходів фізичних осіб, тому логічним є включення його до моделі прогнозування податкових надходжень. Але не можна однозначно сказати, чи позитивними є тенденції зміни показника дебіторської заборгованості, адже у структурі дебіторської заборгованості може бути значна частка простроченої – у такому випадку значний обсяг дебіторської заборгованості є негативною тенденцією.

Доходи населення, їхній рівень, структура, засоби одержання і диференціація є показниками економічного й соціального добробуту суспільства, а також основною базою оподаткування податку з доходів фізичних осіб. Відповідно, між ними та наповненням державного бюджету існує пряма залежність – при збільшенні доходів громадян зростають податкові надходження. Доходи населення включають обсяг нарахованих у грошовій та натуральній формах заробітної плати (ураховуючи одержану населенням із закордону), прибутку та змішаного доходу, одержаних доходів від власності, соціальних допомог та інших поточних трансфертів. Зведемо до табл. 4.2 динаміку доходів населення за 2003–2008 рр.

Таблиця 4.2

Доходи населення у 2003–2008 рр., млн грн

Роки	2003	2004	2005	2006	2007	2008
Доходи	215672	274241	381404	472061	623289	856633
У тому числі заробітна плата	94608	117227	160621	2055120	278968	371053
Прибуток та змішаний дохід	36330	43828	58404	69186	95203	131727
Доходи від власності (одержані)	6706	8337	11072	13855	20078	30901
Соціальні допомоги та інші одержані поточні трансферти	78028	104849	151307	183900	229040	322952

З даних табл. 4.2 можна простежити динаміку зростання доходів населення. Так, порівняно з 2007 роком, у 2008 році вони зросли на 37,4 %, а з 2003 роком – майже у 4 рази. Суттєвою часткою у загальних доходах з року в рік є «заробітна плата» – у 2008 р. вона становила 43,3 %. Також значну суму мали «соціальні допомоги та інші одержані поточні трансферти», що у тому самому році становили 37,7 %. Зважаючи на тісний взаємозв'язок між доходами населення та надходженнями до бюджету, вважаємо даний фактор одним з основних при прогнозуванні надходжень податку з доходів фізичних осіб.

Середньомісячна номінальна заробітна плата. Номінальна заробітна плата – нарахування працівникам у грошовій та натуральній формах за відпрацьований час або виконану роботу: тарифні ставки (посадові оклади), премії, доплати, надбавки, а також інші види оплати за невідпрацьований час. Вона містить обов'язкові відрахування із заробітної плати працівників: податок з доходів фізичних осіб, внески на загальнообов'язкове державне пенсійне та соціальне страхування.

Середньомісячна (за рік) номінальна заробітна плата найманих працівників визначається діленням суми нарахованого фонду оплати праці на середньорічну кількість працівників та 12 місяців. Показник визначається на підставі даних державного статистичного спостереження, яким охоплені суб'єкти підприємницької діяльності, громадські організації, фінансові й бюджетні установи, що використовують найману працю. У табл. 4.3 наведено середньомісячну номінальну та реальну заробітну плату найманих працівників.

Таблиця 4.3

Середньомісячна номінальна та реальна заробітна плата найманих працівників

Роки	Номінальна заробітна плата, (грн)	Відсотків до відповідного періоду попереднього року	
		індекс номінальної заробітної плати	індекс реальної заробітної плати
2000	230	129,6	99,1
2001	311	135,2	119,3
2002	376	121,0	118,2
2003	462	122,8	115,2
2004	590	127,5	123,8
2005	806	136,7	120,3
2006	1 041	129,2	118,3
2007	1 351	129,7	112,5
2008	1 806	133,7	106,3

З даних таблиці видно, що з 2000 по 2008 рік номінальна заробітна плата зросла майже у 8 разів, відповідно, зростали і надходження податку з доходів фізичних осіб. Індекс номінальної заробітної плати в середньому за рік зростав у межах 21–36 %. Оскільки заробітна плата є одним із головних об'єктів оподаткування фізичних осіб та наповнення Зведеного бюджету України, то цей фактор необхідно відібрати для конструювання моделі прогнозування надходжень ПДФО.

Економічно активне населення, згідно з концепцією робочої сили, – це населення обох статей віком 15–70 років, яке протягом певного періоду забезпечує пропозицію робочої сили для виробництва товарів та послуг. Економічно активними вважаються особи, зайняті економічною діяльністю, яка приносить дохід, а також безробітні. Даний фактор є необхідним і важливим для розрахунку бюджетних надходжень по податку з доходів фізичних осіб, оскільки показує потенційне поле платників податку. Кількість зазначених категорій та їх характеристики розраховуються на підставі даних вибіркового дослідження населення (домогосподарств) з питань економічної активності, що впроваджені у практику роботи органів державної статистики з 1995 р. відповідно до рекомендації Міжнародної організації праці (МОП).

Зазначені вибіркові обстеження проводяться за місцем проживання населення та охоплюють осіб віком 15–70 років, щодо яких розраховуються оцінки показників економічної активності, зайнятості та безробіття. У 2008 році економічно активне населення у віці 15–70 років усього становило 22 397,4 тис., з яких були зайняті 20 972,3 тис., що становить 93,6 %. Також, аналізуючи економічну зайнятість населення за віковими групами, можна зробити висновок, що найбільший відсоток за віковими групами як у чоловіків (27,8 %), так і у жінок (23,9 %) міститься у проміжку 40–49 років, найменший – у проміжку 60–70 років – 6,1 % та 4,7 %, відповідно. За даними Держкомстату України, з 1 425,1 тис. безробітних у 2008 році, 656,2 тис. жінок та 768,9 тис. чоловіків, з яких найбільший рівень безробіття спостерігається у вікових групах 15–24 рр. та 40–49 рр. – 28,0 % і 30,6 % та 28,6 % і 21,0 %, відповідно. Тому резерв збільшення економічної активності населення достатньо вагомий, а разом з ним і потенційний рівень бюджетних надходжень.

Кількість безробітних та кількість зареєстрованих безробітних на кінець року. Безробітні (за методологією МОП) – це особи у віці

15–70 років (зареєстровані та незареєстровані в державній службі зайнятості), які одночасно задовольняють три умови:

- не мають роботи (прибуткового заняття);
- упродовж останніх чотирьох тижнів активно шукали роботу або намагалися організувати власну справу;
- упродовж найближчих двох тижнів були готові приступити до роботи, тобто почати працювати за наймом або на власному підприємстві з метою отримання оплати або доходу.

Також вважаються безробітними особи, які приступають до роботи протягом найближчих двох тижнів, знайшли роботу та чекають відповіді, навчаються за направленням служби зайнятості.

Відповідно до чинного законодавства зареєстровані безробітні – це громадяни працездатного віку, які через відсутність роботи не мають заробітку або інших передбачених законодавством доходів, зареєстровані у службі зайнятості як такі, що шукають роботу, готові та здатні приступити до роботи.

Зокрема, кількість безробітних, кількість зареєстрованих безробітних на кінець року є показниками потенційного, імовірного та перспективного поля оподаткування податку з доходів фізичних осіб. Аналіз даних показників дозволить простежити динаміку зростання або, навпаки, спадну тенденцію у зміні поля оподаткування податку з доходів фізичних осіб, відповідно, окреслити ймовірний резерв мобілізації надходжень або недоотримання коштів до бюджету. Дані показники є одними з першочергових, тому їх урахування є важливим при побудові моделі прогнозування податкових надходжень.

Зайнятим населенням вважаються особи у віці 15–70 років, які:

- працювали впродовж обстежуваного тижня хоча б одну годину за наймом за винагороду у грошовому чи натуральному вигляді, індивідуально, самостійно, в окремих громадян або на власному (сімейному) підприємстві; працювали безкоштовно на підприємстві, що належить будь-якому з членів домогосподарства, або в особистому селянському господарстві з метою реалізації продукції, виробленої внаслідок цієї діяльності;

- особи, які були тимчасово відсутні на роботі, тобто формально мали робоче місце, власне підприємство (бізнес), але не працювали впродовж обстежуваного періоду з незалежних від них обставин.

У таблиці 4.4 наведено зайнятість населення України за період з 1990 по 2008 рік.

Таблиця 4.4

Чисельність зайнятого населення України у 1990–2008 рр.

Роки	Усього зайнято, тис.	Наймани працівники підприємств, установ та організацій, тис.	У тому числі			
			промисловість		с/г, мисливство, лісове господарство	
			тис.	Відсотків до загальної кількості зайнятих	тис.	Відсотків до загальної кількості зайнятих
1990	25 419,1	24 666,0	7 788,9	30,6	4 344,4	17,1
2003	20 163,3	14 323,5	3 939,5	19,5	1 754,8	8,7
2004	20 295,7	14 041,2	3 897,2	19,2	1 613,8	8,0
2005	20 680,0	14 005,3	3 878,0	18,8	1 418,1	6,9
2006	20 730,4	14 069,2	3 808,9	18,4	1 295,3	6,2
2007	20 904,7	14 001,9	3 703,1	17,7	1 104,2	5,3
2008	20 972,3	13 938,9	3 579,6	17,1	987,3	4,7

Як видно з табл. 4.4, у 2008 році зайнятість населення зменшилася на 21,2 % порівняно з 1990 роком, але потрібно відзначити, що з 2003 р. цей показник зростає в середньому близько на один відсоток на рік. Кількість найманих працівників у 2008 р. відносно 1990 р. знизилася майже на 77 %, крім того, спостерігається спадна тенденція з 2003 р. на рівні 0,4–0,7 % на рік. Спадні тенденції можна простежити як у промисловості, так і сільському господарстві, мисливстві, лісовому господарстві. Але, якщо порівняти цю динаміку з динамікою надходжень до Зведеного бюджету України, можна простежити невідповідність, адже зайнятість зменшується у той час, як надходження з року в рік зростають. Це можна пояснити зростанням номінальної заробітної плати, збільшенням доходів громадян, збільшенням відсоткової ставки податку на доходи з фізичних осіб та рядом інших факторів. Але фактор зайнятості населення є важливим елементом і його неврахування може призвести до викривлення прогнозних показників надходжень податку з доходів фізичних осіб.

Середньооблікова кількість штатних працівників обчислюється в середньому за період:

- за місяць – шляхом підсумування кількості працівників облікового складу за кожний календарний день місяця (тобто з 1 по 30 або 31 число, включаючи святкові (неробочі) і вихідні дні) і ділення одержаної суми на відповідне число календарних днів звітного місяця;

– за рік – шляхом підсумовування середньооблікової кількості найманих працівників за всі місяці роботи, що минули у звітному році, та ділення одержаної суми на кількість місяців. Також важливим є той факт, що зайнятий працівник ураховується тільки один раз (за місцем основної роботи) незалежно від строку трудового договору та тривалості робочого часу.

Підсумовуючи викладене вище, зазначимо, що податки на доходи фізичних осіб становлять основу податкових систем держав з розвинутою економікою. На сьогодні можна впевнено стверджувати, що податок з доходів фізичних осіб є одним із основних бюджетоутворюючих податків Зведеного бюджету України. Серед переваг податку з доходів фізичних осіб, порівняно з іншими видами податків, є те, що він дає можливість встановити пряму залежність між доходами платника та його сплатою до бюджету, що відповідає принципу платоспроможності платника.

Крім того, даний податок є важливим важелем регулювання економічних процесів (інвестицій, накопичення, сукупного споживання, ділової активності тощо), через що слугує макроекономічним стабілізатором. Тому питання його регулювання, контролю та прогнозування на сьогодні є надзвичайно актуальними.

ВИСНОВКИ ДО ГЛАВИ 4

З метою забезпечення ефективного керування економікою важливо здійснювати аналіз її поточного стану та планування майбутніх управлінських дій. Проте для правильної організації процесу планування необхідною передумовою є прогнозування розвитку економіки ще перед підготовкою планів, щоб визначити, у якому напрямі та з якою динамікою економіка розвивається, якщо не здійснювати жодних регулювальних впливів. У результаті такого аналізу вдається передбачити майбутній стан економіки країни за умов стаціонарного розвитку та прийняти обґрунтовані рішення щодо того, які дії необхідно зробити, щоб ще більше підняти ключові економічні або соціальні показники.

Але, крім того, важливим також є прогнозування і на етапі складання самих планів, щоб спрогнозувати майбутній стан економіки за умов здійснення тої чи іншої управлінської стратегії. У зв'язку з цим важливим питанням стає розробка економіко-математичних моделей прогнозування податкових надходжень до державного бюджету, насамперед, за такими бюджетоутворюючими податками, як ПДВ, податок на прибуток підприємств, акцизний збір та податок із доходів фізичних осіб.

У цій главі проведено дослідження з відбору факторів для побудови моделей прогнозування податкових надходжень з метою планування бюджетних призначень за регіонами із урахуванням їх галузевих особливостей. У результаті були сформовані первинні переліки факторів, що впливають на надходження кожного із зазначених податків, які у наступній главі будуть використані для побудови відповідних прогнозних моделей. Перелік факторів, які відібрані у цій главі, є необхідною та важливою умовою у прогнозуванні надходжень відповідних податків, що дозволить об'єктивно та всебічно підійти до процесу моделювання та прогнозування.

Багатофакторні моделі, що ґрунтуються на відібраних факторах, дозволять органам державної податкової служби прогнозувати надходження податку на додану вартість, податку на прибуток підприємств, акцизного збору та податку з доходів фізичних осіб, що надасть ефективний механізм для здійснення планування діяльності податкових органів. Застосування подібних моделей, реалізованих в інформаційно-аналітичній системі ДПС, дозволить також визначати та аналізувати теоретичні можливості покращання процесу акумулювання коштів.

Глава 5

ПРОГНОЗУВАННЯ ПОДАТКОВИХ НАДХОДЖЕНЬ ТА РОЗПОДІЛ БЮДЖЕТНИХ ПРИЗНАЧЕНЬ ЗА РЕГІОНАМИ

5.1. МЕТОДОЛОГІЧНИЙ ПІДХІД ДО РОЗПОДІЛУ БЮДЖЕТНИХ ПРИЗНАЧЕНЬ ЗА РЕГІОНАМИ

5.1.1. Теоретичне обґрунтування базових положень щодо розподілу бюджетних призначень

Отже, у результаті проведеного у попередній главі аналізу існуючих підходів до розподілу бюджетних призначень у територіальному розрізі отримано висновок щодо необхідності для вирішення поставленого завдання здійснювати визначення податкового потенціалу регіону за різними видами податків. Узагальнюючи сказане вище, зазначимо, що для визначення податкового потенціалу регіону можна намагатися оцінити можливі надходження за кожним типом податку від зареєстрованих у регіоні суб'єктів господарювання. Проте за відсутності достатньої достовірної інформації стосовно фінансової спроможності платників податків та показників їх фінансово-господарської діяльності ця задача стає практично нерозв'язною або тягне за собою значну похибку в розрахунках.

Зауважимо, що основною особливістю прогнозування макропоказників (до яких ми можемо віднести і бюджетні надходження за окремими видами податків) є те, що будь-яка макроперемінна

визначається безліччю компонентів і має тенденцію до меншого відхилення від середньої, ніж кожна з її складових [189, с. 29].

Подібним чином у 80-х роках минулого століття у США проводилася оцінка податкового потенціалу штатів, яка ґрунтувалася на репрезентативній податковій системі та містила 27 типів штатних податків і квазіподаткових доходів [169], про що йшлося у підп. 4.1.2. Отже, навіть за наявності репрезентативної вибірки, сталих тенденцій розвитку економіки та принципів функціонування податкової системи, з метою зменшення загальної похибки розрахунків не здійснювалися спроби визначити потенційну податкову спроможність окремих платників податків, а розроблялася податкова база для кожного типу податку і проводилися розрахунки середньозважених податкових ставок. Сума добутоків репрезентативних податкових баз і ставок давала оцінку податкового потенціалу кожного штату.

Проте для використання середніх величин обов'язковим є дотримання гіпотези щодо стаціонарності, наявності скінченних середніх випадкових величин показників, які є в моделі, та незмінності зовнішніх умов. Однак в умовах української економіки перехідного періоду ця гіпотеза не може бути дотримана. По-перше, зовнішні умови постійно змінюються, відповідно, змінюються і характеристики аналізованих часових рядів, через що неможливо застосувати статистичні методи. Крім того, якщо говорити про середньозважені податкові ставки за підприємствами, то проведений нами аналіз наявної статистики засвідчив, що рівні доходів різних суб'єктів господарювання різняться на порядки, причому відповідна доходам кількість підприємств змінюється згідно з розподілом, подібним до розподілу Парето, який властивий початковим стадіям становлення ринкових відносин в економіці. Це підтверджують і дослідження інших науковців у цій галузі [166, с. 334].

Відповідно, для розв'язання поставленої задачі є сенс перенести акцент із статичного розподілу призначень на динамічне прогнозування бюджетних надходжень, використовуючи при цьому математичний апарат, який не вимагатиме обов'язковості дотримання гіпотези щодо нормального розподілу або статистичної однорідності відповідних випадкових процесів. Після отримання прогнозу податкових надходжень за кожним регіоном пропонуємо зробити загальний підсумок по Україні та узгодити із встановленим Законом України «Про державний бюджет» збором податку на рік прогнозу.

Податкові призначення для кожного регіону будуть установлюватися у пропорціях, відповідних відношенню отриманих прогнозів за цими регіонами до загального прогнозу збору податку по Україні.

Найбільш простим підходом до оцінки податкового потенціалу регіону та подальшого розподілу бюджетних призначень є проведення корекції попередніх виконаних зборів податків на інфляцію та показники розвитку регіону за цей період. Проте це буде вкрай неправильним підходом, оскільки він не враховує великої кількості важливих факторів та базується здебільшого на адміністративних можливостях виконання попередніх бюджетних призначень, які, вірогідно, були встановлені також дещо суб'єктивно.

Щоб пересвідчитися у некоректності такого підходу, ми провели порівняння розрахунків надходжень ПДВ, скоригованих з урахуванням темпів зростання надходжень у попередньому періоді, із реальними обсягами надходжень ПДВ для 2005 та 2006 років. Було виявлено суттєву залежність змін надходжень ПДВ не від показників розвитку економіки, а лише від політичної ситуації (дуже відчутного впливу суб'єктивного людського фактора), що взагалі значно ускладнює можливість моделювання економічних систем із застосуванням економетричних підходів.

Отже, методологічний підхід до розподілу бюджетних призначень за регіонами передбачатиме прогнозування бюджетних надходжень на підґрунті ряду важливих для збору податків чинників. Відповідно, першочерговим завданням для розв'язання задачі розподілу бюджетних призначень за регіонами є формування переліку найбільш вагомих факторів впливу, що є визначальними для надходжень за обраними типами податків. Другим етапом побудови моделей прогнозування є формування статистики за обраними показниками.

На третьому етапі побудови економіко-математичних моделей у межах розробленого методологічного підходу здійснюється специфікація моделей відповідно до відібраних факторів та наявної статистики. Спочатку побудуємо кількісну економетричну модель прогнозування податкових надходжень регресійного типу, що базується на статистичних характеристиках випадкових величин пояснювальних змінних. Побудову такої моделі доречно здійснити з метою отримання можливості порівняння якості прогнозування з більш складними моделями (хоча вище і було обґрунтовано проблематичність застосування економетричних моделей). А далі здій-

снимо побудову нелінійних моделей прогнозування надходжень за різними типами податків, що не вимагатимуть наявності значущих кореляційних залежностей між пояснювальними та результируючою змінними та будуть ґрунтуватися на методах теорій нейронних мереж і нечіткої логіки. Тобто паралельно буде побудовано три типи моделей – регресійну, нейромереву та нечітку.

Четвертим етапом буде налаштування моделей на відібраних статистичних даних, адже всі перелічені моделі характеризуються можливістю оптимізації власних параметрів відповідно до наявної статистики. На п'ятому етапі будуть проведені експерименти з визначення ефективності побудованих моделей, точності прогнозування бюджетних надходжень, а у разі необхідності буде здійснено реструктуризацію моделей, зміну входних факторів, повторне навчання тощо. Після тестування розроблених моделей, вибору найбільш адекватної моделі та проведення додаткових узгоджень її можна буде взяти за базову для прогнозування податкових надходжень та розподілу бюджетних призначень за регіонами.

Викладемо методологічний підхід, побудуємо відповідні економіко-математичні моделі та проведемо порівняльний аналіз їх ефективності на прикладі статистичних рядів надходжень податку на додану вартість у розрізі регіонів.

5.1.2. Формування переліку факторів впливу для моделювання надходжень ПДВ

Проведений у підп. 4.4.2 аналіз податкової системи дозволив дійти висновку щодо важливості врахування у прогнозуванні надходжень податку на додану вартість таких показників, як: надходження ПДВ у попередньому періоді; втрати від надання податкових пільг; сума податкових зобов'язань з ПДВ; сума податкового кредиту з ПДВ; сума ПДВ, що підлягає відшкодуванню; відшкодування ПДВ; валова додана вартість; обсяг експорту; обсяг імпорту; ВВП; переплата ПДВ.

Проте це є первинним переліком факторів впливу, який у процесі побудови економіко-математичних моделей зазнає певних змін. Крім того, значення самих показників будуть проходити певну первинну обробку перед їх поданням на входи моделей прогнозування, що пов'язано із рядом існуючих при моделюванні проблем.

Одна із суттєвих проблем прогнозування пов'язана з тим, що на момент прогнозу значення пояснювальних змінних у році прогнозу ще

невідомі (прогноз здійснюється у кінці поточного року на рік уперед). Отже, для прогнозування, наприклад, надходжень на третій квартал, невідомі ані виконання плану за другий квартал року прогнозування, ні поточні значення якихось екзогенних факторів. Можна лише застосовувати дані за попередні роки. Причому наявна статистика є зовсім нерепрезентативною. Статистика представлена для різних факторів у різних роках (часто не більше двох років спостережень). Для деяких показників є дані щомісячні, для деяких – щоквартальні, деяких – щорічні.

Інша суттєва проблема моделювання пов'язана з надзвичайно обмеженим обсягом статистичних даних для побудови та налаштування економіко-математичних моделей. Так, у разі, якщо ми маємо бажання побудувати регресійну модель прогнозування надходжень, яка буде складатися із 11 факторів (як попередньо було відібрано до аналізу), для цього необхідно володіти статистикою щодо всіх цих факторів мінімум з 12 спостережень, які будуть представлені в одній ті самі моменти часу. А доцільно, щоб вибірка складалася хоча б із кількох десятків спостережень. У нас, крім того, що дані представлені для різних часових проміжків, та ще їх абсолютно недостатньо для коректної побудови навіть трифакторної моделі для кожної області окремо, що дозволило б однозначно врахувати в моделі галузеві та інші економічні особливості регіону.

Про нейронні мережі тут узагалі не йдеться, якщо за мету поставити побудову окремої моделі для кожного регіону з відповідним налаштуванням її параметрів. Адже, зважаючи на значну кількість параметрів налаштування нейронної мережі (ваг міжнейронних зв'язків, параметрів функцій активації нейронів), навіть за умови її досить простої конфігурації, необхідно мінімум утричі більший обсяг статистичної вибірки за кількість вхідних змінних.

Вирішенням проблеми браку статистики є об'єднання даних щодо надходжень ПДВ з усіх областей, звісно, перевівши їх у відносну форму. Таким чином ми втрачаємо чітку прив'язку до особливостей функціонування кожного окремого регіону, але зможемо виявити загальні тенденції впливу пояснювальних факторів на зміни податкових надходжень. І на основі цієї узагальненої моделі, у якій буде врахована специфіка одразу всіх територіальних одиниць країни, зможемо здійснювати прогнозування надходжень податку на додану вартість та розподіл бюджетних призначень щодо збору цього податку за регіонами.

Оскільки статистика за різними показниками подана нерівномірно, то з метою побудови моделей виникає необхідність у початковій обробці значень вхідних факторів. Перш за все, для побудови економіко-математичних моделей прогнозування надходжень податку на додану вартість потрібно здійснити перехід від абсолютних значень відібраних показників до їх відносних змін. Важливість цього продемонструємо на прикладі взаємозв'язку між щорічними показниками надходжень ПДВ та обсягом імпорту попереднього року для країни в цілому. Якщо подивитися на відносні зміни цих показників, то кореляція між ними є від'ємною (на рівні $-0,66$) – тобто, відповідно до цього значення, можна зробити висновок, що темпи зростання надходжень ПДВ зменшуються через рік після того, як темпи імпорту збільшуються. Проте, якщо дивитися на кореляцію між цими показниками в абсолютних величинах, то вона є додатною із дуже високим показником взаємозв'язку (на рівні $+0,98$). І така залежність спостерігається між усіма показниками в абсолютних величинах.

Пояснюється це просто: усі економічні показники з часом зростають, хоча і з дещо різними темпами, проте кореляція виявляє саме цю загальну тенденцію. А при побудові економетричних моделей цього виявляється достатньо, щоб відібрати для аналізу або незначимі показники (наприклад, коефіцієнт кореляції між надходженнями ПДВ та обсягом експорту в абсолютних значеннях становить $+0,85$, а у відносних – лише $+0,08$), або показники, що мають мультиколінеарний зв'язок між собою. Адже, оскільки всі показники мають тенденцію до зростання, то мультиколінеарність буде проявлятися у наявності високої залежності між кожною парою пояснювальних змінних в абсолютному виразі, що є неприпустимо при побудові економетричних моделей.

Під час проведення попередніх розрахунків на основі наявної у нас статистики виявилось, що кореляція між надходженнями ПДВ та переplatою в абсолютних значеннях є від'ємною. Проте це пов'язано не з природою переplати, а лише із політичною ситуацією 2005 року (дані щодо переplати були лише за три роки – 2004, 2005 та 2006). Якщо подивитися на більшому проміжку часу, то переплата з року в рік так само зростала, як і надходження, що у загальному робить взаємозв'язок між ними у більш довгостроковому періоді також позитивним. Кореляцію між відносними значеннями цих показників виявилось неможливим

розрахувати за наявною у нас статистичною вибіркою, оскільки вона складається лише із двох значень відносних змін.

Загалом, визначення кореляції за наявності вибірки лише із трьох даних є також некоректним (для коректності висновків про взаємозв'язок випадкових величин вибірка має складатися хоча б із кількох десятків спостережень). Для таких показників, як сума податкових зобов'язань з ПДВ, сума податкового кредиту з ПДВ та сума ПДВ, що підлягає відшкодуванню, взагалі не можна було розрахувати коефіцієнт кореляції з обсягами податкових надходжень ПДВ наступного періоду через відсутність часової відповідності між цими змінними у відносних величинах.

Якщо проаналізувати залежність надходжень ПДВ від значень ряду показників у попередньому періоді, для яких є поквартальна статистика, то кореляція між відносними значеннями всіх показників та надходженнями податку на додану вартість цього самого кварталу наступного року виявилася на дуже низькому рівні (максимальне значення кореляції у межах 0,37, що значно нижче рівня статистичної значущості), що викликає значні сумніви щодо можливості побудови адекватної економетричної моделі на цих даних.

Зазначимо, що коефіцієнти автокореляції із лагом у рік між річними значеннями надходжень ПДВ виявилися значно вищими, ніж між їх квартальними значеннями, що вказує на меншу залежність від впливу суб'єктивних чинників річних показників надходжень, ніж квартальних.

Таким чином, проведений аналіз статистичних даних та пошук прихованих закономірностей у відповідних часових рядах виявив низьку залежність результуючої змінної «Надходження ПДВ» від змін інформативних факторів у попередніх періодах. Високі коефіцієнти кореляції між вхідними та результуючою змінними з'являються лише в абсолютних величинах, що пояснюється загальною тенденцією зростання всіх фінансових, економічних та промислових показників, пов'язаною із загальним розвитком економіки країни та супутніми інфляційними процесами.

Відповідно, щоб не допустити залучення до економіко-математичних моделей незначимих пояснювальних змінних із високим необґрунтованим рівнем зв'язку як із результуючою, так і з рештою вхідних змінних, доведеться робити прогнозування, базуючись на відносних змінах показників, хоча між ними і не виявлено значимих лінійних залежностей.

5.2. ПОБУДОВА РЕГРЕСІЙНИХ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ НАДХОДЖЕНЬ ПДВ ІЗ РІЗНИМИ НАБОРАМИ ПОЯСНЮВАЛЬНИХ ЗМІННИХ

Як уже зазначалося, перед побудовою економіко-математичних моделей необхідно здійснити ґрунтовний аналіз наявної статистики та попередню обробку даних для підвищення ефективності моделювання. У результаті проведеного аналізу первинних даних було виявлено суттєву нестационарність, що зумовлена нерівномірним відшкодуванням ПДВ у різних періодах. Так, якщо подивитися, наприклад, дані по першому кварталу 2003 і 2004 років для Дніпропетровської області, то у 2003 році по області був збиток з ПДВ у 130 млн. грн, а у 2004 – прибуток у 828 тис грн. Наявне зростання надходжень, але відносна зміна, як результат співвідношення цих показників, є малим від'ємним числом: $-0,006$. Для 2005 року відносна зміна вже сягає 37,3, оскільки надходження ПДВ по області становлять майже 31 млн грн у першому кварталі.

Формально все правильно. Але ці дані явно зменшують загальну статистичну однорідність і вносять у статистику так звані шумові завади. Адже навряд чи доводиться розраховувати на таке значне відносне зростання надходжень ПДВ хоч по якій-небудь області у подальшому. Отже, з метою підвищення точності відтворення вихідних даних здійснимо видалення тих елементів, які зменшують загальну статистичну однорідність.

Як уже зазначалося вище, складність побудови економіко-математичних моделей прогнозування надходжень ПДВ полягає ще й у тому, що статистика за різними показниками подана нерівномірно. Так, наприклад, відносні значення пояснювальних змінних «Сума податкових зобов'язань з ПДВ», «Сума податкового кредиту з ПДВ», «Сума ПДВ, що підлягає відшкодуванню» за всіма областями країни, є лише для 2006 та 2007 років. Проте відповідне до них значення результуючої змінної – відносної зміни надходжень ПДВ цього самого кварталу наступного року є лише для чотирьох кварталів 2007 року. Тобто, якщо залучати ці показники до економіко-математичної моделі, то модель можна буде будувати на основі

статистичних даних за всіма областями та для країни в цілому тільки для 2006 року, відтворюючи при цьому відносні зміни надходжень ПДВ у 2007 році. Зауважимо, що значення валової доданої вартості та ВВП для 2006 року за регіонами відсутні.

Все-таки було вирішено спробувати побудувати економіко-математичні моделі прогнозування надходжень ПДВ також на основі цих факторів. Таким чином, множина пояснювальних змінних складалася з показників: «Сума податкових зобов'язань з ПДВ», «Сума податкового кредиту з ПДВ», «Сума ПДВ, що підлягає відшкодуванню», «Втрати від надання податкових пільг», «Відшкодування ПДВ», «Обсяг експорту», «Обсяг імпорту», «Індекс споживчих цін», «Збір ПДВ», «Переплата», «Надходження ПДВ» попереднього періоду. Коефіцієнт детермінації побудованої таким чином моделі для першого кварталу із застосуванням указаних показників становив 0,583, а F -критерій Фішера дорівнює 2,030. Табличне значення F -критерію дорівнює 2,81 при $m - 1 = 11 - 1 = 10$, $n - m = 28 - 11 = 17$ та $\alpha = 0,95$, що свідчить про неадекватність побудованої економетричної моделі прогнозування надходжень податку на додану вартість із застосуванням указаної множини пояснювальних змінних.

Таку саму низьку адекватність виявили й моделі, побудовані для інших кварталів на підґрунті зазначеної множини факторів впливу. Так, для моделі, побудованої для другого кварталу, коефіцієнт детермінації становив 0,463, а F -критерій – 1,255, для третього кварталу – 0,324 та 0,699, а для четвертого – 0,563 та 1,877, відповідно.

Недоречність залучення вказаних трьох показників до економетричної моделі прогнозування надходжень ПДВ підтверджується значеннями коефіцієнтів кореляції між ними та результативною змінною. Так, кореляція між показником «Сума податкових зобов'язань з ПДВ» першого кварталу 2006 року та показником «Надходження ПДВ» у першому кварталі 2007 року за всіма регіонами становила – 0,348. У другому кварталі кореляція між ними була – 0,102, у третьому – 0,264, у четвертому – також 0,264. Це вказує на відсутність значимого зв'язку між цими величинами. Коефіцієнт кореляції між «Надходженнями ПДВ» та «Сумою податкового кредиту з ПДВ» попереднього року для першого кварталу становить 0,129, для другого – – 0,102, третього – – 0,047 і четвертого – 0,259. Кореляція між показниками «Надходження ПДВ» та «Сума ПДВ, що підлягає відшкодуванню» попереднього періоду для чотирьох кварталів, становить – 0,355, –

0,082, – 0,004 та – 0,450, відповідно. Усе це свідчить про те, що зміни цих трьох показників у одному періоді не мають лінійного впливу на зміни надходжень ПДВ цього самого кварталу наступного року.

Ураховуючи зазначене вище, при побудові економіко-математичних моделей прогнозування надходжень ПДВ показники «Сума податкових зобов'язань з ПДВ», «Сума податкового кредиту з ПДВ» та «Сума ПДВ, що підлягає відшкодуванню» вилучимо із множини пояснювальних змінних.

Ще треба вказати на недостатність статистики за показниками «Валова додана вартість» та «ВВП» порівняно з іншими пояснювальними змінними. Зважаючи, що ВВП за регіонами у нас наданий лише для 2005 року, то окремо будемо моделі за всіма показниками (крім вилучених вище) з метою прогнозування надходжень ПДВ у всіх кварталах 2006 року. У такому випадку статистику за всіма іншими роками при побудові цієї моделі доведеться не брати до розрахунків.

Так, значення коефіцієнта детермінації побудованої таким чином лінійної економетричної моделі для I кварталу дорівнює 0,704, а F -критерію Фішера – 4,523. Для II кварталу $R^2 = 0,503$, а $F = 1,926$. Для III кварталу $R^2 = 0,253$, $F = 0,642$, а для IV кварталу – $R^2 = 0,483$, $F = 1,775$. Порівнюючи отримані для економетричних моделей оцінки F -критерію з табличним значенням (яке становить 2,94 при $m - 1 = 10 - 1 = 9$, $n - m = 30 - 10 = 20$ та $\alpha = 0,95$), можна дійти висновку щодо адекватності лише моделі прогнозування надходжень податку на додану вартість, побудованої для першого кварталу на підґрунті множини пояснювальних змінних: «Втрати від надання податкових пільг», «Відшкодування ПДВ», «Валова додана вартість», «Обсяг експорту», «Обсяг імпорту», «ВВП», «Індекс споживчих цін», «Збір ПДВ», «Переплата» та «Надходження ПДВ» попереднього року.

Моделі, побудовані на основі цього самого набору показників для інших кварталів, виявили свою повну нездатність до відтворення значень надходжень ПДВ. Зауважимо, що коефіцієнти кореляції між показниками «Валова додана вартість» та «ВВП» з «Надходженнями ПДВ» наступного року для першого кварталу становлять 0,171 та 0,132, для другого – – 0,084 та – 0,258, третього – – 0,111 та – 0,224, четвертого – 0,167 та 0,330, відповідно. Як видно, ці лінійні залежності також є незначущими, тим більше, якщо врахувати, що в одних періодах коефіцієнти кореляції позитивні, в інших – від'ємні. Тобто надати логічне економічне обґрунтування такого взаємозв'язку просто неможливо.

Такі значення коефіцієнтів кореляції підтверджують можливість вилучення з економетричної моделі прогнозування надходжень ПДВ показників «Валова додана вартість» та «ВВП». Від них дійсно доведеться відмовитися, якщо будувати моделі на статистиці, яка охоплює більший часовий проміжок за той, у якому представлені ці показники. Крім того, за необхідності в отриманні прогнозу надходжень ПДВ у 2008 році варто будувати економіко-математичну модель, що не буде враховувати вказані фактори, оскільки для них відсутня статистика за всіма кварталами 2007 року.

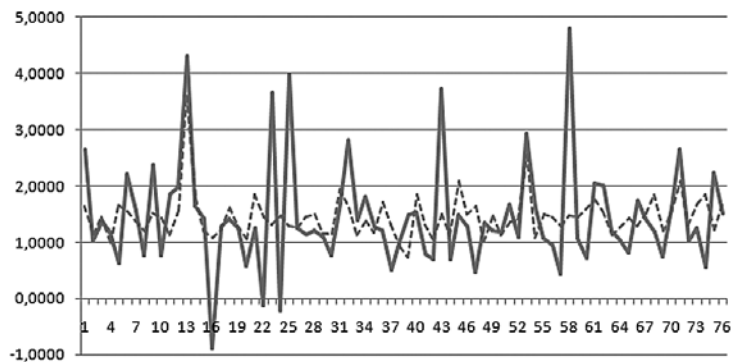


Рис. 5.1. Відтворення відносних змін надходжень ПДВ за регіонами по першому кварталу із застосуванням лінійної економетричної моделі

Отже, відкидаємо показники «Валова додана вартість» та «ВВП» і будуємо економіко-математичні моделі для всіх кварталів на основі статистики за 2004–2006 рр., відтворюючи при цьому надходження ПДВ у 2005–2007 рр., відповідно. Так, для економетричної моделі прогнозування надходжень ПДВ першого кварталу $R^2 = 0,163$, а $F = 1,632$. Модель виявилася незначущою, зважаючи на те, що табличне значення F -критерію становить 3,29 при ступенях свободи $m - 1 = 8 - 1 = 7$, $n - m = 76 - 8 = 68$ та рівні значущості $\alpha = 0,95$. Результат моделювання показано на рис. 5.1, де значення відносних змін надходжень ПДВ відкладені по осі ординат, а по осі абсцис – номер спостереження за регіонами у різні роки по першому кварталу. Реальні податкові надходження позначені суцільною лінією, а результат моделювання – штриховою.

На рис. 5.1 показано відтворення відносних змін надходжень ПДВ за регіонами по першому кварталу із застосуванням побудованої

лінійної економетричної моделі на основі показників «Надходження ПДВ», «Втрати від надання податкових пільг», «Відшкодування ПДВ», «Обсяг експорту», «Обсяг імпорту», «Індекс споживчих цін», «Збір ПДВ» та «Переплата». З рисунка видно, наскільки сильно результати моделювання надходжень ПДВ розходяться із реальними даними. Щодо низької якості відтворення вихідної статистики, то можна робити висновки й на основі значення нормалізованої середньоквадратичної помилки прогнозу σ_{norm} (3.2), яке дорівнює 0,915 (саме за цим показником порівнюватимемо точність відтворення вихідних даних на основі різних моделей). Отримане значення нормалізованої середньоквадратичної помилки прогнозу (3.2) вказує на те, що середньоквадратична помилка прогнозу (3.1) близька до середньоквадратичного відхилення часового ряду, а прогноз, відповідно, є не набагато кращим за звичайне середнє арифметичне.

Показники значущості економетричної моделі відтворення надходжень ПДВ по другому кварталу $R^2 = 0,168$, $F = 1,616$. Ураховуючи, що табличне значення F -критерію становить 3,29 (при $m - 1 = 8 - 1 = 7$, $n - m = 73 - 8 = 65$ та $\alpha = 0,95$), робимо висновок щодо неможливості адекватного моделювання надходжень податку на додану вартість на основі цієї моделі. Нормалізована середньоквадратична помилка прогнозу (3.2) $\sigma_{norm} = 0,912$, що свідчить про низьку точність відтворення економетричною моделлю відносних змін надходжень ПДВ за регіонами по другому кварталу на основі відповідних значень пояснювальних змінних. Для третього кварталу $R^2 = 0,238$, $F = 2,689$, а $\sigma_{norm} = 0,873$ при табличному значенні F -критерію на рівні 3,29 (при $m - 1 = 8 - 1 = 7$, $n - m = 78 - 8 = 70$ та $\alpha = 0,95$). Для економетричної моделі відтворення відносних змін надходжень ПДВ за регіонами по четвертому кварталу $R^2 = 0,233$, $F = 2,424$, а $\sigma_{norm} = 0,876$ при табличному значенні F -критерію на рівні 3,29 (при $m - 1 = 8 - 1 = 7$, $n - m = 73 - 8 = 65$ та $\alpha = 0,95$).

Такі низькі характеристики відтворення економетричними моделями вихідного показника пояснюються його низькою лінійною залежністю від пояснювальних змінних для всіх чотирьох кварталів. Так, коефіцієнт автокореляції між значеннями надходжень ПДВ з лагом в один рік для першого кварталу становить 0,252; для другого – 0,002; для третього – 0,159; для четвертого – 0,338. Коефіцієнти кореляції для чотирьох кварталів між «Надходженнями ПДВ» та показником: «Втрати від надання податкових пільг» – 0,077, – 0,186,

0,009 та - 0,271; «Відшкодування ПДВ» - 0,179, 0,261, 0,352 та 0,062; «Обсяг експорту» - - 0,049, - 0,088, - 0,257 та - 0,180; «Обсяг імпорту» - - 0,062, 0,115, 0,180 та 0,107; «Індекс споживчих цін» - - 0,056, - 0,080, 0,076 та 0,125; «Збір ПДВ» - - 0,014, - 0,063, 0,159 та 0,079; «Переплата» - 0,147, - 0,178, 0,187 та 0,063.

Практично всі побудовані економетричні моделі продемонстрували низькі значення F -критерію (які значно нижчі за відповідні табличні значення), що вказує на їх недостатню придатність для прогнозування надходжень податку на додану вартість на основі значень ряду показників попереднього періоду. Нормалізована середньоквадратична помилка прогнозу (3.2) для цих моделей була у межах від 0,88 до 0,92, що свідчить про те, що прогноз на базі цих моделей є ненабагато кращим за звичайне середнє арифметичне.

Нездатність економетричних моделей відтворювати надходження ПДВ можна пояснити їх лінійною природою, а також наявністю та суттєвою важливістю деяких неврахованих суб'єктивних чинників, таких як, політична складова, спрямованість керівництва податкової служби на активізацію певного виду діяльності в кожній окремий період часу тощо. І ці чинники вносять настільки значну частку невизначеності до відповідних випадкових процесів, що можливість їх моделювання із застосуванням класичного економетричного інструментарію викликає значні сумніви.

Таким чином, урахувавши теоретичні передумови вирішення задачі розробки моделей прогнозування бюджетних призначень та опираючись на наявне інформаційне і технологічне забезпечення органів ДПС України, вважаємо, що найбільш адекватним для моделювання складних процесів у сфері оподаткування може виявитися інструментарій нейронних мереж.

Спробуємо здійснити відтворення надходжень ПДВ із застосуванням економіко-математичних моделей, побудованих на нейронних мережах перцептронного типу на цій самій статистиці та з відібраними до регресійних моделей пояснювальними змінними. Формування цих моделей зводиться до вибору оптимальної конфігурації нейронних мереж (визначення кількості внутрішніх шарів мереж та нейронів у цих шарах), виду функцій активації різних нейронів та обґрунтування рекомендацій щодо попередньої обробки даних перед їх поданням на входи мережі.

5.3. ПОБУДОВА ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОДАТКУ НА ДОДАНУ ВАРТІСТЬ НА НЕЙРОННИХ МЕРЕЖАХ

5.3.1. Прогнозування надходжень податку на додану вартість

Оскільки критерій Фішера та коефіцієнт детермінації придатні для оцінювання значущості тільки економетричних моделей, то оцінку точності відтворення вихідних даних на підґрунті нейронних мереж будемо здійснювати із застосуванням показника нормалізованої середньоквадратичної помилки прогнозу (3.2). Цей самий показник будемо використовувати і для порівняння ефективності нейронних мереж з лінійними моделями.

Зауважимо, що більш коректно було б здійснювати перевірку адекватності моделі на тестовій вибірці (на статистичних даних, на яких модель не навчалася), однак, зважаючи на обмежений обсяг наявної статистики, у нас не було можливості розділити її на дві вибірки: навчальну і тестову. Ураховуючи вибір нейромережевого інструментарію як основи для побудови економіко-математичних моделей прогнозування податкових надходжень, кількість параметрів таких моделей є досить значною навіть за умови максимального спрощення їх структур. Зменшити кількість параметрів моделі можна, зокрема, за рахунок зменшення кількості шарів мережі, нейронів на прихованих шарах чи кількості міжнейронних зв'язків. Проте із зменшенням кількості параметрів мережі дещо знижується точність відтворення вихідного показника на основі відповідних значень пояснювальних змінних. Отже, при побудові нейромережевих моделей прогнозування надходжень ПДВ за кожним кварталом будемо відбирати таку нейронну мережу, що найбільш точно відтворює статистику та унікає ефекту перенавчання.

Цей ефект може проявитися у разі перевищення кількості параметрів моделі над кількістю спостережень, на яких модель навчається (про що зазначалося у п. 1.4). У такому випадку в результаті налаштування моделі помилка прогнозу прямує до нуля, відповідно, модель точно відтворює дані з навчальної вибірки. Але для того щоб

уникнути екстремальної поведінки економіко-математичної моделі, необхідно, щоб обсяг вибірки перевищував кількість її параметрів і модель не точно апроксимувала вихідні дані, а була деяка незначна похибка навчання. Відповідно, навіть за максимального спрощення нейронних мереж мінімально придатним обсягом статистичної вибірки для їх налаштування стає вибірка із кількох десятків спостережень, яку вдалося забезпечити шляхом поєднання показників податкових надходжень за всіма регіонами у відносному вигляді.

Таким чином, усі наявні статистичні дані було застосовано для проведення оптимізації параметрів економіко-математичних моделей, аби забезпечити достатній обсяг спостережень у навчальній вибірці. Проте зібраних даних виявилось недостатньо для ефективної перевірки адекватності побудованих моделей, оскільки не вдалося забезпечити формування окремих навчальної та тестової вибірок. Відповідно, перевірку адекватності моделей залишилося здійснювати в описаний вище спосіб – за точністю відтворення вихідної статистики з навчальної вибірки на основі критерію нормалізованої середньоквадратичної помилки прогнозу.

Налаштування параметрів економіко-математичних моделей на нейронних мережах будемо здійснювати на базі тих пояснювальних змінних, за якими будувалися останні економетричні моделі («Надходження ПДВ», «Втрати від надання податкових пільг», «Відшкодування ПДВ», «Обсяг експорту», «Обсяг імпорту», «Індекс споживчих цін», «Збір ПДВ» та «Переплата»), оскільки для них існує найбільш повна статистика за всіма регіонами. У результаті проведення експериментів з моделювання надходжень податку на додану вартість із застосуванням інструментарію нейронних мереж найбільш адекватною було визначено нейронну мережу із такою конфігурацією: повнозв'язна нейронна мережа типу багатошаровий перцептрон з одним внутрішнім шаром, що складається з шести нейронів; перший шар складається з восьми нейронів за кількістю вхідних змінних моделі та одного нейрона вихідного шару.

Точність відтворення показника «Надходження ПДВ» для першого кварталу із застосуванням описаної вище нейронної мережі зросла у $(1-0,095)/(1-0,915) = 10,6$ разу, порівняно з лінійною економетричною моделлю, побудованою на цьому самому статистичному матеріалі, оскільки значення нормалізованої середньоквадратичної помилки прогнозу в цьому випадку становить 0,095. Результат моделювання

відносних змін надходжень ПДВ за регіонами по першому кварталу із застосуванням нейромережевої моделі зображено на рис. 5.2.

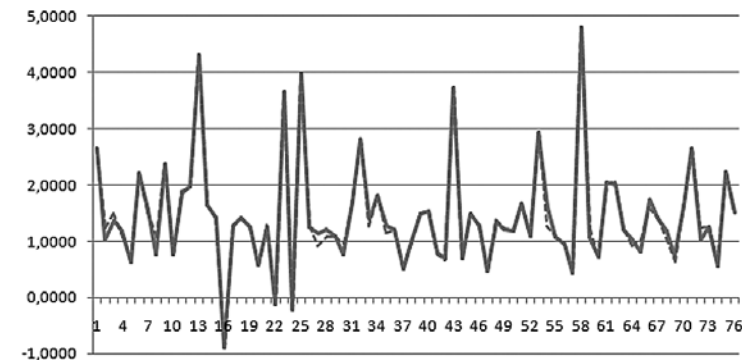


Рис. 5.2. Відтворення відносних змін надходжень ПДВ за регіонами по першому кварталу із застосуванням нейромережевої моделі

Нормалізована середньоквадратична помилка відтворення показника «Надходження ПДВ» для другого кварталу із застосуванням зазначеної моделі становила $\sigma_{norm} = 0,103$, для третього кварталу – $\sigma_{norm} = 0,077$, а для четвертого – $\sigma_{norm} = 0,111$.

Отримані результати моделювання надходжень ПДВ із застосуванням методів нейронних мереж продемонстрували значно вищу точність відтворення вихідної статистики порівняно з економетричними моделями, що підтверджує доцільність використання нейромережевого інструментарію для розв'язання задачі розподілу бюджетних призначень у територіальному розрізі.

Однак при тому, що побудована нейромережева модель виявила високу ефективність відтворення значень аналізованого показника, її прогностична здатність на нових даних викликає сумніви через суттєву залежність надходжень ПДВ від людського фактора, який визначається суб'єктивною складовою «Відшкодування ПДВ». Відповідно, для знаходження функціональних залежностей між пояснювальними та результативними показниками вбачаємо за доцільне скористатися саме інструментарієм нейронних мереж, проте потребує перегляду постановка завдання у плані формування переліку цих показників та попередньої обробки даних.

5.3.2. Моделювання збору та відшкодування ПДВ

Як зазначалося у п. 5.2, якщо прогнозованою величиною є «Надходження ПДВ», то через наявність у ній складової «Відшкодування ПДВ» ця величина в абсолютному вигляді може набувати від'ємних значень. І якщо у якомусь періоді підсумкові «Надходження ПДВ» виявилися малими із знаком «мінус», а наступного періоду відшкодувань практично не було і, відповідно, «Надходження ПДВ» виявилися високими позитивними, то розрахунок відносної зміни «Надходжень ПДВ» буде великим коефіцієнтом із знаком «мінус» (може сягати сотень одиниць і навіть більше). У такому випадку, якщо поточна ситуація із вхідними факторами буде інтерпретована моделлю як подібна до описаної вище, виходом моделі може стати велике від'ємне число. А якщо у цьому періоді «Надходження ПДВ» були досить високими, то модель укаже на те, що наступного періоду «Відшкодування ПДВ» будуть у сотні разів більшими за надходження цього періоду.

Зрозуміло, що такий висновок моделі є абсолютно нереальним, відповідно, необхідно вжити заходів з метою уникнення подібних прогнозів. При конструюванні економіко-математичної моделі прогнозування «Надходжень ПДВ» ми передбачили видалення відносних значень змін цього показника, які зменшують загальну статистичну однорідність. Але таким чином ми вносимо певну частку суб'єктивізму ще на етапі конструювання моделі, коли штучно вирішуємо, які дані враховувати при оптимізації, а які видаляти зі статистичної вибірки. Такий підхід до моделювання не можна назвати коректним.

Суб'єктивізму в моделюванні можна уникнути, якщо передбачити розкладання показника «Надходження ПДВ» на складові «Збір ПДВ» та «Відшкодування ПДВ» і здійснювати прогнозування за ними окремо. У такому випадку відносні значення показників «Збору ПДВ» та «Відшкодувань ПДВ» будуть так чи інакше позитивними як результати ділення абсолютних значень цих показників у різних періодах (які також є додатними за своєю природою).

І якщо збір ПДВ є більш-менш об'єктивним показником, що значною мірою залежить від розвитку економіки, то відшкодування ПДВ у нашій країні здійснюється все-таки суб'єктивно (кілька місяців виникають затримки із відшкодуванням по всій країні, а в якийсь момент виплачуються одночасно практично всі заборговані

перед платниками суми). Зрозуміло, що намагатися прогнозувати моменти прийняття рішень конкретною особою щодо здійснення таких виплат є досить безперспективною справою. Через це показник «Відшкодування ПДВ» необхідно вивести із «Надходжень ПДВ» для окремого моделювання. Ми здійснимо у цій роботі побудову моделей прогнозування відшкодувань ПДВ шляхом виявлення попередніх функціональних закономірностей, проте на практиці цей показник доцільно не прогнозувати, а планувати. Тим більше, що він однозначно залежить від керівництва податкової служби та показників збору ПДВ попередніх періодів.

Отже, моделювання податку на додану вартість будемо здійснювати окремо за показниками «Збір ПДВ» та «Відшкодування ПДВ». Причому ми спеціально конструюватимемо економіко-математичні моделі на нейронних мережах, виходом яких буде лише показник «Збір ПДВ», показник «Відшкодування ПДВ», а також моделі, що матимуть два виходи – одразу обидва показники «Збір ПДВ» та «Відшкодування ПДВ». Проте у випадку конструювання моделей із двома виходами необхідно передбачити наявність дещо більшої кількості спостережень у навчальній вибірці.

Крім того, до вхідних факторів, на яких базувалася модель прогнозування «Надходжень ПДВ», було вирішено додати показники «Роздрібний товарооборот» та «\$/грн (міжбанк)». Однак зі збільшенням кількості вхідних змінних, відповідно, зростає кількість міжнейронних зв'язків у нейромережеві моделі прогнозування (параметрів налаштування моделі). А це вимагає забезпечення додаткового мінімально потрібного обсягу навчальної вибірки, щоб уникнути прояву ефекту перенавчання нейронної мережі. Отже, за програмної реалізації побудованих моделей та проведення модельних експериментів з перевірки їх ефективності будемо окрему увагу приділяти питанню статистичного наповнення даних.

Ураховуючи викладене, моделювання податку на додану вартість здійснюватимемо на базі таких пояснювальних змінних «Надходження ПДВ», «Втрати від надання податкових пільг», «Відшкодування ПДВ», «Обсяг експорту», «Обсяг імпорту», «Переплата», «Збір ПДВ», «Роздрібний товарооборот», «\$/грн (міжбанк)» та «Індекс споживчих цін», прогнозуючи при цьому показники «Збору ПДВ» та «Відшкодувань ПДВ» як окремо, так і разом у різних моделях.

У результаті проведення експериментів з моделювання надходжень податку на додану вартість із застосуванням інструментарію нейронних мереж найбільш адекватною було визначено нейронну мережу з такою конфігурацією: тришарова повнозв'язна нейронна мережа типу багатошаровий перцептрон з одним внутрішнім шаром. Перший шар мережі (вхідний) складається з десяти нейронів за кількістю пояснювальних змінних моделі, другий шар (внутрішній) складається з п'яти нейронів. Третій шар (вихідний) складається з кількості нейронів, достатньої для представлення всіх результуючих змінних – одного у випадку прогнозування показника «Збір ПДВ» або «Відшкодування ПДВ» окремо та двох – при їх одночасному моделюванні.

Отже, спочатку побудуємо економіко-математичні моделі прогнозування відносних змін показника «Збір ПДВ» за регіонами у квартальному розрізі. Результат моделювання відносних змін збору ПДВ за регіонами по першому кварталу описаною вище нейромережевою моделлю зображено на рис. 5.3. Нормалізована середньоквадратична помилка відтворення показника «Збір ПДВ» для першого кварталу із застосуванням зазначеної моделі становила $\sigma_{norm} = 0,225$.

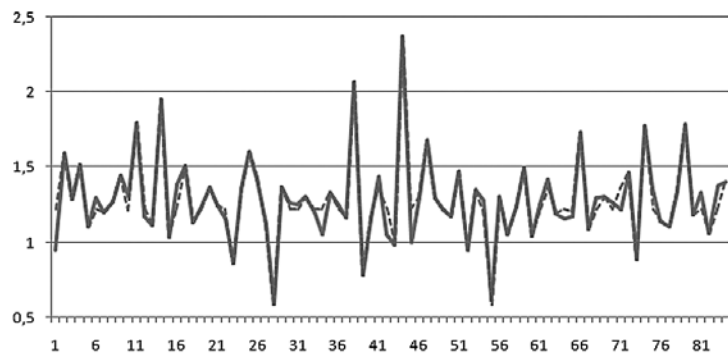


Рис. 5.3. Відтворення відносних змін збору ПДВ за регіонами по першому кварталу із застосуванням нейромережевої моделі

Нейронна мережа з обраною структурою має 56 параметрів. Відповідно, можна збільшити кількість нейронів на другому шарі мережі, скажімо, до шести, і це ще не приведе до виникнення ефекту перенавчання (кількість параметрів нейронної мережі становитиме

73, що менше за обсяг навчальної вибірки, яка утворюється з 84 спостережень). При цьому нормалізована середньоквадратична помилка спаде одразу до 0,133. Це значення помилки вказує, що відтворення вихідної статистики другою моделлю є більш точним, ніж першою. Однак це не свідчить однозначно про те, що така модель виявиться більш ефективною за попередню при прогнозуванні збору ПДВ на даних, які не входили до навчальної вибірки.

Може виявитися, що для отримання можливості узагальнення інформації та генерації коректних висновків у майбутньому немає потреби максимально точно підганяти вихід моделі під відомі значення навчальної вибірки. Здійснити коректну перевірку ефективності моделей із різними параметрами налаштування можна лише на незалежній тестовій вибірці. І в результаті такої перевірки можна буде обрати найбільш адекватні моделі для прогнозування кожного з відібраних показників по кожному кварталу. Відповідно, ми вирішили взяти за базову із цих двох моделей ту, що має більш просту конфігурацію (із п'ятьма нейронами на внутрішньому шарі), ураховуючи, що вона також продемонструвала високу точність відтворення результативного показника.

При побудові моделей прогнозування збору ПДВ у інших кварталах залишимо описану вище структуру нейронної мережі типу перцептрон: 10 нейронів вхідного шару, 5 нейронів прихованого шару та один нейрон на виході моделі. Нормалізована середньоквадратична помилка відтворення відносних змін показника «Збір ПДВ» для другого кварталу із застосуванням зазначеної моделі становила $\sigma_{norm} = 0,229$, для третього кварталу – $\sigma_{norm} = 0,279$, а для четвертого – $\sigma_{norm} = 0,183$.

Після конструювання економіко-математичних моделей прогнозування збору ПДВ переходимо до побудови нейромережевих моделей відтворення відносних змін показника «Відшкодування ПДВ» за регіонами у квартальному розрізі. Результат моделювання відносних змін відшкодування ПДВ за регіонами по першому кварталу із застосуванням нейромережевої моделі зі структурою 10 : 5 : 1 зображено на рис. 5.4.

Нормалізована середньоквадратична помилка відтворення показника «Відшкодування ПДВ» із застосуванням описаної вище моделі для першого кварталу становила $\sigma_{norm} = 0,187$, для другого – $\sigma_{norm} = 0,091$, для третього – $\sigma_{norm} = 0,126$, а для четвертого – $\sigma_{norm} = 0,117$.

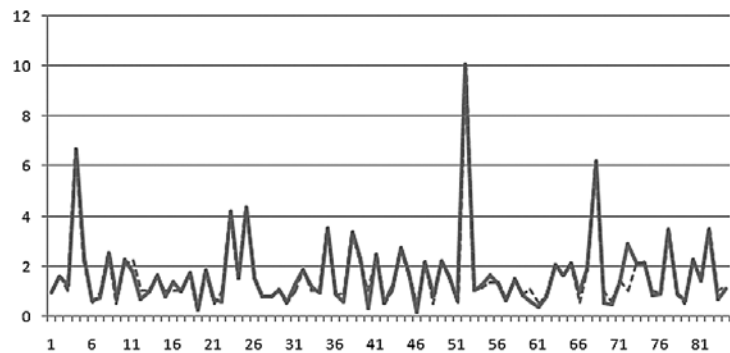


Рис. 5.4. Відтворення відносних змін відшкодування ПДВ за регіонами по першому кварталу із застосуванням нейромережевої моделі

Після побудови економіко-математичних моделей прогнозування окремо збору та окремо відшкодування ПДВ за регіонами розробимо, як було вирішено вище, моделі на нейронних мережах, здатні одночасно здійснювати прогноз двох показників: «Збір ПДВ» та «Відшкодування ПДВ». Доречність побудови моделей із подібною структурою зумовлюється також тим, що обидва аналізовані показники прогножуються на основі одного й того самого переліку факторів. Відповідно, при проведенні цього дослідження було розроблено та протестовано ряд моделей на нейронних мережах типу перцептрон, які мали тришарову структуру із 10 нейронами на першому шарі (за кількістю вхідних змінних), 5 нейронами на другому шарі та 2 нейронами на третьому (для відтворення одночасно показників збору та відшкодування ПДВ).

Однак подібні моделі виявили недостатньо високу здатність до відтворення вихідної статистики з навчальної вибірки, що можна бачити з рис. 5.5 (тут суцільними лініями позначені відносні зміни реальних значень збору ПДВ та відшкодування ПДВ, а штриховими – їх відтворення на основі побудованої моделі). Це саме підтверджується значенням нормалізованої середньоквадратичної помилки, яке для найбільш адекватної моделі виявилось рівним 0,443, що є значно гіршим показником порівняно з моделями з одним виходом. Відповідно, задача оптимізації параметрів нейромережевих моделей для відтворення значень одночасно двох показників («Збір ПДВ» та

«Відшкодування ПДВ») виявилася досить складною, а моделі, відповідно, недостатньо ефективними.

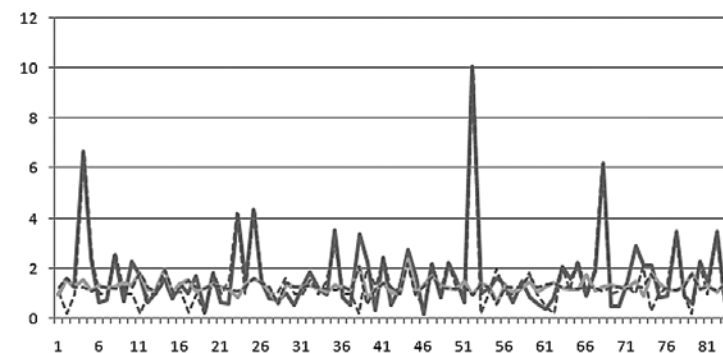


Рис. 5.5. Відтворення відносних змін збору ПДВ та відшкодування ПДВ за регіонами по першому кварталу із застосуванням нейромережевої моделі зі структурою 10 : 5 : 2

У такому випадку з метою прогнозування надходжень податку на додану вартість доречно зробити вибір на користь описаних вище економіко-математичних моделей з одним виходом, тобто здатних здійснювати моделювання окремо показника «Збір ПДВ» та окремо показника «Відшкодування ПДВ».

Ураховуючи результати проведених експериментів з моделювання податку на додану вартість, здійснимо за описаним вище принципом побудову та тестування регресійних і нейромережевих моделей прогнозування надходжень податку на прибуток з метою розв'язання задачі розподілу бюджетних призначень зі збору цього податку в територіальному розрізі.

5.4. ПРОГНОЗУВАННЯ ПОДАТКУ НА ПРИБУТОК

5.4.1. Лінійна модель прогнозування податку на прибуток

Розподіл бюджетних призначень податку на прибуток за регіонами будемо здійснювати за тим самим принципом, як і податку

на додану вартість: спочатку прогнозуємо надходження податку за кожним регіоном, а потім розподіляємо призначення у відповідних пропорціях згідно із завданням, установленим Законом України «Про державний бюджет України» на відповідний рік.

Зазначимо, що статистичних даних за різними показниками, відібраними для прогнозування надходжень податку на прибуток, виявилось більше, ніж для податку на додану вартість. У результаті обробки статистичних даних та проведення аналізу точності прогнозу податку на прибуток із різними наборами вхідних факторів було відібрано такі показники: «Надходження податку на прибуток», «Втрати від надання податкових пільг», «Валові доходи (виручка)», «Валові витрати виробництва та обігу», «Питома вага збиткових підприємств», «Індекс споживчих цін», «Фінансові результати (сальдо)», «Показник ділової активності», «Валова додана вартість», «Переплата». Із застосуванням цих показників можна було будувати економіко-математичні моделі на основі статистики за 2002–2005 рр., прогножуючи при цьому надходження податку на прибуток цього самого кварталу наступного року в період з 2003 по 2006 рр.

У разі спроби здійснювати прогнозування податку на прибуток із застосуванням лінійних економетричних моделей результати виявилися подібними до тих, що були отримані для ПДВ – низька точність відтворення результативного показника, що підтверджується значенням нормалізованої середньоквадратичної помилки прогнозу (3.2) на рівні від 0,85 до 0,94 для всіх чотирьох кварталів. Настільки низька точність моделювання показника «Надходження податку на прибуток» пояснюється низькою його лінійною залежністю від значень усіх пояснювальних змінних у попередніх періодах, що впливає з відповідних значень коефіцієнтів кореляції (найбільше по модулю значення коефіцієнта кореляції серед усіх вхідних показників із результуючою змінною по чотирьох кварталах є меншим за 0,35, а всі інші ще значно нижчі). Відповідно, економетричні моделі виявилися нездатними до адекватного відтворення вихідної статистики з надходжень податку на прибуток, що можна бачити на прикладі моделювання відносних змін надходжень за регіонами по першому кварталу (див. рис. 5.6).

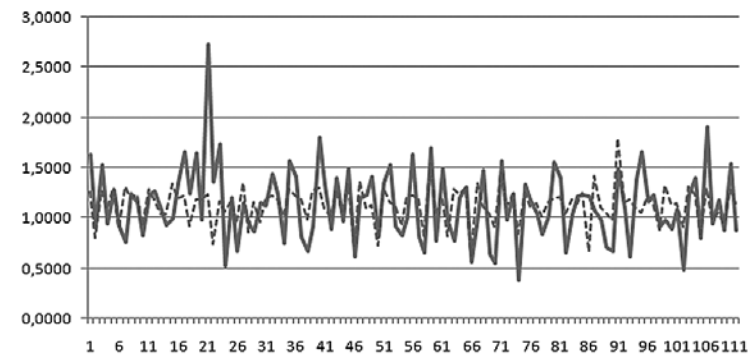


Рис. 5.6. Відтворення відносних змін надходжень податку на прибуток по першому кварталу із застосуванням лінійної економетричної моделі

Тут, як і на інших подібних рисунках, неперервна лінія відображає реальні значення відносних змін надходжень податку на прибуток по першому кварталу, а штрихова лінія – результат моделювання надходжень із застосуванням економіко-математичної моделі. Подібні результати прогнозування податку на прибуток були отримані із застосуванням економетричної моделі й для інших кварталів. Зважаючи на це, подібно до моделювання податку на додану вартість, робимо висновок щодо недоцільності застосування лінійних економетричних моделей для прогнозування надходжень податку на прибуток. Перейдемо тепер до побудови нелінійних моделей прогнозування на основі інструментарію нейронних мереж.

5.4.2. Прогнозування надходжень податку на прибуток на основі інструментарію нейронних мереж

Нейронні мережі перцептронного типу виявилися такими самими ефективними для прогнозування надходжень податку на прибуток, як і податку на додану вартість. До того ж статистика у цьому випадку була більш репрезентативною (для кожного кварталу близько 110 спостережень), причому одразу для десяти пояснювальних показників. Проте така кількість вхідних змінних суттєво збільшує кількість параметрів нейронної мережі. Відповідно, для прогнозування надходжень податку на прибуток було вирішено скористатися шістьма нейронами

на прихованому шарі при побудові мережі. Таким чином, нейромережа являла собою багатошаровий перцептрон із структурою 10: 6: 1.

Результат відтворення відносних змін надходжень податку на прибуток по першому кварталі на основі таких показників: «Надходження податку на прибуток», «Втрати від надання податкових пільг», «Валові доходи (виручка)», «Валові витрати виробництва та обігу», «Питома вага збиткових підприємств», «Індекс споживчих цін», «Фінансові результати (сальдо)», «Показник ділової активності», «Валова додана вартість», «Переплата», із застосуванням зазначеної вище нейронної мережі, зображено на рис. 5.7.

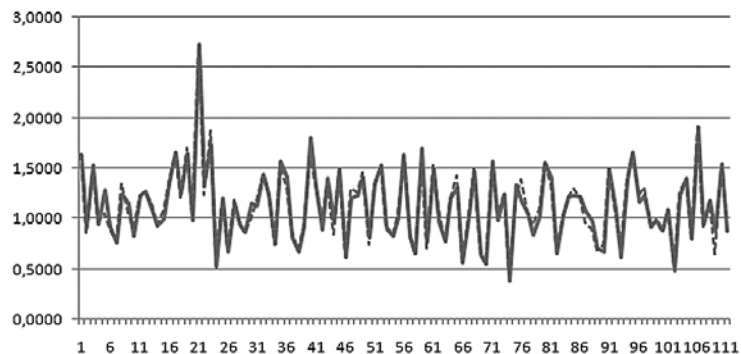


Рис. 5.7. Відтворення відносних змін надходжень податку на прибуток по першому кварталі із застосуванням нейромережевої моделі

Нормалізована середньоквадратична помилка відтворення показника «Надходження податку на прибуток» для першого кварталу на базі вказаної моделі становила $\sigma_{norm} = 0,207$. Зауважимо, що можна було ще більше підвищити точність моделювання, збільшивши кількість нейронів прихованого шару мережі (при цьому ще не проявлявся ефект перенавчання). Проте було вирішено залишити описану вище структуру нейронної мережі, оскільки отриманий результат є прийнятним, а модель не повинна бути абсолютно точно підлаштована під якусь конкретну статистику – вона повинна виявити найбільш вагомі приховані закономірності у досліджуваних процесах. Зазначимо, що економіко-математичні моделі на нейронних мережах із подібною структурою для інших кварталів також показали високу точність відтворення вихідних даних.

Однак іще раз зробимо наголос на тому, що хоча при проведенні експериментів з моделювання податкових показників і були відібрані моделі, які найбільш точно відтворюють статистику з навчальної вибірки, це ще не факт, що такі моделі виявляться більш адекватними за нейронні мережі з іншими структурами при моделюванні цих показників на незалежних статистичних вибірках. Відповідно, при виборі найбільш ефективної моделі з метою використання для прогнозування майбутніх значень показників «Збір ПДВ», «Відшкодування ПДВ» та «Надходження податку на прибуток» доцільно провести також експерименти ще й на тестових вибірках (на яких моделі не навчалися).

5.5. МОДЕЛЮВАННЯ НАДХОДЖЕНЬ ПОДАТКУ НА ДОХОДИ ФІЗИЧНИХ ОСІБ

У процесі побудови економіко-математичних моделей прогнозування надходжень податку на доходи фізичних осіб виникло значно більше труднощів зі збором статистичних даних, ніж при моделюванні ПДВ та податку на прибуток. Зокрема, статистичні дані за такими показниками, як «Економічно активне населення», «Зайняте населення», «Середньооблікова кількість штатних працівників», «Доходи населення», «Кількість безробітних», «Валова додана вартість» та «ВРП», які можна було б використати як фактори впливу на рівень надходжень податку на доходи фізичних осіб у відповідній економіко-математичній моделі, наявні лише у цілому по Україні в період з 2005 по 2008 р. Для регіонів дані за цими показниками наявні лише у річному розрізі.

Такі показники, як «Зареєстровано громадян у Державному реєстрі фізичних осіб платників податків», «Податковий борг з ПДФО» та «Сума ПДФО, яка сплачена та буде нарахована в наступному звітному періоді», є лише у річному розрізі навіть у цілому по Україні. Крім того, показник «Надходження ПДФО до Зведеного бюджету України» представлений у наявній для дослідження статистиці також лише за роками. Відповідно, зібрана статистична база не дозволяє сконструювати економіко-математичні моделі прогнозування надходжень з податку на доходи фізичних осіб у кварталному розрізі з метою розподілу річних бюджетних призначень по звітних періодах.

Однак цієї статистики цілком достатньо для прогнозування річних надходжень ПДФО. З цією метою зводимо результуючий показник (податок на доходи фізичних осіб) та всі відібрані пояснювальні змінні до річних значень, перевівши їх у відносну форму. У такому разі з'являється можливість моделювання показника «Надходження ПДФО до Зведеного бюджету України» за 2007 та 2008 роками на основі відносних значень факторів «Середня заробітна плата», «Зареєстровано громадян у Державному реєстрі фізичних осіб платників податків», «Кількість громадян, які сплачують податок з доходів фізичних осіб», «Податковий борг з ПДФО», «Сума ПДФО, яка сплачена та буде нарахована в наступному звітному періоді», «Економічно активне населення», «Зайняте населення», «Середньооблікова кількість штатних працівників», «Доходи населення», «Кількість безробітних», «Індекс споживчих цін», «Валова додана вартість», «ВРП», «Обсяг експорту товарів», «Обсяг імпорту товарів» та «Надходження ПДФО до Зведеного бюджету України» у 2006 та 2007 роках, відповідно.

Результат моделювання відносних річних змін надходжень ПДФО до Зведеного бюджету України на наявній статистиці із застосуванням нейронної мережі типу перцептрон зі структурою 16:2:1 зображено на рис. 5.8.

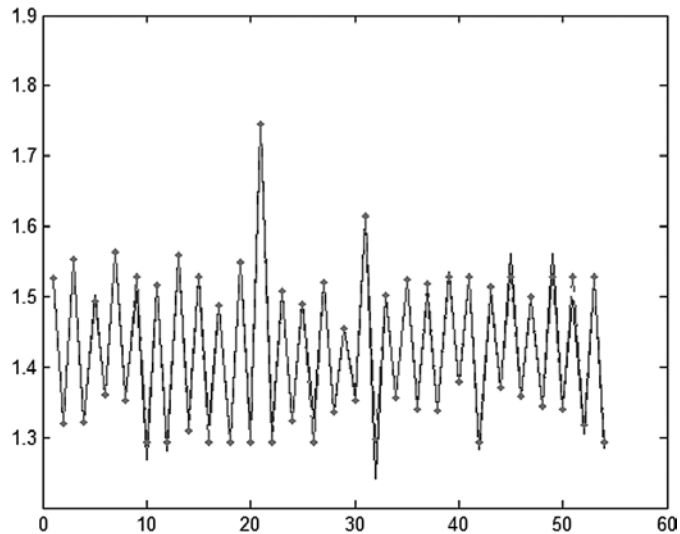


Рис. 5.8. Відтворення відносних річних змін надходжень ПДФО із застосуванням моделі на нейронних мережах зі структурою 16:2:1

Із використанням нейронної мережі зазначеної структури для моделювання відносних річних змін показника «Надходження ПДФО до Зведеного бюджету України» за регіонами нормалізована середньоквадратична помилка становила 0,126. Зазначена модель реалізована у програмному середовищі Matlab та міститься у додатку до цього звіту. У разі, якщо в подальшому будуть отримані статистичні дані за вказаними показниками у кварталному розрізі, або за необхідності внесення змін до переліку вхідних факторів чи структури нейронної мережі, ця модель може бути легко переналаштована відповідно до нових потреб.

5.6. ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ АКЦИЗНОГО ЗБОРУ

За побудови економіко-математичних моделей прогнозування акцизного збору виникали ті самі проблеми зі збором статистичних даних, як і при прогнозуванні надходжень податку на доходи фізичних осіб. Причому статистичних даних не вистачало як для пояснювальних змінних, так і результативних показників. Зокрема, у наявній статистиці для таких показників, як «Надходження АЗ від вироблених в Україні товарів», «Надходження АЗ від тютюнових виробів», «Надходження АЗ від лікєро-горілчаної продукції», «Надходження АЗ від пива», «Надходження АЗ від виноробної продукції» та «Надходження АЗ від спирту», дані є лише у річному розрізі.

Показники «Надходження АЗ від ввезених на територію України товарів», «Надходження АЗ від нафтопродуктів» та «Надходження АЗ від транспортних засобів» представлені поквартально, однак у зібраній для аналізу статистиці немає даних за факторами, які відчутно впливають на надходження відповідних акцизних зборів.

У такому випадку було вирішено за аналогією з моделюванням надходжень податку на доходи фізичних осіб побудувати економіко-математичну модель відтворення відносних змін показника «Надходження АЗ від вироблених в Україні товарів» за 2007 та 2008 рр. як по Україні в цілому, так і за регіонами на основі значень ряду показників у 2006 та 2007 рр., відповідно. Моделі прогнозування акцизного збору у розрізі різних напрямів або за кварталами можуть бути побудовані на основі зазначеної моделі, код якої у форматі Matlab додається до цього звіту.

Результат моделювання відносних річних змін надходжень акцизного збору від вироблених в Україні товарів на основі нейронної мережі персептронного типу зі структурою 12:3:1, на входи якої подаються такі показники, як «Плата за ліцензії на право оптової торгівлі АН та ТВ», «Плата за ліцензії на право роздрібною торгівлі АН та ТВ», «Податковий борг за податковими зобов'язаннями з АЗ», «Сума АЗ, яка сплачена та буде нарахована в наступному звітному періоді», «Доходи населення», «Курс грн/євро», «Індекс споживчих цін», «Валова додана вартість», «ВВП», «Обсяг експорту товарів», «Обсяг імпорту товарів» та «Надходження АЗ від вироблених в Україні товарів» у попередньому році, наведено на рис. 5.9. У моделі не враховано показники виробництва продукції через абсолютну недостатність фактичних даних для проведення оптимізації параметрів моделі на них.

Нормалізована середньоквадратична помилка із використанням нейронної мережі зазначеної структури становила 0,148 для моделювання відносних річних змін акцизного збору від вироблених в Україні товарів у цілому по Україні та за регіонами.

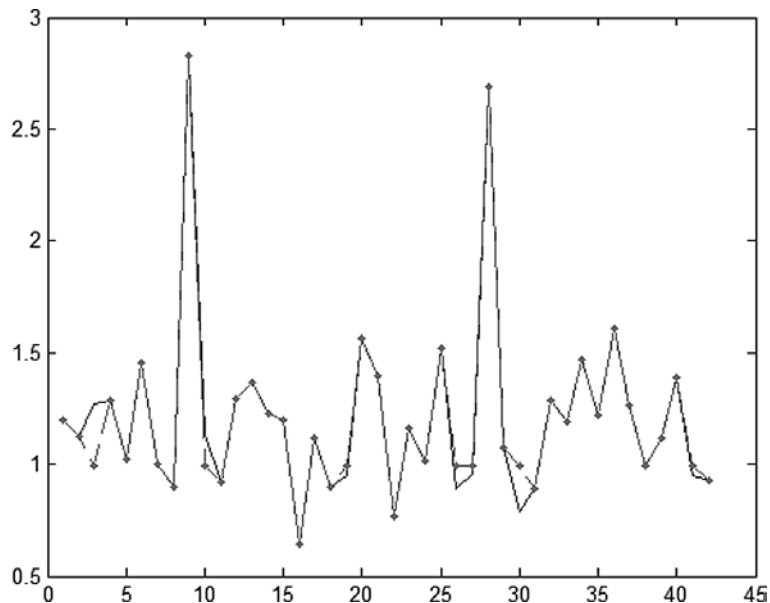


Рис. 5.9. Відтворення відносних річних змін акцизного збору від вироблених в Україні товарів із застосуванням моделі на нейронних мережах зі структурою 12:3:1

Нарешті, після побудови лінійних економетричних та нелінійних нейромережових моделей перевіримо можливість відтворення динаміки податкових надходжень із застосуванням економіко-математичних моделей на нечіткій логіці.

5.7. ПРОГНОЗУВАННЯ ПОДАТКОВИХ НАДХОДЖЕНЬ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ НЕЧІТКИХ МОДЕЛЕЙ ТИПУ СУГЕНО

Для побудови економіко-математичних моделей прогнозування відносних змін податкових надходжень скористаємося також методом Сугено побудови нечітких моделей, який полягає в автоматичній екстракції правил прийняття рішень з наявної статистики. Зауважимо, що для моделей на нечіткій логіці такого типу також є важливим, як і для нейронних мереж, обсяг навчальної вибірки через необхідність в уникненні ефекту перенавчання у процесі налаштування параметрів моделей на наявній статистиці.

Так, навіть за умови побудови моделі типу Сугено з найпростішою структурою (коли кожна змінна описується лише двома лінгвістичними термами, функції належності яких мають по два параметри оптимізації), у випадку восьми входів та одного виходу (за прогнозування надходжень податку на додану вартість) кількість параметрів моделі сягає вже 2 336. Для моделей прогнозування збору ПДВ, відшкодування ПДВ та надходжень податку на прибуток із десятьма входами кількість параметрів моделі стає ще більшою. Зазначимо, що обсяг статистичних даних по кожному кварталі був близько 100 спостережень, що унеможливило застосування методу Сугено для коректного моделювання податкових показників на наявній у нас статистичній базі. Відповідно, вже після десяти епох навчання моделі похибка відтворення вихідної статистики наближується до нуля, виявляючи ефект перенавчання.

У разі, якщо обсяг навчальної вибірки є незначним, залишається або скористатися нейронною мережею із максимально спрощеною структурою, або застосувати економіко-математичні моделі на нечіткій логіці типу Мамдані. І у випадку, коли серед пояснювальних змінних є якісні показники, або за необхідності врахування у про-

цесі моделювання експертних знань, підхід Мамдані до побудови моделей аналізу та прогнозування розвитку податкових показників є найбільш прийнятним.

Нагадаємо, що нечіткі моделі типу Мамдані здатні працювати навіть без налаштування на реальних даних – лише базуючись на закладених у них наборах логічних правил та експертно встановлених параметрах функцій належності. Ці моделі володіють усім набором переваг, властивих нейронним мережам, та, на відміну від інших методів, здатні поєднувати можливість налаштування своїх параметрів на реальних даних кожного окремого регіону з урахуванням його галузевих особливостей, виражених як кількісними, так і якісними показниками.

Продемонструємо можливості таких моделей на прикладі розв'язання ще одною надзвичайно важливою завдання державного рівня – оцінювання ризику ухилення суб'єктом господарювання від сплати податків, що виникає у зв'язку з необхідністю у формуванні плану-графіка податкових перевірок.

ВИСНОВКИ ДО ГЛАВИ 5

Для підтримання збалансованості, відкритості економіки та динамічного розвитку країни важливо забезпечити існування прозорої системи збору податків для наповнення бюджетів усіх рівнів. У зв'язку з цим особливої актуальності набуває питання ефективного формування дохідної частини бюджету – розподілу бюджетних призначень за різними статтями у розрізі регіонів із урахуванням галузевих особливостей.

З метою розподілу призначень як на загальнодержавному, так і на регіональному рівні необхідно здійснювати оцінку співвідношення податкового потенціалу та фактичних надходжень податків і зборів, а також визначення обсягів економічно обґрунтованих податкових надходжень до бюджетної системи. Податковий потенціал, зокрема податковий потенціал регіонів, та податкові надходження взаємопов'язані, тому визначення його рівня повинне бути одним з першочергових етапів при формуванні бюджетних призначень.

У цій главі здійснено ґрунтовний аналіз існуючих підходів до оцінювання податкового потенціалу територій та обрано напрям проведення досліджень. Обґрунтовано, що для розв'язання поставленого завдання є сенс перенести акцент із статичного розподілу бюджетних призначень на динамічне прогнозування податкових надходжень. Для отримання прогнозу було вирішено побудувати ряд економіко-математичних моделей (економетричну регресійну, на нейронних мережах та нечіткій логіці) та відібрати з них найбільш адекватні шляхом проведення порівняльного аналізу їх ефективності на основі статистичних рядів надходжень за різними видами податків у розрізі регіонів.

Задача побудови моделей прогнозування ПДВ, податку на прибуток, податку з доходів фізичних осіб та акцизного збору ускладнювалася відсутністю репрезентативної статистики (дані за різними факторами представлені у різних роках, до того ж нерівномірно – для деяких показників є дані помісячні, деяких – поквартальні, інших – щорічні, часто не більше двох років спостережень). До того ж проведений аналіз статистичних даних та пошук прихованих закономірностей у відповідних часових рядах виявив низьку лінійну

залежність податкових надходжень від змін інформативних факторів у попередніх періодах.

У межах розробленого методологічного підходу до розподілу бюджетних призначень за регіонами було вирішено об'єднати статистику податкових надходжень з усіх областей, перевіривши абсолютні значення у відносні показники, і на цих даних будувати економіко-математичні моделі прогнозування. Отже, було побудовано та перевірено адекватність досить великої кількості регресійних моделей прогнозування, які ґрунтувалися на різних наборах пояснювальних змінних, відібраних за різними роками.

Практично всі побудовані економетричні моделі виявилися нездатними відтворювати надходження податків на підґрунті значень ряду різних показників попередніх періодів. Проте економіко-математичні моделі прогнозування податкових надходжень, побудовані на основі інструментарію нейронних мереж, виявили високу ефективність та зумовили доцільність його застосування для розв'язання задачі розподілу бюджетних призначень у територіальному розрізі.

Ураховуючи суттєву залежність надходжень ПДВ від людського фактору, який визначається суб'єктивною складовою «Відшкодування ПДВ», було вирішено здійснювати моделювання податку на додану вартість, прогножуючи окремо показники «Збір ПДВ» та «Відшкодування ПДВ», скориставшись при цьому саме інструментарієм нейронних мереж.

У результаті проведення дослідження було побудовано моделі прогнозування податку на додану вартість та податку на прибуток у квартальному розрізі. Моделі прогнозування бюджетних призначень за податком на доходи фізичних осіб та акцизом були побудовані лише для відтворення річних надходжень. Моделювання бюджетних призначень за цими двома податками у квартальному розрізі не проводилося у зв'язку з недостатністю статистичних даних. Однак побудовані економіко-математичні моделі можуть бути налаштовані на реальних даних різних факторів для прогнозування податку на доходи фізичних осіб та акцизного збору також за кварталами за умови формування необхідної статистичної вибірки.

Для побудови економіко-математичних моделей на нечіткій логіці за методом Сугено наявної статистики виявилось недостатньо – сконструйована в подібний спосіб модель із найпростішою конфігурацією одразу виявила ефект перенавчання. Для побудови моделей

на нечіткій логіці, коли обсяг навчальної вибірки є незначним або статистика взагалі відсутня, можна скористатися підходом Мамдані. І у випадку, якщо серед пояснювальних змінних є якісні показники, або за необхідності врахування експертно встановлених правил прийняття рішень, підхід Мамдані до побудови моделей аналізу та прогнозування розвитку податкових показників є найбільш прийнятним. Можливості цього підходу буде продемонстровано у наступній главі на прикладі задачі оцінювання ризику ухиляння суб'єктом господарювання від сплати податків – формування плану-графіка податкових перевірок.

Глава 6

МОДЕЛЮВАННЯ РИЗИКІВ У ПОДАТКОВІЙ СФЕРІ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ МЕТОДІВ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ

6.1. ЗАВДАННЯ РОЗПОДІЛУ СУБ'ЄКТІВ ГОСПОДАРЮВАННЯ ЗА КАТЕГОРІЯМИ УВАГИ З БОКУ ПОДАТКОВИХ ОРГАНІВ

6.1.1. Базові поняття та принципи розподілу платників податків за категоріями уваги

Ще одним важливим завданням, спрямованим на збільшення надходження коштів до бюджету, є максимізація збору податків, що може бути забезпечено за рахунок організації прозорої ефективної роботи контролюючих органів. З цією метою важливо зробити акцент при реалізації політики наповнення бюджету на добровільному виконанні суб'єктами господарювання власних податкових зобов'язань, а податкові перевірки проводити з метою підтримання загальної високої податкової поведінки та контролю тих платників, для яких існує високий ризик ухилення від сплати податків. Мінімізувати кількість безрезультатних перевірок суб'єктів господарювання можна шляхом запровадження моніторингу податкової поведінки платників податків без втручання у їх фінансово-господарську діяльність.

Забезпечити таку роботу податкових органів можна за рахунок розробки та використання ризикоорієнтованої системи викриття схем мінімізації податкових зобов'язань та ухилення платників податків від оподаткування, для чого необхідно розробити концептуальний

підхід до оцінювання показників діяльності суб'єктів господарювання і розподілу платників податків за категоріями уваги з боку органів державної податкової служби та на його основі методики формування плану-графіка виїзних податкових перевірок.

Дійсно, зважаючи на наявність великої кількості суб'єктів господарювання (СГ), які подають декларації на сплату податків, на відшкодування ПДВ, обробити та якісно перевірити всі ці декларації стає практично неможливо. Відповідно, особливої значущості набуває питання відбору для проведення виїзних податкових перевірок найбільш ризикових СГ з погляду їх ухилення від сплати податків на основі наявної у податкових органах інформації. Цьому питанню у спеціальній літературі відводиться окреме місце [190–197].

Висвітлено розроблені раніше моделі та підходи до розв'язання задачі оцінки ризику несплати податків суб'єктами господарювання та їх розподілу за категоріями уваги з боку органів державної податкової служби. Вирішення цього завдання здійснюється нині в межах довгострокового проекту «Програма модернізації державної податкової служби України» [198], започаткованого Державною податковою адміністрацією України з метою створення в Україні стабільної податкової системи, яка сприятиме ефективному функціонуванню економіки та запровадженню прозорих процедур адміністрування податків.

Задекларовані у Програмі модернізації базові засади, у напрямі яких розвивається робота органів державної податкової служби (ДПС), є неупереджене ставлення до платників податків, максимальна автоматизація процесів адміністрування податків, орієнтація податкового аудиту на «ризикових» платників та застосування адекватних заходів до суб'єктів господарювання, які ухиляються від сплати податків. Державна податкова адміністрація України декларує прагнення до забезпечення своєчасного реагування на спроби ухилення платників податків від виконання своїх податкових зобов'язань, однакового підходу до суб'єктів господарювання зі схожою податковою поведінкою. З метою дотримання вказаного вище було вирішено здійснювати розподіл СГ за категоріями уваги з боку органів ДПС.

Одним із ключових понять, що лежить в основі системи розподілу платників податків за категоріями уваги, є поняття податкового ризику. Загалом податковий ризик є складною економічною категорією, властивою багатьом учасникам економічних відносин. У літературі

зустрічаються різні визначення цього поняття [199–204], найбільш узагальнене та коректне з яких, на наш погляд, запропоновано у [205, с. 18]: «Податковий ризик – це економічна категорія, що відображає особливості сприйняття заінтересованими суб'єктами економічних відносин об'єктивно існуючих невизначеності, конфліктності, притаманних податковій системі, що призводить до порушення принципів оподаткування та до фінансових втрат, пов'язаних з процесом оподаткування».

Наведемо також основні поняття та категорії, визначені у Методичних рекомендаціях щодо порядку розподілу платників податків за категоріями уваги, затверджених наказом ДПА України від 30.06.2006 р. № 373 «Про затвердження Методичних рекомендацій щодо порядку розподілу платників податків за категоріями уваги» (далі – Методичні рекомендації) [206]. Оскільки при здійсненні розподілу платників податків за категоріями уваги Державну податкову адміністрацію України насамперед цікавлять можливі втрати від ненадходження коштів до бюджету та до податкового ризику з боку держави, то у процесі проведення досліджень будемо дотримуватися визначення, яке надано в Методичних рекомендаціях.

Отже, податковим ризиком будемо вважати вірогідність порушення податкового законодавства суб'єктом господарювання, у результаті чого можливі втрати надходжень до бюджету.

Відповідно до Методичних рекомендацій фактором ризику називають обставини або результати діяльності СГ, що вказують на можливість існування податкових ризиків.

Фіскальна важливість – оцінка СГ щодо рівня максимально можливих податкових зобов'язань за податками та зборами до бюджетів усіх рівнів від ведення господарської діяльності.

Критерій оцінки – ознака, за допомогою якої формується оцінка СГ.

Критерій розподілу – правило віднесення СГ до відповідної категорії уваги на основі оцінювання податкових ризиків або факторів ризику та сум валового доходу.

Категорія уваги – характеристика суб'єктів господарювання відповідного рівня ризику, сформована на основі визначених критеріїв оцінки та розподілу. За показниками податкової поведінки та рівнем ризику суб'єктів господарювання розрізняють такі категорії уваги:

- категорія 1 – сумнінні платники податків. Оцінюються позитивно. Основними характеристиками даної категорії є:

- відсутність випадків порушення термінів подання податкової звітності;
 - повнота та своєчасність сплати податків і зборів (обов'язкових платежів) до бюджетів та державних цільових фондів;
 - більший за середній у групі (галузі) рівень сплати податків і зборів (обов'язкових платежів) до бюджетів та державних цільових фондів;
- категорія 2 – платники податків помірною ризику. У цілому оцінюються позитивно. Цій категорії властиві такі характеристики:
- низьке значення фіскальної важливості;
 - середній рівень сплати податків і зборів (обов'язкових платежів) до бюджетів та державних цільових фондів у групі (галузі);
 - мають фактори ризику, що не підлягають усуненню (наприклад, здійснення зовнішньоекономічної, посередницької діяльності або діяльності, яка належить до «ризикових» галузей тощо);
- категорія 3 – платники податків високого ризику. Оцінюються негативно в частині податкової поведінки. Основними характеристиками цієї категорії є:
- високе значення фіскальної важливості, але рівень сплати податків і зборів (обов'язкових платежів) до бюджетів та державних цільових фондів є значно меншим за середні показники у групі (галузі);
 - наявність ознак серйозних порушень податкового законодавства, на які вказують фактори ризику.

Для визначення належності платника податків до категорії уваги використовується інформація про діяльність СГ, яка надійшла до органів державної податкової служби за останній звітний період, та історичні показники його попередньої діяльності. На підставі аналізу наявної інформації визначається перелік факторів податкового ризику, притаманних кожному СГ за період, що аналізується. Фактори податкового ризику визначаються на підґрунті інформації, що внесена до автоматизованої бази даних та умовно розподіляється за джерелами: із реєстраційних даних, із податкової звітності, отримана у результаті проведення контрольно-перевірочної роботи, із зовнішніх джерел.

Фактор ризику – це вид операції фінансово-господарської діяльності платника податків, при здійсненні якої виникає податковий ризик несплати податків і зборів (обов'язкових платежів) до бюджетів та державних цільових фондів. Фактор ризику лише вказує на ймовірність порушення податкового законодавства під час проведення деяких операцій фінансово-господарської діяльності, що може бути здійснено за умови використання певних схем для уникнення сплати податків або їх мінімізації. На сьогодні відомо більше двохсот способів ухилення від виконання своїх податкових зобов'язань, які можна об'єднати за такими групами [207]:

- 1) повне або часткове невідображення результатів фінансово-господарської діяльності підприємства в документах бухгалтерського обліку: здійснення операцій без документального оформлення, уникнення обліку товарно-матеріальних цінностей, грошової виручки в касу;
- 2) використання необґрунтованих вилучень і знижок: віднесення на витрати виробництва видатків, не передбачених законодавством, або в розмірах, що перевищують установлені законодавством; незаконне використання податкових пільг;
- 3) викривлення економічних показників з метою зменшення розміру бази оподаткування: завищення вартості придбаного сировини, палива, послуг, що відносяться до витрат виробництва та обігу; віднесення на витрати виробництва видатків, яких не було зроблено взагалі, або в розмірах, що перевищують дійсні;
- 4) перекручення об'єкта оподаткування: заниження обсягів (вартості) реалізованої продукції, робіт, послуг. Це один з найпоширеніших способів ухилення від сплати податків, за якого в обліковому реєстрі підприємця відображається реалізація тільки частини партії товару. При цьому всі записи зазвичай складені правильно (найменування товару, ціна за одиницю тощо), є відмінність лише в обсягах реалізованої продукції, відображеної в обліку;
- 5) маскуванню об'єкта оподаткування: фіктивний бартер, псевдоекспорт, фіктивне здавання в оренду основних засобів, підміна об'єкта оподаткування;

- б) порушення порядку обліку економічних показників: відображення результатів фінансово-господарської діяльності в неналежних рахунках бухгалтерського обліку;
- 7) застосування особливих відносин із спеціально створеними посередницькими афілійованими фірмами, у тому числі зареєстрованими в офшорних зонах.

Існуючі фактори поділяють на домінуючі (однозначно направляють СГ до певної категорії уваги), додаткові та інформативні для кожної категорії. Комбінація декількох додаткових факторів може однозначно вказувати на віднесення суб'єкта господарювання до певної категорії уваги. Спочатку декларації відбираються за домінуючими факторами, потім за домінуючими комбінаціями додаткових. Основні фактори та однозначні комбінації додаткових факторів, що передбачають віднесення СГ до категорії з найбільшим ризиком несплати податків, у свою чергу, поділяють на такі, які вимагають негайних заходів щодо їх перевірки, та ті, що допускають перенесення термінів початку перевірки.

Після визначення основних понять та принципів функціонування системи оцінки податкових ризиків постає питання запровадження підходу до розподілу платників податків за категоріями уваги, здатного забезпечити відбір до перевірки найбільш ризикових СГ з погляду ймовірності ухилення від сплати податків та обсягів несплачених податків.

6.1.2. Аналіз попередніх підходів

до оцінки ризику несплати податків

Заходи з розроблення системи оцінювання податкових ризиків та розподілу платників податків за категоріями уваги здійснювалися Державною податковою адміністрацією України ще з 2001 року. У 2005 році наказом ДПА України від 23.02.2005 р. № 78 «Про затвердження Методичних рекомендацій щодо розподілу платників податків за категоріями уваги та їх супроводження органами державної податкової служби» [208] були затверджені принципи та алгоритми розподілу платників податків.

Відповідно до наказу ДПА України від 23.02.2005 р. № 78 розподіл платників за категоріями уваги здійснюється таким чином. Спочатку відбираються платники податків, фактори ризиків яких

вказують на їх належність до категорії уваги з найбільшим ризиком. Потім серед тих платників, які залишилися, на основі визначених факторів ризику проводиться відсів до категорії уваги з нижчим ризиком, і так далі, поки не залишаться підприємства, яких відносять до безризикових з погляду ймовірності ухилення від сплати податків.

Уже потім у кожній категорії уваги здійснюється ранжування суб'єктів господарювання за їхніми індивідуальними індексами. Індивідуальний індекс – величина відхилення показника діяльності певного СГ від середнього значення цього показника за всією сукупністю суб'єктів господарювання згідно з визначеним критерієм оцінки. Загальний індекс пріоритетності в опрацюванні СГ визначається шляхом добутку індивідуального індексу господарювання $I_{зосп.}$, індивідуального індексу фіскальної значимості платника $I_{фз}$ та індивідуального територіально-галузевого індексу $I_{мг}$:

$$I = I_{зосп.} \cdot I_{фз} \cdot I_{мг}. \quad (6.1)$$

Індивідуальний індекс господарювання визначається на основі індивідуального інтегрованого показника, який розраховується щоквартально за допомогою факторів податкових ризиків суб'єкта господарювання на підставі його звітності за останній та попередні звітні періоди. Індивідуальний індекс господарювання розраховується з використанням співвідношення:

$$I_{зосп.} = I_{инт.} / I_{сер.}, \quad (6.2)$$

де $I_{сер.}$ – середньоарифметичне значення показника $I_{инт.}$ для всіх СГ;
 $I_{инт.}$ – інтегрований показник оцінювання СГ, який обчислюється за співвідношенням

$$I_{инт.} = \sum_{i=1}^n K_i \cdot \Phi_i, \quad (6.3)$$

де K_i – коефіцієнт, що характеризує важливість i -го фактора ризику і визначається на основі експертного оцінювання;

Φ_i – i -тий фактор податкового ризику;

n – кількість факторів ризику.

Індивідуальний індекс фіскальної значимості суб'єкта господарювання визначається як відношення рівня максимально можливих податкових зобов'язань від ведення його господарської діяльності до середнього значення цього показника за всіма підприємствами:

$$I_{фз} = \Pi_{инд} / \Pi_{сер}, \quad (6.4)$$

де $\Pi_{инд}$ – абсолютний показник фіскальної важливості СГ;

$\Pi_{сер}$ – середньоарифметичне значення абсолютного показника фіскальної важливості за всіма СГ.

Індивідуальний територіально-галузевий індекс є показником, який розраховується раз на квартал на основі двох складових – галузевого індексу I_z та регіонального індексу I_p :

$$I_{мг} = (I_z + I_p) / 2. \quad (6.5)$$

Належність СГ до певної галузі визначається за двома першими символами із класифікатора видів економічної діяльності (КВЕД), який позначений у реєстраційних документах як основний. Галузевий індекс визначається на підставі статистичної інформації як відношення кількості виявлених порушень у певній галузі до кількості платників податків, що здійснюють свою діяльність у цій галузі, порівняно з відповідним відношенням за всією сукупністю галузей та платників податків:

$$I_z = \frac{K_{порз} / K_{сгдз}}{K_{порз} / K_{сгдз}}, \quad (6.6)$$

де $K_{порз}$ – кількість СГ у певній галузі, у яких виявлено порушення щодо сплати податків;

$K_{сгдз}$ – кількість СГ у певній галузі;

$K_{порз}$ – загальна кількість СГ, у яких виявлено порушення щодо сплати податків;

$K_{сгдз}$ – загальна кількість СГ.

Регіональний індекс визначається на підставі статистичної інформації як відношення кількості виявлених порушень у певному регіоні до кількості платників податків, що здійснюють свою діяльність у цьому регіоні, порівняно з відповідним відношенням виявлених порушень до загальної кількості СГ в усіх регіонах:

$$I_p = \frac{K_{порр} / K_{сгдр}}{K_{порз} / K_{сгдз}}, \quad (6.7)$$

де $K_{порр}$ – кількість СГ у певному регіоні, у яких виявлено порушення щодо сплати податків;

$K_{сгдр}$ – кількість СГ у певному регіоні.

6.1.3. Недоліки існуючих підходів до розподілу платників податків за категоріями уваги

Якщо проаналізувати слабкі та сильні сторони викладеного підходу до оцінки ризику несплати податків суб'єктами господарювання, що затверджений наказом ДПА України від 23.02.2005 р. № 78, то можна дійти таких висновків. По-перше, у даному алгоритмі розподілу платників податків за категоріями уваги при визначенні індивідуального індексу господарювання використовуються експертні оцінки важливості всіх факторів ризику, що призводить до суттєвої суб'єктивності вирішальних суджень.

По-друге, для розрахунку індивідуального індексу господарювання здійснюється додавання всіх факторів ризику, притаманних даному суб'єкту господарювання. У кожного фактора ризику є свій ваговий коефіцієнт, який коливається від 1 до 10. І що менш значимим з погляду експертів є фактор, то менша вага йому присвоюється. Проте, оскільки фактори ризику визначаються на основі поданих цим СГ декларацій, то чим більш відповідально поставився платник податків до заповнення своєї податкової звітності, тим більше факторів у нього спрацює.

І в такому випадку підприємство, яке займається абсолютно легальним і взагалі не ризиковим бізнесом, до того ж сплачує свої податки і повністю декларує всі види своєї діяльності, може отримати значно більший індекс господарювання, ніж компанія, яка задекларувала лише діяльність у сфері ЗЕД та подала заяву на відшкодування значної суми ПДВ. Адже, у такої компанії спрацює лише два фактори з вагою по 10 балів, а у порядної компанії – кілька десятків факторів із вагою по 1–2 бали.

Що стосується індексу фіскальної важливості, то тут виникає ряд нових суперечностей стосовно його використання. Так, оскільки для кожного підприємства цей індекс розраховується як відношення рівня максимально можливих податкових зобов'язань від ведення господарської діяльності до середнього значення даного показника за всіма підприємствами, то для різних підприємств цей показник може різнитися в сотні тисяч разів.

Подібна ситуація нівелює значимість усіх інших показників для розподілу СГ за категоріями уваги. Крім того, виникає питання щодо оцінки рівня максимально можливих податкових зобов'язань за по-

датками та зборами до бюджетів усіх рівнів для кожного суб'єкта господарювання. А якщо брати за даний показник середнє значення сплачених раніше цим СГ податків, то сенс його застосування взагалі втрачається, оскільки чим менше підприємство сплатило податків, тим більш низьке значення індексу фіскальної важливості воно матиме в подальшому, що суперечить логіці відбору підприємств для перевірок.

Територіально-галузевий індекс також є досить штучним показником, оскільки розраховані на його основі загальні індекси для абсолютно ідентичних підприємств, зареєстрованих у різних областях, можуть різнитися за своїми значеннями у сотні разів.

Сам розподіл платників здійснювався на основі набору заздалегідь установлених правил. У цих правилах часто виникали суперечності, через що кожного місяця дуже велика кількість платників після автоматичного розподілу переводилася між категоріями уваги вручну. Так, із використанням даної системи понад 90 % платників податків потрапляли до найбільш ризикової категорії уваги (при тому, що на момент чинності наказу ДПА України від 23.02.2005 р. № 78 існувало чотири категорії уваги [208; 209]). До того ж подібна система розподілу суб'єктів господарювання між категоріями уваги неспроможна оптимізувати власні параметри на основі результатів проведених раніше податкових перевірок.

Для розв'язання задачі оцінки ризику несплати податків у ряді країн податкові служби застосовують експертні системи, що являють собою набір заздалегідь заданих правил. Ці правила в точності повторюють ті, які насправді використовують у своїй роботі найдоповідченіші податкові інспектори. Проте подібні системи добре придатні до використання під час проведення перевірки підприємства, але для оцінки ризику несплати податків суб'єктом господарювання до початку перевірки можливість їх застосування суттєво обмежена. До того ж такі системи також не здатні навчатися на існуючому статистичному матеріалі, автоматично налаштовуючись відповідно до реальних умов економіки країни та функціонування податкової системи.

6.1.4. Формування вимог до системи оцінки ризику ухилення від сплати податків

З боку ДПА до алгоритму розподілу платників податків за категоріями уваги поставлено ряд вимог. Зокрема, однією з головних вимог із самого початку проведення робіт у напрямі реалізації алгоритму розподілу була та, щоб він був логічним, а не алгебраїчним. Крім того, даний алгоритм повинен поєднувати в собі авторозподіл і базу ризиків та допускати можливість автоматичного переходу СГ із однієї категорії уваги в іншу, з урахуванням його історичного ризику та ризиків, що властиві поданій ним декларації. Серед інших вимог, поставлених до побудови автоматизованої системи оцінки ризику несплати податків, є такі, як цілісність даної системи, її достатність, гнучкість, надійність, доступність сприйняття, універсальність щодо розширення.

Перед початком конструювання математичної моделі необхідно здійснити її специфікацію, тобто сформулювати теоретичні уявлення і прийняті гіпотези у вигляді математичних рівнянь, використовуючи всі ті види функцій, які можуть бути застосовані для опису існуючих взаємозв'язків. Ці рівняння встановлюють зв'язки між результативними та основними пояснювальними змінними, припускаючи, що решта змінних є несуттєвими. Специфікація передбачає добір факторів до математичної моделі та вибір виду моделі, яка найбільш точно буде відповідати поставленим вимогам та яку, зрештою, буде застосовано для розв'язання поставленої задачі.

Задачу оцінки ризику несплати податків та розподілу платників за категоріями уваги в загальному випадку можна розглядати як класичну задачу кластеризації об'єктів за певною сукупністю ознак. Для розв'язання подібної задачі можуть бути застосовані підходи, що ґрунтуються на таких методах, як дискримінантний аналіз, топологічні моделі, нейронні мережі, зокрема карти Кохонена, та ряд інших.

Практично всі перелічені підходи (за винятком нейронних мереж) характеризуються недостатньо високою здатністю до відтворення вихідних статистичних даних при розподілі показників на групи. Якщо проаналізувати фактори податкових ризиків, то можна дійти висновку, що вони належать до різних вимірювальних математичних шкал: номінальної, порядкової або метричної. Так, одні фактори можуть бути описані лише лінгвістичними змінними, інші – тільки

логічними, треті – кількісними. Відповідно, використання перелічених підходів з метою врахування всієї наявної інформації стає практично неможливим.

Крім того, із використанням зазначених вище методів не можна класифікувати належність платника податків до найбільш ризикової категорії уваги на основі лише одного чи кількох факторів (наприклад, при проведенні зовнішньоекономічних операцій через офшорні зони). У перелічених підходах розподіл здійснюється шляхом розрахунку інтегрованого показника на основі повного набору вхідних факторів. У такому випадку із застосуванням лише якогось одного із зазначених методів вплив окремого важливого фактора ризику може бути повністю нівельований.

Отже, жодний із наведених підходів не здатний урахувати експертно встановлені правила розподілу платників за категоріями уваги та здебільшого не задовольняє зазначеним вище вимогам стосовно логічності, гнучкості, доступності сприйняття. Проте всі вказані вище вимоги описують властивості саме нечітких моделей.

До того ж із застосуванням моделей, побудованих на нечіткій логіці, усі СГ будуть автоматично проранжовані за значеннями їхніх функцій належності до тієї чи іншої категорії уваги (а не на основі значень символічних індексів, які застосовувалися у попередньому підході). За необхідності кінцевий результат можна також поєднати, наприклад, із фіскальною важливістю кожного СГ. Отже, розробимо за допомогою інструментарію нечіткої логіки концептуальний підхід до оцінювання показників діяльності суб'єктів господарювання для розподілу платників податків за категоріями уваги з боку органів ДПС та на його основі методичку формування плану-графіка виїзних податкових перевірок.

6.2. КОНЦЕПТУАЛЬНИЙ ПІДХІД ДО ОЦІНЮВАННЯ РИЗИКУ УХИЛЕННЯ СУБ'ЄКТОМ ГОСПОДАРЮВАННЯ ВІД СПЛАТИ ПОДАТКІВ

Відповідно до поставлених вище завдань розробимо концептуальний підхід до оцінювання ризику ухилення від сплати податків та на

його основі підготуємо методику формування плану-графіка виїзних податкових перевірок із застосуванням методів теорії нечіткої логіки.

Як зазначалося вище, у теорії нечіткої логіки поширені два базових підходи до побудови математичних моделей – Мамдані та Сугено. У моделях нечіткого логічного висновку типу Мамдані вирішальні правила задаються розробником самостійно, спираючись на досвід експертів у визначеній прикладній області. Моделі Сугено призначені для проведення автоматизованої екстракції правил із наявних статистичних даних. Проте для нечітких моделей типу Сугено існує проблема змістовної інтерпретації їхніх параметрів. З огляду на вимоги доступності сприйняття та універсальності щодо розширення більш доречно для аналізу ризику несплати податків скористатися моделями нечіткого логічного висновку Мамдані.

Відповідно до зазначеного членами авторського колективу цієї монографії був розроблений новий порядок оцінки показників діяльності суб'єктів господарювання для розподілу платників податків за категоріями уваги (далі – Порядок) на основі методів нечіткої логіки, який був затверджений наказом ДПА України від 24.07.2006 р. № 430 «Про затвердження Порядку оцінки показників діяльності суб'єктів господарювання для розподілу платників податків за категоріями уваги» [210]. У зв'язку з цим порядок розподілу платників податків за категоріями уваги, затверджений наказом ДПА України від 23.02.2005 р. № 78 [208], був скасований наказом ДПА України від 30.06.2006 р. № 373 [206].

Викладемо Порядок у тому вигляді, у якому він затверджений наказом ДПА України від 24.07.2006 р. № 430, – без переліку факторів оцінки ризику – щоправда, із деякими поясненнями, необхідними для розкриття наукової новизни.

Метою створення Порядку є затвердження математичного підходу до оцінювання показників діяльності суб'єктів господарювання з погляду ймовірності ухилення від сплати податків, розподілу платників податків за категоріями уваги з боку органів ДПС та черговістю для включення до плану-графіка документальних перевірок суб'єктів господарювання.

Порядком визначається методика оцінки податкових ризиків та розподілу платників податків за категоріями уваги. У Порядку не наводяться фактори для проведення такої оцінки. Ці фактори відбираються окремо під кожну конкретну задачу, проходять спеціальну

перевірку на їх адекватність та затверджуються розпорядчими документами ДПА України.

Відбір факторів для здійснення оцінки показників діяльності суб'єктів господарювання з погляду ймовірності ухилення від сплати податків, розподілу платників податків за категоріями уваги, а також формування баз правил віднесення СГ до певної категорії уваги проводиться на рівні ДПА України. Налаштування параметрів системи оцінки та розподілу платників податків за категоріями уваги здійснюється на регіональному рівні, оскільки суб'єктам господарювання у різних регіонах властиві різні характеристики. Так, наприклад, суб'єкт господарювання із валовим доходом в 1 млн грн у промислово розвинених регіонах України можна суб'єктивно класифікувати як мале підприємство, а для сільськогосподарських регіонів подібний дохід уже є вищим за середній. Розмежування рівнів валового доходу (та всіх інших параметрів) будуть установлюватися для суб'єктів господарювання кожного регіону окремо в результаті оптимізації параметрів системи.

Перед використанням алгоритму розподілу платників податків за категоріями уваги здійснюється звичайний відбір суб'єктів господарювання до найбільш ризикової категорії уваги на основі логічних домінантних факторів або комбінацій домінантних факторів (що однозначно направляють СГ до цієї категорії уваги), тобто таких факторів, множина можливих значень яких складається лише з двох значень (наприклад, має місце припинення подання податкових декларацій чи ні). Якщо множина можливих значень є більшою (наприклад, віднесення СГ до третьої категорії уваги за умови подання заяви на відшкодування ПДВ, що перевищує деякий заданий рівень), то такі домінантні фактори будуть уже враховуватися в базі логічних правил розподілу платників податків, оскільки у процесі налаштування параметрів системи необхідно визначити, перевищення якого саме рівня відшкодування відповідає третій категорії.

Потім відбираються платники податків на основі логічних домінантних факторів або комбінацій домінантних факторів до другої категорії уваги (при використанні алгоритму розподілу ці платники можуть перейти до більш ризикової категорії уваги, проте нижче другої вони вже не будуть). Далі на базі розрахованих податкових ризиків проводиться розподіл платників податків за категоріями уваги із використанням алгоритму, сконструйованого на основі інстру-

ментарію нечіткої логіки. Отже, аналіз суб'єктів господарювання з погляду оцінки ризику ухилення від сплати податків та їх розподілу за категоріями уваги, відповідно до розробленого концептуального підходу, буде складатися з таких основних етапів [28; 210–214].

Етап 1 (Показники). При побудові моделі оцінки ризику несплати податків неможливо та й немає сенсу намагатися врахувати всі існуючі фактори податкових ризиків (нині розроблено та зареєстровано понад 800 факторів). Тут логічно постає задача відбору найбільш значимих факторів ризику з огляду на їх ступінь впливу на результативний показник. Як підкреслювалося вище, ці фактори та їх комбінації, що визначають належність СГ до певної категорії уваги, відбираються спеціально утвореними на рівні ДПА України робочими групами із фахівців профільних структурних підрозділів.

Для оцінки ризику несплати податків та розподілу платників податків за категоріями уваги Y з боку органів ДПС України будемо використовувати набір факторів X_i , $i = 1, n$, за якими можна робити висновок про ймовірність невиконання суб'єктами господарювання своїх податкових зобов'язань:

$$Y = f_Y(X_1, \dots, X_n). \quad (6.8)$$

Весь набір факторів може бути розподілений між рядом узагальнених груп, сформованих за податками, властивими суб'єкту господарювання: податок на доходи фізичних осіб, податок на прибуток, ПДВ, акциз тощо. У свою чергу, комплексне значення кожної з указаних груп розраховується за встановленими факторами ризику, що визначаються на підставі реєстраційних даних, податкової звітності, у результаті контрольної-перевірочної роботи, із зовнішніх джерел. І деякі фактори можуть бути включені до кількох узагальнених груп одночасно.

Ієрархічність при формуванні загальної бази знань і побудові математичної моделі можна забезпечити, якщо скористатися інструментарієм нейронних мереж. Таким чином, економіко-математична модель аналізу ризику ухилення від сплати податків являтиме собою багаторівневу нейронечітку мережу типу перцептрон з одним внутрішнім шаром.

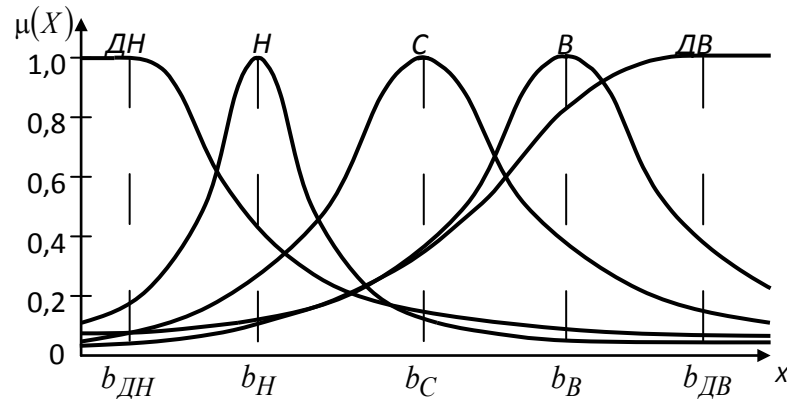
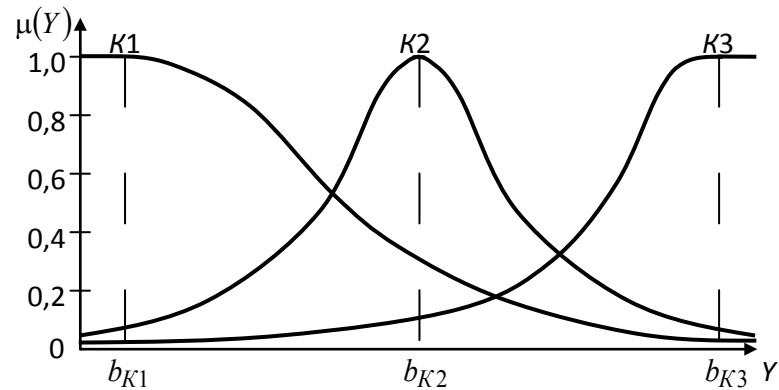
Етап 2 (Лінгвістичні змінні). Визначається можливий діапазон змінювання контрольованих параметрів X_i , $i = 1, n$ та результуючої змінної Y . Множина можливих значень показників X_i , $i = 1, n$ для

використання у розрахунках на основі нечіткої моделі може бути сформована із п'яти якісних термів: $ДН$ – дуже низький рівень показника, $Н$ – низький рівень показника, $С$ – середній рівень показника, $В$ – високий рівень показника, $ДВ$ – дуже високий рівень показника. Деякі показники, залежно від їх природи, можуть обмежитися і меншою кількістю властивих їм лінгвістичних термів. Так, для факторів, що характеризують ризикованість платника, пов'язану з бартером, експортом/імпортом тощо, є сенс сформувати множину лише із трьох термів $\{B, H, Z\}$, які визначають відсутність указанного виду діяльності, низький та значний рівень обсягів операцій за цим видом діяльності. А для логічних факторів ризику, таких як, наприклад, припинення подання податкових декларацій, узагалі можна обмежитися двома термами $\{I, O\}$, що засвідчують істинність та хибність даного твердження.

Множину значень результуючої лінгвістичної змінної Y , що визначає належність до певної категорії уваги, утворюватимуть терми: $K1$ – перша категорія уваги, яку характеризує низький ризик ухилення від сплати податків суб'єктом господарювання, $K2$ – друга категорія уваги (ризик несплати податків – помірний), $K3$ – третя категорія уваги (високий рівень ризику несплати податків). З урахуванням належності до певної категорії уваги аналізований суб'єкт господарювання буде внесений до плану-графіка проведення податкових перевірок і з ним будуть працювати відповідні підрозділи податкової служби.

Етап 3 (Побудова функцій належності). Для визначення відповідності як вхідних, так і результуючої змінної до певного лінгвістичного терму зі своїх множин можливих значень скористаємося квазідзвоноподібними функціями належності. Для п'яти нечітких термів $\{ДН, Н, С, В, ДВ\}$ вхідних змінних X_i , $i = 1, n$, функції належності схематично зображені на рис. 6.1.

Квазідзвоноподібні функції належності для нечітких термів $\{K1, K2, K3\}$ результуючої змінної Y подано у графічному вигляді на рис. 6.2.

Рис. 6.1. Нечітка змінна X із квазідзвоноподібною функцією належностіРис. 6.2. Квазідзвоноподібні функції належності результуючої змінної Y

Усі квазідзвоноподібні функції належності лінгвістичних термів як вхідних, так і результуючої змінних в аналітичній формі мають вигляд:

$$\mu^{a_i^{jp}}(X_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{X_i - b_i^{jp}}{c_i^{jp}} \right)^2}, \quad p = \overline{1, k_j}, \quad j = \overline{1, m}, \quad i = \overline{1, n}, \quad (6.9)$$

$$\mu^{d_j}(Y) = \frac{1}{1 + \left(\frac{Y - b_{d_j}}{c_{d_j}} \right)^2}, \quad j = \overline{1, m}, \quad (6.10)$$

де $\mu^{a_i^{jp}}(X_i)$ – функція належності змінної X_i лінгвістичному терму a_i^{jp} ;

$\mu^{d_j}(Y)$ – функція належності результуючої змінної Y до j -тої категорії уваги (до лінгвістичного терму $d_j \in \{K1, K2, K3\}$);

m – кількість значень результуючої змінної (кількість категорій уваги – у цій задачі визначено 3 категорії уваги);

n – кількість вхідних параметрів моделі (факторів ризику);

k_j – кількість правил у базі знань, що відповідають j -му значенню результуючої змінної Y ;

c – коефіцієнт стиснення-розтягування функції належності;

b – координата максимуму функції ($\mu(b) = 1$).

Значення функцій належності бічних термів усіх змінних за межами своїх максимумів b прирівнюються, як і в точках максимуму, до одиниці.

Етап 4 (Формування набору правил). Для побудови експертної системи необхідно сформувати базу правил із реалізацією механізму нечіткого логічного висновку, такого, щоб на його основі можна було робити математично обґрунтовані судження про рівень ризику ухиляння від сплати податків та розподіляти суб'єкти господарювання за категоріями уваги на підставі значень відібраних для аналізу показників.

При цьому візьмемо до уваги, що існують домінуючі ризики та домінуючі групи факторів ризику, наявність яких однозначно вказує на належність до тієї чи іншої категорії уваги. Так, наприклад, здійснення операцій у сфері ЗЕД на суму, більшу деякого встановленого рівня, вказує на високу ймовірність ухиляння від сплати податків та належність даного СГ до категорії уваги $K3$ незалежно від інших факторів. У такому випадку вага даного правила в будь-якому разі буде дорівнювати одиниці, щоб при виникненні описаної у правилі ситуації вона була інтерпретована однозначно з віднесенням СГ до відповідної категорії уваги.

Далі здійснюється формування повного набору вирішальних правил на основі окремих факторів ризику та їх комбінацій і відповідно до них проставляються ті категорії уваги, до яких має бути віднесений платник у разі виникнення даних комбінацій. У процесі роботи експертної системи можливе доповнення бази знань новими факторами та комбінаціями.

Для всіх інших комбінацій факторів модель здатна знайти таке рішення та віднести платника до тієї категорії, що відповідає йому найбільше, виходячи із значень вхідних даних та параметрів системи. У такому випадку при визначенні категорії уваги, до якої буде належати СГ, перевага надаватиметься домінантним правилам, а у разі, якщо показники платника податків не відповідають однозначно жодному правилу бази знань, система віднесе його до категорії платників зі схожою податковою поведінкою. У міру надходження інформації по різних платниках система донавчається, тобто проводиться підбір вагових коефіцієнтів правил прийняття рішень та значень параметрів функцій належності різних термів усіх факторів відповідно до реальних даних.

Для коректного налаштування параметрів нечіткої моделі необхідно також окреслити деякі можливі значення факторів та їх комбінацій, що визначають належність платника до найменш ризикової категорії уваги $K1$. Можна встановити, що СГ потрапляє до даної категорії і за умови відсутності найбільш важливих ризиків. Це необхідно для того, щоб система володіла орієнтирами стосовно можливих комбінацій значень факторів, які свідчать про належність СГ до вказаного терму результуючої змінної. Проте за будь-яких умов представлена нечітка модель буде налаштовуватися на статистичних даних стосовно різних платників податків у міру надходження нової інформації від операторів системи.

Етап 5 (Визначення категорії уваги, до якої належить СГ). Оцінка ризику ухилення від сплати податків, визначення категорії уваги, до якої належить СГ, а також ранжування СГ у межах категорії уваги проводяться вже після побудови моделі та налаштування її параметрів на реальних даних і є завершальними етапами концептуального підходу до аналізу суб'єктів господарювання з погляду оцінки ризику несплати податків. Проте етап налаштування параметрів моделі висвітлено наприкінці даного підходу, щоб більш чітко і послідовно викласти методику віднесення платника податків до відповідної категорії уваги та проведення ранжування суб'єктів господарювання у межах кожної категорії.

Загалом у теорії нечіткої логіки обчислення багатопараметричних функцій належності результуючої змінної (2.38) здійснюються із застосуванням трикутних s - і t -норм, приклади яких наведено в табл. 2.1. Для проведення розрахунків на основі трикутних норм найбільш

часто використовуються два базові підходи. У першому підході при розрахунку (2.38) спочатку знаходиться добуток функцій належності всіх вхідних змінних до заданих термів, що входять до одного правила, а потім проводиться додавання всіх таких розрахованих значень за всіма правилами, які стосуються одного й того самого терму результуючої змінної. У другому підході мультиплікація функцій належності вхідних змінних замінюється операцією мінімізації (2.40), а додавання – операцією максимізації (2.39).

Ми пропонуємо для розв'язання поставленої задачі застосувати інший підхід, що базується на комбінації зазначених методик. Так, оскільки для формування плану проведення податкових перевірок критично важливою є комбінація всіх відібраних вхідних факторів, а не найменше значення функції належності одного з них до представленої у правилі терму, то значення функції належності результуючої змінної за кожним правилом будемо розраховувати шляхом мультиплікації функцій належності всіх вхідних змінних.

А для знаходження функцій належності результуючої змінної до кожного її терму пропонуємо застосувати операцію максимізації. Це зумовлюється тим, що для кожного лінгвістичного терму результативного показника може бути сформовано різну кількість вирішальних правил. Якщо здійснювати додавання розрахованих функцій належності всіх таких правил, то найбільше значення функції належності результуючої змінної частіше за все буде у того терму, який описується більшою кількістю правил. При застосуванні операції максимізації такого недоліку вдається уникнути.

Отже, розрахунок виходу кожного правила проводитиметься шляхом добутку функцій належності всіх пояснювальних змінних. А для знаходження функцій належності результуючої змінної по кожному її терму буде застосовуватися операція максимізації. Аналітична форма запису вирішального правила для віднесення суб'єкта господарювання до певної категорії уваги (визначення належності до терму d_j із множини $\{K1, K2, K3\}$ результуючої змінної Y) із застосуванням вагових коефіцієнтів правил та функцій належності всіх вхідних змінних набуває вигляду:

$$Y = \arg \max_{p=1, k_j, j=1, m} \left\{ w_p^{d_j} \prod_{i=1}^n \mu^{a_i^{jp}} (X_i) \right\}, \quad (6.11)$$

де $w_p^{d_j}$ – ваговий коефіцієнт p -го правила, $p = \overline{1, k_j}$, для терму $d_j \in \{K1, K2, K3\}$ результуючої змінної Y .

Для всіх СГ, що перебувають на обліку в ДПС, на основі даних із податкової звітності, із зовнішніх джерел, реєстраційних даних, результатів проведення контрольно-перевірочної роботи здійснюється оцінка поточного рівня показників X_p , $i = \overline{1, n}$. Базуючись на значеннях цих показників, розраховується ризик ухилення від сплати податків кожним суб'єктом господарювання із застосуванням функції (6.11).

Для організації роботи побудованої математичної моделі необхідно задати всі ключові правила прийняття рішень. Чим більше система містить логічних правил віднесення компанії до певної категорії уваги, тим точніше буде проведений аналіз. Якщо у базі знань відсутнє правило, що відповідає заданим показникам суб'єкта господарювання, система видасть рішення, що найбільше відповідав поточній ситуації. Тобто таке рішення, для якого розраховане значення функції належності результуючої змінної Y (6.11), буде найбільшим серед усіх інших у базі правил для встановлених значень вхідних змінних X_p , $i = \overline{1, n}$.

Етап 6 (Ранжування СГ у межах категорії уваги). Нагадаємо, що існуючі фактори ризиків поділяються на домінантні, додаткові та інформативні для кожної категорії уваги. Тут мова йде про категорію, що відповідає високому рівню ризику несплати податків, адже встановлювати домінантні фактори для правил, що однозначно направляють платника до категорії уваги з низьким ступенем ризику, є недоцільним, оскільки за наявності в діяльності підприємства факторів, які свідчать про високий ризик несплати податків (але які не є домінантними), підприємство має бути переведено до більш високої категорії уваги.

І при віднесенні суб'єкта господарювання до певної категорії уваги найбільший вплив матимуть саме логічні домінантні фактори (про що зазначалося вище), потім домінантні комбінації додаткових, а за їх відсутності перевага у прийнятті рішень буде надана тому правилу, що має найбільше значення функції належності (6.11) при заданих значеннях вхідних показників.

Основні фактори та комбінації додаткових факторів, що передбачають віднесення СГ до категорії уваги з високим ризиком несплати

податків, можна додатково поділити на такі, які вимагають негайних заходів щодо їх перевірки, та такі, що допускають перенесення термінів початку перевірки. Крім того, у кожній категорії уваги здійснюється ранжування суб'єктів господарювання за рівнями ризику ухилення від сплати податків, які визначаються на основі кількісних значень результуючої змінної Y , розрахованих у результаті проведення операції дефазифікації з використанням співвідношення (2.60).

За ранжування СГ у межах однієї категорії враховуються значення саме результуючої змінної Y , оскільки у випадку, якщо б ранжування проводилося в межах категорії лише за значенням функції належності суб'єкта господарювання до даної категорії, то насамперед до плану-графіка податкових перевірок було б віднесено підприємства, що розміщуються в центральній частині функції належності. Проте є сенс перевіряти ті підприємства, за якими ймовірність порушення податкового законодавства найбільша (цей показник якраз і визначається кількісним значенням результуючої змінної Y). Відповідно, ранжування суб'єктів господарювання у кожній категорії здійснюється за значеннями дефазифікованої результуючої змінної Y .

Етап 7 (Налаштування параметрів моделі). На попередніх шести етапах даного алгоритму експертним шляхом побудовано нечітку базу знань про об'єкт ідентифікації, що відповідає етапу грубої настройки, і запропоновано механізм нечіткого логічного висновку. Проте структура моделі передбачає можливість тонкої настройки її параметрів на реальних даних, і в такому випадку ця задача вирішується шляхом застосування механізмів навчання нейронних мереж.

Зручним способом швидкого та якісного налаштування нечітких нейронних мереж для диференційованих функцій належності, таких як квазідзвоноподібні, є метод зворотного поширення помилки «Error Back-Propagation», сутність якого детально висвітлено в підп. 2.3.1.

У результаті здійснення оптимізації моделі ряд правил буде відхилено як такі, що не відповідають дійсності. Тобто деяке правило показує одне значення ризику несплати податків суб'єктом господарювання, а в результаті проведення податкової перевірки ця компанія була переведена до іншої категорії уваги. У такому разі при проведенні оптимізації параметрів системи ваговий коефіцієнт даного правила буде зменшуватися, і за його наближення до нуля це правило можна буде вилучити із бази податкових знань як невідповідне дійсності.

У процесі налаштування системи вдається оптимізувати її параметри, які дозволяють функціонально пов'язувати вхідні змінні (значення факторів ризику суб'єктів господарювання) із значенням результуючої змінної (категорії уваги, до якої було віднесено платника податків у результаті проведення його перевірки), що сприяє суттєвому підвищенню якості логічного висновку розробленої моделі.

Отже, викладено вище концептуальний підхід до оцінювання ризику ухиляння суб'єктом господарювання від виконання власних податкових зобов'язань. Застосуємо положення цього підходу для розв'язання прикладної задачі формування плану-графіка виїзних податкових перевірок.

6.3. РОЗПОДІЛ ПЛАТНИКІВ ПОДАТКІВ ЗА ЧЕРГОВІСТЮ ДЛЯ ВКЛЮЧЕННЯ ДО ПЛАНУ-ГРАФІКА ПОДАТКОВИХ ПЕРЕВІРОК

Оскільки Порядок, викладений у п. 6.2, є загальним концептуальним підходом до оцінювання ризику ухиляння суб'єктом господарювання від сплати податків, відповідно, у ньому не наводиться перелік вхідних факторів. Викладемо методику розподілу платників податків за черговістю для включення до плану-графіка податкових перевірок, яка враховує ряд факторів ризику та базується на алгоритмі, викладеному в Порядку.

Згідно з чинним законодавством перевірка платників податків може бути плановою та позаплановою. Планова перевірка СГ проводиться за умови включення даного платника до плану-графіка податкових перевірок. На сьогодні план-графік складається щоквартально на рівні районної податкової інспекції. Зрозуміло, протягом кварталу на підозрілому підприємстві може відбутися будь-що, включаючи його ліквідацію. Провести позапланову перевірку можна лише в обмеженій кількості випадків, обумовлених чинним законодавством, і це є досить складним процесом. Відповідно, питанню формування плану-графіка податкових перевірок приділяється особлива увага.

Часто вживаний підхід до формування плану-графіка проведення перевірок полягає в тому, щоб зосередити наявні у податкової служби

ресурси на перевірку найбільших платників податків, на яких припадає значна частка податкових надходжень. Досвід США свідчить, що за обмеженого обсягу ресурсів (часу, персоналу) подібні перевірки дозволяють генерувати найбільший обсяг додаткових нарахувань у розрахунку на одиницю часу роботи податкових інспекторів. Проте, якщо для відбору платників податків для проведення перевірок застосовувати лише цей підхід, то буде знижуватися податкова дисципліна серед малих суб'єктів господарювання. З часом втрати від недоотримання надходжень до бюджету від малих та середніх платників податків можуть переважити донарахування податків за великими платниками.

Так, у країнах, що розвиваються, які зробили внески в розподіл ресурсів податкових служб для проведення перевірок на користь малих та середніх платників податків, сукупні податкові надходження значно зросли. Тому для формування плану податкових перевірок, крім валового доходу суб'єкта господарювання, доцільно застосувати такі фактори, як: розрахований ризик ухиляння від сплати податків цим суб'єктом господарювання; відношення сплачених податків до валового доходу цього платника; відношення сплачених суб'єктом господарювання податків до середнього значення цього показника по галузі; час, що минув після останньої перевірки, тощо.

Важливим є забезпечення деякого рівня охоплення податковими перевірками всіх груп платників податків, включаючи тих, які сумлінно сплачували свої податки в минулому. Метою таких перевірок є попередження зловживань та періодичне нагадування платнику про необхідність у виконанні його податкових зобов'язань. У разі, якщо у деякого суб'єкта господарювання не проводилися податкові перевірки протягом тривалого періоду часу, він має бути перевірений незалежно від показників його діяльності.

Отже, розроблена, згідно з концептуальним підходом, методика розподілу платників податків за черговістю для включення до плану-графіка податкових перевірок буде складатися із таких основних етапів.

Етап 1 (Показники). Для відбору вхідних факторів до моделі формування плану податкових перевірок скористаємося показниками, затвердженими наказом ДПА України від 11.10.2005 р. № 441 «Про затвердження Методичних рекомендацій щодо порядку складання плану-графіка перевірок суб'єктів господарювання та взаємодії між

структурними підрозділами при їх проведенні» [215]. Такими показниками є: валовий дохід підприємства X_1 , податкове навантаження X_2 та час, що минув після останньої перевірки X_3 .

Проведений аналіз наявної статистики засвідчив, що рівні доходів різних суб'єктів господарювання різняться на порядки, причому відповідна доходам кількість СГ змінюється згідно з розподілом, подібним до розподілу Парето або логнормальному із значно зміщеним центром, які властиві початковим стадіям становлення ринкових відносин в економіці [166, с. 334]. Відповідно, з метою приведення обсягів валових доходів платників податків до шкали однієї розмірності, значення фактора X_1 спочатку перетворюємо за допомогою десятикової логарифмічної функції, що дозволяє підвищити точність логічного висновку моделі.

Податкове навантаження X_2 розраховується за відношенням величини добровільно сплаченого податку на прибуток до валового доходу суб'єкта господарювання. У чисельнику є саме показник податку на прибуток, оскільки цей вид податку властивий різним формам суб'єктів господарювання для всіх видів діяльності, а за обсягами виплат можна робити висновок про загальне налаштування платника податків виконувати свої податкові зобов'язання.

Усі інші значимі податки та збори є непрямими або властивими якомусь певному виду діяльності. Якщо у чисельнику функції розрахунку податкового навантаження поставити суму всіх сплачених суб'єктом господарювання податків, то це надасть мало інформації стосовно можливості використання шахрайських схем. Так, наприклад, виробники лікєро-горілчанних виробів будуть мати дуже високі значення даного показника, проте, крім сплати акцизного збору (якого вони уникнути повністю не можуть), ці підприємства практично жодних податків до бюджету не сплачують і декларують роботу у збиток.

Час, що минув після останньої перевірки X_3 , обчислюється в місяцях.

Зрозуміло, що до набору вхідних показників моделі формування плану-графіка податкових перевірок необхідно додати ризик ухилення від сплати податків, що може бути виражений через ряд визначених факторів податкових ризиків. Проте для нас важливо було перевірити ефективність відбору платників на основі даного підходу порівняно з існуючим раніше порядком.

Етап 2 (Лінгвістичні змінні). Визначається можливий діапазон змінювання контрольованих параметрів X_i , $i = 1, n$, та результуючої змінної Y . Спочатку проводиться розрахунок числових значень кожного параметра, які далі переводяться у лінгвістичну форму.

Для проведення лінгвістичної оцінки показників X_1 та X_2 і подальшого використання в розрахунках на основі нечіткої моделі сформуємо єдину шкалу з п'яти якісних термів: *ДН* – дуже низький рівень показника, *Н* – низький рівень показника, *С* – середній рівень показника, *В* – високий рівень показника, *ДВ* – дуже високий рівень показника. Для формування єдиної шкали значень показника X_3 було вирішено обмежитися трьома якісними термами: *Н* – низький рівень показника, *С* – середній рівень показника, *В* – високий рівень показника.

Множину значень результуючої лінгвістичної змінної Y , що визначає належність до певної категорії уваги, утворюватимуть терми: *К1* – перша категорія уваги, яку характеризує низький ризик ухилення від сплати податків даним СГ, *К2* – друга категорія уваги (ризик несплати податків помірний), *К3* – третя категорія уваги (високий рівень ризику несплати податків).

Етап 3 (Побудова функцій належності). Задається вигляд функцій належності лінгвістичних термів усіх показників. Усі квазідзвоноподібні функції належності нечітких термів як вхідних, так і результуючої змінних, можна подати в аналітичній формі функціями (6.9), (6.10), де $n = 3$, $k_1 = k_2 = k_3 = 4$ (ураховуючи структуру бази знань). Для вхідних змінних X_1, X_2 множини можливих значень $a_i^{jp} \in \{ДН, Н, С, В, ДВ\}$, $i = 1, 2$. Для вхідної змінної X_3 $a_3^{jp} \in \{Н, С, В\}$. Для результуючої змінної Y множина значень $d_j \in \{К1, К2, К3\}$. Графічні зображення функцій належності всіх змінних подано на рис. 6.1, 6.2.

Етап 4 (Формування бази правил щодо формування плану проведення податкових перевірок). Для побудови експертної системи необхідно сформувати базу правил із реалізацією механізму нечіткого логічного висновку, такого, щоб на його основі можна було робити математично обґрунтовані судження про рівень ризику несплати податків підприємством та розподіляти СГ за категоріями уваги з урахуванням відібраних для аналізу показників. Наведемо в табл. 6.1 набір вирішальних правил щодо формування плану-графіка проведення податкових перевірок.

Таблиця 6.1

База знань для формування плану проведення податкових перевірок

Номер вхідної комбінації	Значення факторів ризику			Вага правила	Результуюча змінна
	X_1	X_2	X_3	w	Y
11	ДВ	х	С, В	w_1^{K3}	K3
12	В	ДН, Н	С, В	w_2^{K3}	
13	В	С	В	w_3^{K3}	
14	С	ДН	В	w_4^{K3}	
21	В	С	С	w_1^{K2}	K2
22	С	ДН	С	w_2^{K2}	
23	С	Н	С, В	w_3^{K2}	
24	ДН, Н	ДН	С, В	w_4^{K2}	
31	х	х	Н	w_1^{K1}	K1
32	В	В, ДВ	С, В	w_2^{K1}	
33	С	С, В, ДВ	С, В	w_3^{K1}	
34	ДН, Н	-ДН	С, В	w_4^{K1}	

Етап 5 (Визначення категорії уваги, до якої належить СГ). Відповідно до концептуального підходу, викладеного у п. 6.2, значення функції належності за кожним правилом будемо розраховувати як добуток функцій належності всіх вхідних змінних. А для визначення функцій належності результуючої змінної кожному її терму будемо застосовувати операцію максимізації серед розрахунків правил, які стосуються цього терму. З метою зменшення кількості вирішальних правил ті комбінації, у яких одна змінна може бути представлена кількома термами, не будемо поділяти на різні правила, а розпишемо в одному правилі через операцію максимізації функцій належності змінної до цих термів.

Наведемо приклад аналітичної форми запису вирішального правила для віднесення суб'єкта господарювання до категорії уваги K3 з високим рівнем ризику несплати податків із застосуванням вагових коефіцієнтів та функцій належності всіх змінних:

$$\begin{aligned} \mu^{K3}(X_1, \dots, X_3) = & \max \left\{ w_1^{K3} \left[\mu^{ДВ}(X_1) \cdot \max \{ \mu^C(X_3), \mu^B(X_3) \} \right], \right. \\ & w_2^{K3} \left[\mu^B(X_1) \cdot \max \{ \mu^{ДН}(X_2), \mu^H(X_2) \} \cdot \max \{ \mu^C(X_3), \mu^B(X_3) \} \right], \\ & \left. w_3^{K3} \left[\mu^B(X_1) \cdot \mu^C(X_2) \cdot \mu^B(X_3) \right], w_4^{K3} \left[\mu^C(X_1) \cdot \mu^{ДН}(X_2) \cdot \mu^B(X_3) \right] \right\}. \end{aligned} \quad (6.12)$$

При побудові математичної моделі необхідно задати всі ключові правила. Чим більше система містить логічних правил віднесення компанії до певної категорії уваги, тим точніше буде проведено даний аналіз. Так, спочатку здійснюється оцінка поточного рівня показників X_i , $i = 1, n$, для даного СГ та проводиться визначення його належності до різних категорій уваги за співвідношеннями, що реалізують нечітку базу знань та розроблені на зразок до (6.12). Система видасть рішення, найбільш відповідне даній ситуації, тобто таке рішення, для якого функція належності результуючої змінної Y буде найбільшою серед інших для конкретних значень вхідних змінних X_i , $i = 1, n$.

Етап 6 (Ранжування СГ у межах категорії уваги). У кожній категорії уваги здійснюється ранжування віднесених до неї суб'єктів господарювання на основі кількісних значень результуючої змінної Y , розрахованих у результаті проведення операції дефазифікації із використанням співвідношення (2.60). Це ранжування буде визначати пріоритетність у відборі платників податків до проведення перевірок. Однак, як уже зазначалося, до плану-графіка податкових перевірок будуть потрапляти підприємства, що належать до різних категорій уваги. Звісно, більшість перевірок буде проведено на підприємствах із найбільш ризикової групи. Проте деякий незначний відсоток перевірок буде стосуватися суб'єктів господарювання із менш ризикових категорій уваги.

Етап 7 (Налаштування параметрів моделі). Після побудови моделі та бази знань проводиться налаштування її параметрів на існуючому статистичному матеріалі. Для налаштування нечіткої моделі необхідна наявність статистичних даних для вхідних змінних та відповідні до них значення результуючої змінної. Перелік пояснювальних змінних та принцип їх розрахунку наведено на першому етапі викладеної методики розподілу платників податків за категоріями уваги.

Результативний показник для проведення оптимізації моделі може бути визначений як на основі експертних суджень, так і розрахований кількісно, а потім переведений у лінгвістичну форму. Так, результуючою змінною Y може бути, наприклад, значення категорії уваги, до якої було віднесено даного суб'єкта господарювання у результаті проведення виїзної перевірки. Кількісний еквівалент будь-якому лінгвістичному терму результуючої змінної може бути визначений на основі таких показників, як, скажімо, обсяг донарахованих за ре-

зультатами перевірки коштів, віднесений до деякої бази. Базою може бути обсяг сплачених податків, величина прибутку, обсяг оборотних коштів підприємства тощо.

Проте використання як чисельника обсягу донарахованих коштів пов'язане з рядом суб'єктивних факторів. Так, перевірка двох абсолютно ідентичних підприємств з однаковими валовими доходами, рівнями сплачених податків та задекларованими видами діяльності в одному випадку виявляє донарахування в десятки мільйонів гривень, а в іншому – усього кілька тисяч. Проте і у разі значних обсягів донарахувань не факт, що ці кошти будуть сплачені до бюджету, адже компанії часто виграють у судовому порядку спірні питання, навіть, якщо вони припускали порушення. І тут справа не стільки у специфіці прийняття рішень органами судової влади, скільки в неузгодженості та двозначності трактування українського податкового законодавства.

Тому питання кількісного представлення результуючої змінної залишається досі відкритим та буде вирішуватися у процесі тестування системи розподілу платників податків за категоріями уваги на базі ряду районних державних податкових інспекцій.

Викладення методики розподілу платників податків за черговістю для включення до плану-графіка податкових перевірок завершено.

6.4. ВИЗНАЧЕННЯ МОЖЛИВИХ НАПРЯМІВ РОЗВИТКУ РОЗРОБЛЕНОГО КОНЦЕПТУАЛЬНОГО ПІДХОДУ ДО ОЦІНЮВАННЯ РИЗИКУ НЕСПЛАТИ ПОДАТКІВ

Розроблений алгоритм на нечіткій логіці дає змогу поєднувати авторозподіл платників і базу ризиків відповідно до вимог, висунутих ДПА України до системи оцінювання ризику несплати податків. Побудована модель характеризується властивостями гнучкості, доступності сприйняття, логічності, універсальності щодо розширення. Крім того, з її застосуванням усі СГ автоматично ранжуються у категоріях уваги за рівнем ризику ухиляння від сплати податків, а не на основі

суб'єктивних значень індивідуальних індексів, як це здійснювалося згідно з порядком, що використовувався раніше.

Формування бази правил та наступний відбір платників податків до плану-графіка проводився спільно із фахівцями Департаменту аудиту юридичних осіб ДПА України. Використання наведеної моделі для формування плану-графіка податкових перевірок одразу виявило її переваги порівняно із застосовуваним раніше підходом. Після проведення тестового відбору платників податків до перших рядів на проведення податкових перевірок були відібрані найбільш сумнівні суб'єкти господарювання, за якими проводяться найбільші донарахування.

Оскільки при формуванні плану-графіка проведення податкових перевірок важливо враховувати ризик ухиляння суб'єктами господарювання від сплати податків, що може бути виражений через ряд факторів їх податкових ризиків, то з цією метою доцільно побудувати модель, яка буде складатися із кількох рівнів. Однією з її вхідних змінних на верхньому рівні буде саме ризик несплати податків, який, у свою чергу, визначається на основі багатьох факторів ризиків, розподілених між різними базами знань за ознакою належності до того чи іншого виду податків (окрема база знань для оцінки ризику використання шахрайських схем із ПДВ, окрема база знань для оцінки ризику ухиляння від сплати податку на прибуток, окрема для податку на доходи фізичних осіб і т. д.). Отже, у результаті модель може набути трирівневої структури.

З метою формування набору факторів податкових ризиків та побудови бази правил розподілу платників податків за категоріями уваги з боку органів ДПС затверджено спеціальну робочу групу, до якої входять фахівці профільних структурних підрозділів ДПА України, відповідальні за різні види податків. На сьогодні сформовано перелік факторів податкових ризиків, побудовано базу знань, розроблено спеціальне програмне забезпечення автоматизованого розподілу платників за категоріями уваги та проводиться його тестування в межах кількох районних державних податкових інспекцій.

Зокрема, викладений вище концептуальний підхід до оцінювання ризику ухиляння суб'єктами господарювання від сплати податків реалізовано у підсистемі «Автоматизована система оцінки і розподілу платників податків за категоріями уваги» інформаційно-аналітичної системи органів ДПС України на базі центрального сховища даних

ДПС України (Технічний акт здачі-приймання програмного забезпечення Системи від 27.12.2006 р.).

Можна передбачити, що із часом недобросовісні компанії можуть змінювати свою діяльність таким чином, щоб уникати прояву факторів, відібраних для аналізу ризику несплати податків. Тобто робити більший акцент на таких видах господарської діяльності, які меншою мірою описуються відібраними факторами ризику. Відповідно, є сенс періодично змінювати перелік факторів та проводити повторну оптимізацію параметрів моделі, не очікуючи адаптації суб'єктів господарювання до нових підходів та принципів оцінювання ризику ухиляння від сплати податків. Налаштування системи буде здійснюватися щоквартально перед формуванням плану-графіка з метою налагодження функціонального зв'язку між значеннями факторів ризику суб'єктів господарювання, відібраних у минулому періоді до перевірки, та категоріями уваги, до яких було віднесено цих платників податків після проведення перевірки.

Процес відбору показників до моделі та проведення оптимізації її параметрів можна повністю автоматизувати, якщо застосувати підхід, описаний у підп. 2.3.3. Таким чином можна уникнути необхідності в експертному формуванні бази знань – екстракція логічних правил проводитиметься автоматично на базі статистичних даних. За потреби у процесі конструювання системи оцінювання ризику можна передбачити, щоб частина правил задавалася експертно, а частина – автоматизовано. У такому разі ряд факторів будуть визначені обов'язковими при побудові моделі, а відбір інших факторів здійснюватиметься з урахуванням цих базових показників.

Застосування розробленої системи аналізу ризику ухиляння від сплати податків та формування плану-графіка податкових перевірок надасть можливість підвищити ефективність використання обмежених ресурсів органів державної податкової служби, що сприятиме збільшенню податкових зборів в Україні.

ВИСНОВКИ ДО ГЛАВИ 6

Розбудову української економіки в ринкових умовах неможливо уявити без ґрунтовного дослідження функціонування податкової системи держави. Сучасна податкова система України об'єктивно потребує наявності надійного та стабільного джерела дохідної частини бюджету. Головна проблема організації сталого розвитку полягає в тому, що податки можуть виступати для держави не тільки одним із засобів забезпечення безпеки, але і чинником посилення загроз і ризиків у разі втрати податкового потенціалу, боротьби за перерозподіл ресурсів або підвищення рівня соціально-економічного напруження в суспільстві.

Відповідно, завдання забезпечення стійкого зростання податкових зборів, як і завдання прогнозування податкових надходжень і розподілу бюджетних призначень у територіальному розрізі, є надзвичайно важливим для збільшення надходжень коштів до бюджету за рахунок підвищення ефективності функціонування фіскальних органів. Ураховуючи обмежений обсяг ресурсів органів податкової служби (обмеженість часу, персоналу), важливо зробити акцент на відборі таких платників податків до проведення податкових перевірок, що дозволять генерувати найбільший обсяг додаткових нарахувань та сприятимуть підвищенню обсягів добровільної сплати податків у подальшому.

Відповідно, з'являється необхідність у розробці ризикоорієнтованої системи викриття схем мінімізації податкових зобов'язань та ухиляння суб'єктів господарювання від оподаткування, розподілу платників податків за категоріями уваги з боку органів ДПС та формування плану-графіка виїзних податкових перевірок.

У цій главі висвітлено основні поняття та існуючі принципи розподілу платників податків за категоріями уваги з боку податкових органів для подальшої роботи з цими платниками відповідних підрозділів податкової служби. Показано недоліки використовуваного раніше підходу, обрано та обґрунтовано напрями вдосконалення методики оцінювання податкових ризиків та формування плану-графіка податкових перевірок за рахунок застосування методів нечіткої логіки.

Отже, у монографії розроблено концептуальний підхід до оцінювання ризику ухиляння від сплати податків та розподілу платників податків за категоріями уваги з боку органів ДПС на основі інструментарію нечіткої логіки, оскільки, на відміну від інших методів

класифікації, він не допускає жодних обмежень характеру вхідної інформації (пояснювальні змінні можуть мати числову природу, нормативну, лінгвістичну, логічну тощо), дозволяє встановити набір правил для оцінювання ризику, надає можливість налаштування параметрів економіко-математичної моделі з урахуванням наявної інформації.

Сформований концептуальний підхід до оцінювання ризику несплати податків дав підґрунтя для розробки методики та відповідної економіко-математичної моделі розподілу платників податків за черговістю для включення до плану-графіка проведення податкових перевірок, яка враховує ряд факторів податкового ризику.

Розроблена модель втілює в собі нечітку базу знань про об'єкт ідентифікації, сформовану експертним шляхом, що відповідає етапу грубої настройки, і механізм нечіткого логічного висновку. При цьому запропоновано застосувати методику тонкої настройки моделі відповідно до одержаної бази знань та наявних статистичних даних щодо факторів податкового ризику суб'єктів господарювання, відібраних у минулому періоді до перевірки, та значень категорій уваги, до яких було віднесено платників податків після проведення їх перевірки. Оптимізація подібної системи здійснюється шляхом застосування механізмів навчання нейронних мереж, адаптованих для нечітких моделей.

Використання подібної моделі для формування плану-графіка податкових перевірок одразу виявило її переваги порівняно з альтернативними підходами. Авторська модель характеризується властивостями гнучкості, надійності, доступності сприйняття, логічності, універсальності стосовно розширення, що задовольняє всі поставлені до неї вимоги з боку ДПА України. Крім того, із застосуванням розробленої моделі всі суб'єкти господарювання автоматично ранжуються у категоріях уваги на основі кількісних значень результуючої змінної, яка характеризує ризик ухилення від сплати податків, а не на основі суб'єктивних значень індивідуальних індексів, як це здійснювалося згідно з існуючим раніше порядком. Було також надано пропозиції щодо можливих напрямів розвитку цієї системи.

Побудована в монографії економіко-математична модель оцінювання ризику несплати податків реалізована в інформаційно-аналітичній системі органів державної податкової служби, а розроблена методика формування плану-графіка проведення податкових перевірок затверджена відповідними нормативними документами ДПА України.

Глава 7

ПРИНЦИПИ СТВОРЕННЯ СХОВИЩА ДАНИХ ДЕРЖАВНОЇ ПОДАТКОВОЇ СЛУЖБИ УКРАЇНИ

7.1. ПОТОЧНИЙ СТАН ІНФОРМАЦІЙНО- АНАЛІТИЧНОЇ СИСТЕМИ ДПС ТА ПОТРЕБИ В ІНФОРМАЦІЙНИХ РЕСУРСАХ

У сучасних умовах динамічних перетворень та змін в економічному житті України перед керівництвом держави та органами виконавчої влади гостро постає питання ефективного інформаційного забезпечення процесу прийняття управлінських рішень. Особливо це стосується питання збору коштів до бюджету, потреба в яких з часом усе збільшується з огляду на необхідність у виконанні соціальних програм, побудові промислових та інфраструктурних об'єктів, оскільки існуючі на сьогодні морально та фізично застаріли за період занепаду економіки України.

У ситуації, що склалася на сьогодні, загальна система управління коштами державного бюджету не відповідає вимогам часу. Зокрема, не відбувається належного обміну оперативною та аналітичною інформацією між учасниками процесу бюджетотворення. Звичним явищем сьогодні є дублювання інформації на всіх рівнях органів виконавчої влади (і не лише в різних відомствах, але і в межах одного відомства у різних базах даних). Також органи державної влади України мають досить слабку спроможність аналізувати інформацію та моделювати економічні та законодавчі сценарії.

Тому одним із важливих напрямів робіт стосовно інформатизації органів виконавчої влади, зокрема державної податкової служби

України, є вдосконалення аналітичної діяльності, підвищення обґрунтованості управлінських рішень щодо планування податкових надходжень, аналізу ефективності діяльності органів виконавчої влади за допомогою системи збалансованих показників та вдосконалення системи міжвідомчого обміну інформацією.

Повна та своєчасна інформація є вкрай необхідною для виконання працівниками органів податкової служби своїх функціональних обов'язків. Показники діяльності податкових органів надають потрібну інформацію для прийняття відповідних управлінських рішень як на центральному рівні, так і на місцях. З метою вирішення невідкладних завдань Державна податкова адміністрація України проводить роботи зі створення інформаційно-аналітичної системи державної податкової служби України на базі сучасних інформаційних технологій.

На сьогодні інформаційна система ДПС має досить складну територіально розподілену структуру. Вона складається з більш ніж 100 різних модулів та підсистем, які функціонують на різних рівнях. Завдання інтеграції цих систем та отримання достовірних несуперечливих даних завжди гостро стояло перед ІТ-спеціалістами та керівництвом ДПА України. Але крім підняття даних з нижнього рівня, необхідно їх обробити та зберегти у таких структурах, які надають можливість легко здійснювати аналітичні запити. Для цього потрібно створити централізоване сховище даних ДПС, де буде сконцентрована вся інформація, потрібна як для оперативної роботи, так і для стратегічного планування.

Відповідно, централізоване сховище даних (єдина база консолідованих даних податкової служби) слугуватиме основою інформаційно-аналітичної системи та забезпечуватиме зберігання, накопичення і надання доступу користувачам до зібраної інформації. Сучасні методи доступу кінцевих користувачів до сховища даних та високотехнологічні засоби аналізу даних дозволять значно підвищити якість управлінських рішень у сфері оподаткування та ефективність взаємодії між установами, що мають стосунок до управління дохідною частиною державного бюджету.

Відповідно, у цій главі монографії приділяється увага питанню створення та наповнення інформаційного сховища даних державної податкової служби в межах запровадження інформаційно-аналітичної системи ДПС у національному масштабі.

Важливе місце у функціонуванні ДПС на даному етапі посідають інформаційні технології, що використовуються під час розробки та експлуатації систем. Для автоматизації основних процесів операційної діяльності на сьогодні створена інформаційно-аналітична система органів ДПС, яка складається з окремих АІС та АРМів, частково або повністю інтегрованих, які функціонують як на окремо взятому рівні організаційної структури ДПС (районний рівень, обласний рівень чи центральний рівень), так і на двох рівнях (районний-обласний рівень або обласний-центральный рівень) або на всіх рівнях одночасно.

ІАС ДПС забезпечує функціонування 27 обласних ДПА, 9 спеціалізованих інспекцій по роботі з великими платниками податків (СДП ВПП) та 639 місцевих органів податкової служби (міських, районних, об'єднаних та міжрайонних ДПІ та їх відділень).

Більшість програмних засобів ДПС створювалася без проектної методології та була переважно націлена на виконання поточних завдань, не проводилося стратегічного планування з випередженням на декілька років уперед. Усі ці фактори впливають як на гнучкість, так і адаптованість наявного програмного забезпечення. У ДПС програмні засоби розвивалися не за методологією, а еволюційно, що, безперечно, впливає на продуктивність і підвищує вартість та складність програмних засобів.

На більшість програмних засобів відсутня проектна документація. Існуюча документація не стандартизована, не має єдиного формату і не охоплює всі технологічні аспекти програмного забезпечення. Наявне ПЗ складається з багатьох компонентів, кожен з яких являє собою певне рішення окремого розробника.

Дорого і неефективно доопрацьовувати те, що вже було розроблено. У разі зміни середовища функціонування (наприклад, зміна СКБД, ОС) необхідно переорієнтувати кожен програмний продукт, а не лише один компонент. Відсутня архітектура на основі послуг (сервісів), яка дозволить забезпечити легку взаємодію застосувань, захист, простоту в адмініструванні, зменшення ІТ-персоналу та коштів.

Супроводження програмного забезпечення є нецентралізованим. Кожен податковий орган супроводжує систему власноруч, що вимагає великої кількості обслуговуючого персоналу. Властиве використання морально і технічно застарілих технологій. Технології розгалужені за своєю архітектурою, апаратними та програмними платформами.

Здійснювати аналітичну обробку даних сьогодні безпосередньо з існуючих оперативних систем обробки даних дуже складно. Це пояснюється різними причинами, у тому числі розрізненістю даних і збереженням їх у різних форматах. Але навіть за умови збереження даних на центральному сервері ДПС аналітик майже напевно не розбереться в їх складних структурах. Крім того, складні аналітичні запити до оперативної бази даних гальмують поточну роботу, надовго блокуючи таблиці і захоплюючи ресурси сервера.

Нині автоматизація не покриває всю необхідну функціональність напрямів діяльності ДПС та потребує значного доопрацювання для задоволення поточних потреб та перспектив розвитку інформаційних технологій у країні.

При забезпеченні інформацією кінцевих користувачів на сьогодні відсутні чіткі регламенти наповнення баз даних з джерел даних. Рівень актуалізації даних у базах даних ДПА недостатньо відповідає поточним потребам ДПС. Наприклад, у результаті проведеного аналізу були виявлені певні недоліки, що вимагають доопрацювання:

1. Держкомстат публікує статистичний бюлетень про соціально-економічний стан по Україні та окремо по регіонах, однак не існує регламенту його своєчасного отримання.
2. Необхідні оперативні дані з районів про маршрути скарг платників податків.
3. Необхідна інформація про платників податків, що в адміністративному порядку оскаржують податкові повідомлення і рішення органів ДПС.
4. Потрібно отримувати інформацію про порушення кримінальних справ проти платників податків, що оскаржують в адміністративному порядку податкові повідомлення і рішення органів ДПС.
5. Необхідна інформація про подальшу долю рішень органів ДПС у справах, які оскаржувалися в адміністративному порядку платником податків (сплата, оскарження в суді, рішення суду).
6. Більшість підрозділів отримують додаткову інформацію, необхідну для виконання службових завдань, із власних каналів.
7. Додатково до існуючих необхідно забезпечити обмін даними з Мінфіном, Мінекономіки, Держкомстатом, Держмитслужби, Нацбанком, Держказначейства, Головкиндр, Держпідприємництва, ДКЦПФР (власники цінних паперів, продаж цінних

паперів), районних органів виконавчої влади, судових органів, органів внутрішніх справ та дані земельного кадастру.

8. Потрібно отримувати дані щодо надходжень не пізніше 13 години наступного банківського дня.

З огляду на існуючі проблеми із зберіганням та обробкою інформації органів податкової служби та з урахуванням постійного збільшення об'ємів електронних баз даних (на сьогодні об'єм центральної бази даних ДПА України вже становить близько 80 Тбайт із щорічним зростанням об'єму інформації більше 10%), створення сховища даних консолідованої, якісної податкової інформації як основи інформаційно-аналітичної системи ДПС є невідкладним завданням.

Підвищені вимоги до достовірності інформації, обмеження несанкціонованого доступу до даних, надійність зберігання, обмежений час на відпрацювання запитів вимагають створення високотехнологічних систем. Сучасні методи доступу кінцевих користувачів до сховища даних та високотехнологічні засоби аналізу даних дозволять значно збільшити якість управлінських рішень, ефективність взаємодії між підрозділами податкових органів і між податковими органами та зовнішніми організаціями й установами, що мають стосунок до управління дохідною частиною державного бюджету.

Створення сховища даних допоможе вирішити вказані проблеми. Але на першому етапі впровадження воно не замінить існуючої системи автоматизованої обробки інформації, а лише стане своєрідною зовнішньою оболонкою для вдосконалення аналітичних функцій ДПС.

7.2. ОБҐРУНТУВАННЯ НЕОБХІДНОСТІ У СТВОРЕННІ СХОВИЩА ДАНИХ ДПС

7.2.1. Призначення сховища даних

Сховище даних призначене для використання на всіх рівнях організаційної структури ДПС України фахівцями, аналітиками та керівниками структурних підрозділів, зокрема – Департаменту обліку та звітності ДПА України, Департаменту економічного аналізу ДПА України, Департаменту інформаційно-аналітичного забезпечення

процесів оподаткування та інших, для підтримки процесів прийняття управлінських рішень.

Додатково:

- користувачі системи отримуватимуть з бази даних сховища у режимі реального часу повну, уніфіковану, несуперечливу та систематизовану інформацію щодо показників операційної діяльності за довільними критеріями відбору (за період часу, по регіонах, за видами економічної діяльності тощо) та з довільним рівнем деталізації (від зведеної інформації за рік по всій країні до інформації щодо кожного платника податків за один день);
- користувачі системи матимуть змогу виконувати аналіз інформації зі сховища даних із застосуванням алгоритмів та методів, визначених відповідно до чинного законодавства та нормативної бази, та отримувати результати аналізу у текстовому (табличному) або графічному вигляді (діаграми, графіки);
- користувачі системи отримуватимуть форми регламентованих звітів, передбачені нормативною базою ДПС України, та матимуть змогу переглядати отримані звіти на екрані персонального комп'ютера, зберігати отримані звіти на локальному диску персонального комп'ютера, тиражувати їх на пристроях друку та публікувати на порталі;
- користувачі системи матимуть змогу формувати довільні звіти за будь-якими критеріями відбору із застосуванням простого інструментального засобу;
- система зберігатиме історію роботи користувачів з усіма звітами, які вони формували протягом усього життєвого циклу системи. Користувачі системи матимуть змогу видаляти власні непотрібні звіти з системи, які зберігаються системою, однак дії користувачів у системі зберігатимуться у журналах роботи системи та не видалятимуться з історії системи.

7.2.2. Мета та завдання створення сховища даних ДПС України

Метою створення сховища даних ДПС є:

- створення єдиної бази податкової інформації (первинних, деталізованих, агрегованих та архівних даних), зменшення

трудовитрат на її розробку та адміністрування, спрощення процедур підготовки звітності та аналізу інформації, встановлення контролю за якістю первинних даних та як наслідок – покращення адміністрування податків органами державної податкової служби України;

- автоматизація процесів формування та адміністрування звітних показників, що є складовою податкових звітів та зведених інформацій;
- забезпечення керівництва податкових органів оперативною інформацією з метою підвищення ефективності процесу прийняття управлінських рішень;
- зниження витрат ручної праці у підготовці регламентованих та довільних форм звітних документів;
- запровадження новітніх інформаційних технологій у галузі створення автоматизованих інформаційно-аналітичних систем, що дозволяють проводити аналіз великих обсягів інформації у режимі реального часу із застосуванням можливостей WEB-технологій.

Для досягнення поставленої мети є потреба у розробці методики наповнення інформаційного сховища даних державної податкової служби в межах запровадження інформаційно-аналітичної системи ДПС, для чого необхідно вирішити завдання:

- визначення переліку джерел даних для системи сховища даних центрального рівня;
- створення інтегрованого середовища для розробки та розгортання корпоративного сховища та вітрин даних;
- визначення вимог до даних, які будуть завантажуватися у сховище даних;
- здійснення інтеграції баз даних та неструктурованих даних ДПС України;
- запровадження механізмів очищення, синхронізації, агрегації даних, оперативного та інтелектуального аналізу даних та підготовки аналітичних звітів, запровадження моделей прогнозування для підтримки прийняття управлінських рішень;
- побудови системи моделювання закономірностей та зв'язків даних;
- розробки регламентів завантаження даних до сховища даних.

Сховище даних має використовуватися, як єдине джерело інформації для підготовки звітності та здійснення аналізу, в якому закладені відповідні алгоритми розрахунків та моделі. При цьому унеможлиблюється отримання суперечливої інформації. При конструюванні сховища необхідно застосовувати часову мітку, тобто дані повинні підтримувати хронологію. Має використовуватися єдиний словник термінів під час виконання запитів та при формуванні показників.

Доступ кінцевого користувача до інформації сховища даних повинен бути забезпечений як за допомогою web-технології – «тонкий клієнт» (через єдину точку доступу до інформаційних ресурсів ДПС – web-портал), так і за допомогою клієнт-серверної технології – «товстий клієнт».

7.2.3. Основні функції сховища даних

Сховище даних повинне являти собою багатофункціональну систему для збору, обробки, збереження та представлення кінцевому користувачу всього обсягу інформації податкової служби.

Таким чином, сховище даних виконуватиме такі функції, як:

- забезпечення інформаційних потреб користувачів ДПС;
- збір даних з різноманітних інформаційних джерел (внутрішніх та зовнішніх);
- очищення даних;
- інтеграція даних у логічні моделі за визначеними предметними областями;
- завантаження даних до сховища даних;
- збереження великих обсягів інформації;
- виконання довільних запитів до даних у сховищі даних у режимі реального часу;
- підготовка регламентних звітів;
- формування інформації різного рівня складності та деталізації у довільній формі;
- виконання задач складного аналізу інформації, моделювання та прогнозування різних ситуацій у системі оподаткування;
- представлення інформації кінцевому користувачу;
- забезпечення захисту інформації від несанкціонованого доступу та руйнування;

- контроль якості первинних даних та, як наслідок, покращення адміністрування податків органами державної податкової служби України;
- адміністрування сховища даних;
- постійний розвиток та вдосконалення.

Результатом експлуатації сховища даних має стати база даних показників для проведення аналізу даних податкової інформації, у тому числі при:

- формуванні аналітичних звітів, де використовуються дані податкової звітності платників податків;
- формуванні регламентованих та структурованих звітів із довільним рівнем деталізації та складності;
- формуванні зведених показників податкової звітності;
- проведенні фінансового аналізу діяльності суб'єктів господарювання;
- аналізі ризиків ухилення від сплати податків та формуванні плану-графіка податкових перевірок;
- прогнозуванні та плануванні податкових надходжень;
- виконанні довільних запитів до інформації;
- візуалізації результатів аналізу (представлення інформації у вигляді списків або таблиць (звітів), графічних діаграм, графіків, малюнків, мультиплікативних зображень);
- аналізі ефективності діяльності структурних підрозділів ДПС України;
- міжвідомчому обміні інформацією;
- реалізації функцій захисту інформації;
- адмініструванні та подальшому розвитку інформаційно-аналітичної системи ДПС України.

7.3. ПРИНЦИПИ ПОБУДОВИ СХОВИЩА ДАНИХ

7.3.1. Принципи побудови архітектури сховища

В основу розробки архітектури сховища даних мають бути покладені принципи, що існують у діючих на сьогодні документах ДПС України з інформатизації, та принципи теорії побудови сховищ даних. До загальних принципів належать такі:

- відповідність стратегії ДПС: вимоги до архітектури сховища даних визначаються на основі функціональних задач ДПС (бізнес-задач). Тому архітектура сховища даних має підтримувати та зміцнювати модель діяльності ДПС (бізнес-модель) та забезпечувати підтримку виконання бізнес-задач. Ключовим напрямом удосконалення бізнес-моделі ДПС є максимальне обмеження (виключення) безпосереднього контакту платника податків з податковим інспектором. Прикладом цього є концепція реформи, яка унеможливує започатковану ДПС практику контактів з потрібним платником податків лише на винятковій основі (аудит, коригування реєстраційних чи звітних даних) чи з його ініціативи. Це правило ділових стосунків має важливі наслідки для архітектури системи ефективної обробки і зберігання даних;
- відкритість архітектури (стандартизація): має на меті застосування відкритих галузевих стандартів для забезпечення можливостей: використання програмних продуктів, апаратних засобів та систем незалежно від постачальників технології; використання там, де це доцільно, відкритого програмного забезпечення та вільного сполучення компонентів сховища даних через бібліотеку визначених інтерфейсів прикладних програм (API). Відкритість будь-якого компонента означає легкість його заміни іншим компонентом за відсутності негативного впливу на інші компоненти системи;
- уніфікація: процеси та процедури обробки даних мають бути однаковими для всіх задач, пов'язаних з експлуатацією сховища даних та СППР;
- предметна орієнтованість: архітектурна основа сховища даних повинна відповідати вимогам бізнес-моделі ДПС, запити до інформації із сховища даних мають здійснюватися у термінах предметної області;
- ефективність: полягає в досягненні раціонального співвідношення між витратами на створення сховища даних та цільовими ефектами, отриманими у результаті;
- адаптація/гнучкість: технологічні рішення, що впроваджуються з метою підтримки бізнес-задач ДПС, повинні мати можливість адаптуватися до вимог, які часто змінюються. Такі рішення не повинні обов'язково повністю гарантувати

- реалізацію всіх вимог, але вони мають забезпечувати можливість їх оперативного доопрацювання для приведення у відповідність до нових вимог, що виникають у процесі експлуатації системи;
- надійність: виключну важливість має забезпечення надійності технологічних рішень. Це охоплює такі аспекти, як точність інформації, достатність (наявність в адекватному об'ємі) та швидкість доступу до неї. Також забезпечення безперервного доступу до інформації зі сховища даних, що передбачає наявність: регламентів виконання резервного копіювання даних, дублювання ключових технічних компонент (вузлів) сховища даних, заміни в автоматичному режимі аварійних компонент («гаряча» заміна), відстеження операцій з даними (протоколювання дій) з можливістю відміни або підтвердження здійснення операції;
 - орієнтація на користувача: планування та створення сховища даних повинне виконуватися з урахуванням вимог користувача (у тому числі зовнішнього). Легкість у використанні є основною вимогою;
 - орієнтація на сервіси: побудова архітектури сховища даних на основі послуг (сервісів) дозволить забезпечити легку взаємодію застосувань, надійний захист, легкість в адмініструванні, скорочення ІТ-персоналу та вартості супроводження;
 - автоматизація: інформаційно-технологічні процеси повинні бути організовані таким чином, щоб більшість операцій виконувалися в автоматичному режимі;
 - системність: під час декомпозиції системи сховища даних мають бути встановлені такі зв'язки між структурними елементами системи, які забезпечують цілісність системи та її взаємозв'язок з іншими системами. Системний підхід зумовлює проведення макроаналізу (система розглядається як частина системи вищого рівня) та мікроаналізу (вивчення структури об'єкта, аналіз складових з погляду їх функціональних характеристик, які проявляються через зв'язки з іншими елементами та зовнішнім середовищем);
 - модульність: отримання можливості впроваджувати окремі компоненти (модулі), які є актуальними певний період.

Кожний з модулів повинен працювати незалежно від роботи інших модулів;

- узгодженість: принципи побудови сховища даних мають бути узгодженими між собою у масштабах всієї організації;
- універсальність: функціонування сховища повинне бути оптимізованим для транзакційних та аналітичних застосувань;
- можливість реплікації: програмне забезпечення сховища повинне забезпечити можливість здійснення різних типів реплікації даних (синхронної, асинхронної, каскадної інших);
- спадковість: архітектура сховища даних ґрунтується на існуючих інформаційно-аналітичних системах ДПС, інтеграція яких максимально використовує і зберігає їх інформаційно-технічний, організаційний та кадровий потенціал і забезпечує спадковість використання накопиченого досвіду, програмних комплексів, інформації в умовах застосування сховища даних;
- поетапність реалізації: сховище даних реалізується поетапно з поступовим нарощуванням функціональності та компонент (інкрементний підхід);
- підтримка багаторівневої розподіленої архітектури: архітектура сховища даних повинна являти собою структуру для багаторівневих розподілених обчислень;
- масштабованість: полягає у тому, що, виходячи з перспектив розвитку об'єкта інформатизації, сховище даних повинне створюватися з урахуванням можливості поповнення та поновлення функцій та складу без порушення його функціональності. Система має бути здатною постійно розширювати та поновлювати коло завдань та інформаційну базу;
- прийнятна вартість: приймається загальна тенденція до зменшення вартості придбання апаратних, програмних засобів та зростання вартості кваліфікованого персоналу. Необхідно забезпечити максимальне використання наявних інвестицій в апаратні засоби, програмне забезпечення та програм підвищення кваліфікації персоналу;
- ідентифікація користувача: як засіб обмеження доступу до інформації у сховищі даних, який встановлює наявність у користувача дозволу на отримання даних зі сховища чи окремих елементів даних;
- обмеження доступу: забезпечення можливості обмеження доступу до окремих значень у сховищі даних.

7.3.2. Принципи масштабованості

Сховище даних має тенденцію до зростання: об'ємів даних; кількості користувачів, що обслуговуються сховищем даних; кількості виконуваних функцій або наданих сервісів.

Виходячи з перспектив розвитку об'єкта інформатизації, сховище даних, як автоматизована система, повинне створюватися з урахуванням можливості поповнення та поновлення функцій та складу без порушення його функціональності. Система має бути здатною постійно розширювати та поновлювати коло завдань та інформаційну базу.

Архітектура даних для сховища даних великого розміру:

- дані мають бути організовані у вигляді розділів;
- повинна бути забезпечена можливість додавати дані у дискретні елементи, не змінюючи структури даних, уже розміщених у сховищі даних;
- таблиці з даними мають бути прив'язані до часу або містити часову мітку;
- таблиці з даними мають розбиватися за часом та іншими вимірами;
- коли база даних заповнюється новою порцією інформації, дані за найбільш пізній період часу переносяться до архіву, а найстаріші дані, до яких не було звернень достатньо довго, видаляються із сховища даних та зберігаються на архівних дисках.

Фізична пам'ять для сховища даних великого розміру:

- необхідно використовувати декілька паралельно працюючих пристроїв пам'яті та каналів введення-виведення інформації;
- пам'ять повинна забезпечувати розбивання даних на розділи;
- пристрої пам'яті мають розбиватися на логічні розділи.

Обробка даних у сховищі даних великого розміру:

- задачі обробки даних, необхідні для створення, управління, супроводження та використання сховища даних, повинні бути побудовані таким чином, щоб забезпечувати можливість розділення та розподіленої обробки інформації;
- повинне бути забезпечене додавання нових функцій (сервісів) обробки даних;
- має бути забезпечена можливість розділення та розподілення задач обробки даних між декількома обчислювальними машинами у неоднорідному середовищі.

7.3.3. Принципи побудови даних

До принципів побудови даних належать такі:

- модель даних сховища даних для інформаційно-аналітичної системи ДПС повинна встановлювати позначення, формат та значення даних у сховищі даних;
- організація інформації у сховищі даних: організація даних у сховищі визначається потребами задач предметної області, особливо задач аналізу, моделювання та вимірювання показників діяльності;
- багатовимірність: дані у сховищі даних для цілей оперативного аналізу даних (OLAP) на концептуальному рівні повинні представляти дані у вигляді багатовимірної моделі, що спрощує процеси аналізу та надання інформації;
- єдине джерело інформації для СППР: усі дані, пов'язані з підтримкою прийняття управлінських рішень, мають завантажуватися до сховища даних один раз із існуючих оперативних джерел даних. Усі управлінські завдання мають надалі використовувати інформацію із сховища даних;
- якість даних джерел даних: системи-джерела даних, які постачають дані до сховища даних, відповідальні за якість переданих даних;
- якість даних сховища даних: сховище даних відповідальне за якість даних, які воно представляє;
- відповідність джерелу даних: це найвищий показник якості даних. У термінах сховища даних – це відповідність даних першоджерелу, тобто дані узгоджені з джерелом даних. Це пов'язано з деякими проблемами, оскільки помилки в джерелах даних можуть мати різний вигляд, дані можуть бути правильними на період часу, а згодом можуть бути зміненими в системах-джерелах;
- інтеграція: дані з різних джерел мають бути інтегровані у сховищі даних на рівні єдиної концептуальної моделі представлення, що утворює базу метаданих сховища даних;
- варіантність у часі: оскільки дані у сховищі даних варіантні у часі, вони мають містити часову мітку або посилання на часовий ключ;
- незмінність даних: дані, що завантажуються до сховища даних, не змінюються з часом. Вони зберігаються постійно

і можуть лише переміщатися до архівів. Зберігання даних потрібне для майбутніх досліджень та добування знань;

- повнота даних: це характеристика, що означає наявність усіх необхідних даних. Вимірювання повноти включає відношення звітів, що мають ненульові значення полів. Повнота може негативно впливати на поглиблений аналіз;
- актуальність даних: це характеристика, яка дає можливість збільшення доступу до інформації тоді, коли це потрібно. Міра актуальності – це ступінь простого та зручного доступу, який необхідний співробітникам для ефективного виконання завдань. Потенціальна актуальність застосовується до даних із зовнішніх джерел. Фактична актуальність застосовується для легкого доступу до даних з потенційно доступних джерел;
- дискретність: дані у сховищі даних мають бути розподілені за сегментами або розділами (наприклад, за часом, типами або територіями). Така організація даних надасть можливість розширювати сховище даних без зміни його структури.

7.3.4. Принципи роботи механізму побудови запитів

До принципів побудови запитів належать такі:

- прозорість: сховище даних має приховувати від кінцевого користувача засоби організації даних, систему джерел даних, засоби обробки та збереження даних. Для кінцевого користувача дані у сховищі даних мають вигляд простої, предметно-орієнтованої структури;
- доступність: сховище даних має надавати користувачу єдину, цілісну та узгоджену модель даних, незалежно від способу та місця збереження даних;
- побудова запитів має забезпечуватися спеціалізованими програмними компонентами;
- предметна орієнтованість: дані зі сховища даних мають надаватися користувачам у термінах предметної області;
- продуктивність: продуктивність виконання запитів не повинна значно зменшуватися при збільшенні кількості атрибутів (вимірів), за якими виконується аналіз даних із сховища даних;
- очікування на результат запиту: користувачам після запуску процесора запитів повинна надаватися оцінка об'єму даних, який дається на запит, та час, необхідний для обробки запиту.

7.3.5. Принципи побудови робочих сховищ даних

Архітектура сховища даних надає можливість створення індивідуальних сховищ даних для специфічних потреб користувачів – робочих або локальних сховищ. До принципів побудови робочих сховищ даних віднесені такі:

- структура робочого сховища даних: структура робочого сховища даних створюється та підтримується користувачем інформації. Спосіб організації даних, значення даних, джерела отримання інформації, метадані робочих сховищ даних повністю належать їх користувачам, які відповідають за них упродовж усього життєвого циклу;
- заповнення даними: робоче сховище даних заповнюється даними користувачами робочих сховищ даних. Робоче сховище даних можна заповнювати як даними із сховища даних, так і даними з інших джерел;
- незалежність від сховища даних: сховищу даних невідомі параметри робочих сховищ даних, воно лише надає необхідну для них вибірку даних. Метадані сховища даних не містять інформації про робочі сховища даних;
- час існування: життєвий цикл робочих сховищ даних може становити від однієї секунди до декількох років.

7.3.6. Принципи побудови метаданих

Метадані описують дані або контролюють їх використання та містять дані, необхідні для побудови та супроводження сховища даних, а також для управління ним. До принципів побудови метаданих віднесені такі:

- розміщення: метадані повинні міститися у репозиторії метаданих;
- повнота метаданих: метадані мають забезпечити виконання всіх задач, пов'язаних з використанням сховища даних (опис даних, опис стратегій відносно рівнів обслуговування, опис процедур резервного копіювання та відновлення даних, опис процедур забезпечення захисту інформації, опис правил/регламентів використання сховища даних, опис інформації щодо інформаційної безпеки (ідентифікатори користувачів, їх ролі та належність до груп, права доступу: індивідуальні, групові, рольові).

Метадані сховища даних повинні містити:

- опис об'єктів предметної області, інформація про які зберігається у сховищі даних. Такий опис містить: атрибути об'єктів, їх можливі значення, відповідні поля у структурах даних, джерела інформації про об'єкти тощо;
- опис користувачів сховища даних, їх категорії. Метадані описують права доступу до даних та відомості про користувачів, які виконують над даними операції введення/виведення, видалення, редагування;
- опис місця збереження даних (місцезнаходження серверів, робочих станцій, джерел даних, розподіл між ними даних та розміщені на них програмні засоби);
- опис дій, які виконуються над даними під час перенесення даних із джерел даних до сховища даних (наприклад, виправлення помилок у даних, розщеплення чи об'єднання полів даних) та під час експлуатації сховища даних;
- опис часу виконання операцій над даними (наприклад, завантаження, агрегація);
- опис причин, які викликали виконання операцій над даними (наприклад, вимога користувача, регламент виконання задачі, статистика звернень до даних);
- відкритість: репозиторій метаданих сховища даних має бути здатним легко змінюватися та розширюватися відповідно до змін функціональної бізнес-моделі ДПС і потреб користувачів та інформації;
- варіантність у часі: необхідно зберігати зміни у метаданих та інформацію про користувачів для забезпечення можливості доступу до попередніх версій інформації;
- узгодженість: метадані можуть зберігатися у різних репозиторіях, які використовують різні програмні засоби, тому важливим є здатність їх узгодження, що досягається застосуванням відкритих стандартів та технологій для обміну метаданими між різними програмними продуктами і репозиторіями (наприклад, UML – Unified Modeling Language, XML, XMI – XML Metadata Interchange, CWM – Common Warehouse Metamodel).

7.4. СТАНДАРТ ОБМІНУ МЕТАДАНИМИ COMMON WAREHOUSE METAMODEL

Common Warehouse Metamodel (CWM) – це стандарт, розроблений консорціумом Object Management Group (OMG) для обміну метаданими між різними програмними продуктами і репозиторіями, які беруть участь у створенні корпоративних інформаційно-аналітичних систем. Він заснований на відкритих об'єктно-орієнтованих технологіях і стандартах та використовує UML як мови моделювання, XMI і XML – для обміну метаданими і мову програмування JAVA – для реалізації моделей та специфікацій.

Необхідно зазначити, що відповідність стандартам є ключовим фактором успішності проекту та запорукою інтеграції програмних продуктів, за допомогою яких буде створюватися сховище даних ДПС.

7.4.1. Причини та історія створення

Центральне місце в технології сховищ даних і аналітичних систем посідають питання управління метаданими, серед яких однією з найбільш складних є проблема обміну даними між різними базами даних, репозиторіями та продуктами. Перш за все це пов'язано з тим, що в будь-якій інформаційно-аналітичній системі одночасно беруть участь багато різних продуктів: різноманітні бази даних, що відіграють роль інформаційних джерел, сховища і вітрини; засоби збору даних, їх узгодження, перетворення і завантаження в цільові бази даних (ETL-засоби); аналітичні засоби, що підтримують різні технології аналізу, багатомірний аналіз (OLAP), видобування знань (data mining), підготовки звітів, нерегламентовані запити.

Кожен з цих компонентів має свої метадані, що зберігаються у відповідному репозиторії або словнику даних у спеціальних форматах. Проблема полягає в тому, що всі ці різноманітні за структурою і синтаксисом метадані семантично взаємозалежні і для узгодженої та коректної роботи системи в цілому їх необхідно передавати від одних засобів іншим, спільно використовувати, усувати невідповідності та суперечності тощо. Для вирішення цієї проблеми необхідні загальні й досить універсальні стандарти для представлення всіляких метаданих, що використовуються у сховищі даних та аналітичних системах.

Проект з розроблення таких стандартів був реалізований консорціумом OMG. Ця організація займається розробкою стандартів на основі об'єктно-орієнтованих підходів, і в її діяльності беруть участь більше 500 різних компаній. Саме нею був розроблений і прийнятий стандарт CORBA, що здійснив суттєвий вплив на технологію розподілених обчислень і розвиток компонентного підходу. Починаючи з 1995 року група OMG активно працює в галузі моделювання і метаданих. У 1997-му консорціумом прийняті й опубліковані стандарти UML (Unified Modeling Language) і MOF (Meta Object Facility), у 1999-му – XMI (XML Metadata Interchange), унаслідок чого OMG стає провідною організацією зі стандартизації моделювання та управління метаданими.

У 1998 році OMG розпочинає проект зі створення нового стандарту для обміну метаданими у сховищах даних. До робочої групи увійшли представники кількох компаній, провідну роль серед яких відіграли фахівці з IBM, Oracle, Unisys, NCR, Hyperion. У цей час подібна діяльність уже проводилася в рамках конкуруючої організації Meta Data Coalition (MDC), яка запропонувала свій стандарт Open Information Model (OIM).

Остаточні специфікації для CWM були представлені робочою групою у січні і прийняті OMG у липні 2000 року, після чого у вересні MDC оголосила про припинення незалежної діяльності і злиття з OMG для продовження робіт з удосконалення CWM та інтеграції до нього деяких елементів OIM. У результаті на сьогодні існує єдиний офіційно визнаний стандарт CWM 1.0.

7.4.2. Структура і склад CWM

В основі CWM лежить модельно-орієнтований підхід до обміну метаданими, відповідно до якого об'єктні моделі, що представляють специфічні для конкретного продукту метадані, будуються відповідно до синтаксичних і семантичних специфікацій деякої загальної метамоделі. Це означає наявність загальної системи фундаментальних понять даної області, за допомогою яких будь-який продукт повинен «розуміти» широкий спектр моделей, що описують конкретні екземпляри метаданих.

CWM має модульну структуру, що дозволяє мінімізувати залежності між різними компонентами, зменшити складність і підвищити наочність моделі. Під модулем у даному випадку розуміється окрема

метамодель (чи засіб моделювання), призначена для представлення певного типу метаданих сховища. Наприклад, для представлення метаданих процесів перетворень і завантаження використовується метамодель «Перетворення», для специфікації особливостей багатовимірному аналізу – метамодель «OLAP» і т. д. Кожна метамодель реалізована у вигляді пакета, що містить набір визначених на UML базових класів.

Найнижчий шар, «Основа» (Foundation), складається з метамоделей, які підтримують специфікацію базових структурних елементів, таких як вирази, типи даних, типи відображень та ін. Усі вони спільно використовуються пакетами верхніх рівнів. Другий шар, «Ресурс» (Resource), містить метамоделі, які використовуються для специфікації інформаційних джерел і цільових баз даних. Третій шар називається «Аналіз» (Analysis) і містить засоби моделювання процесів або служб інформаційного аналізу, включаючи візуалізацію та перетворення даних, багатомірний аналіз, видобування знань (data mining) та інше. І нарешті, четвертий шар, «Управління» (Management), складається з метамоделей, що відносять до особливостей функціонування сховища. Ці засоби дозволяють реалізувати процедури управління сховищем, встановлювати регламент їх виконання, специфікувати процеси контролю і протоколювання завантаження інформації і зроблених коригувань у сховищі даних.

Модель CWM заснована на використанні наявних об'єктних технологій. Як стандартна мова визначення структури та семантики метаданих використовується UML, а стандартним механізмом обміну для спільного використання метамоделей і моделей служить XMI. При цьому в CWM максимально використовуються існуючі класи UML, і тільки в особливих випадках визначаються специфічні їх розширення.

7.4.3. Приклад практичного використання

Стандарт CWM використовувався у проекті зі створення макета інформаційно-аналітичної системи Банку Росії. Мета проекту – розробка та впровадження територіально розподіленої структури засобів і систем збору, збереження та аналітична обробка банківської інформації. Необхідність у використанні єдиного стандарту обміну метаданими при автоматизації бізнес-процесів подібних об'єктів зумовлена:

- вимогами централізованого управління метаданими, яке має забезпечити підтримку у всіх вузлах розподіленої системи методологічно і технологічно порівнянних інформаційно-аналітичних ресурсів;
- потенційною неоднорідністю реалізації вузлів розподіленої системи.

Як правило, розробка інформаційно-аналітичної системи великої організації здійснюється із використанням засобів різних виробників ПЗ. Наприклад, архітектура та основні компоненти макета ІАС містять: центральний репозиторій ІАС (Oracle Designer 6.0), корпоративне сховище даних (Oracle Warehouse Builder 3i), макет підсистеми збору даних, каталог показників, інформаційно-аналітичні застосування на базі Аналітичного комплексу «Прогноз» і засобів Business Objects. Специфікація CWM дозволяє представляти кожен з пакетів моделі або у вигляді XML-файлу з визначеннями DTD, або у вигляді IDL-інтерфейсу.

У зазначеному проекті використовувався перший підхід, на основі якого здійснювався обмін метаданими між репозиторіями компонентів макета ІАС. При експорті метаданих XML файл обміну формувався згідно з визначеннями DTD, а при імпорті, у свою чергу, перевірявся на відповідність тому самому DTD. Основна проблема полягала в тому, що тільки один компонент, а саме OWB 3i, мав стандартний OMG-CWM міст експорту-імпорту метаданих, а для решти компонентів (OR6.0, каталог показників, АК «Прогноз», Business Objects) довелося розробити власні засоби експорту/імпорту метаданих. Для цього було необхідно: розробити відображення метаданих стандарту CWM на відповідні об'єкти конкретного сховища (відповідно до семантики DTD); забезпечити доступ на читання/запис метаданих у конкретний репозиторій.

У макеті реалізація експорту/імпорту метаданих була виконана на основі спеціальних програм (інтеграційних утиліт), що здійснюють збір/розбір XML CWM-файлу і читання/запис метаданих у сховище з використанням засобів API, що надаються конкретним продуктом. На основі аналізу представлення метаданих у пакетах Business Objects і ПК «Прогноз» були сформовані склад переданих метаданих, форма їх передачі, а також узгоджений загальний порядок дій при передачі та прийманні метаданих, що передаються до Business Objects і АК «Прогноз».

Склад метаданих, переданих в інформаційно-аналітичні застосування, містить як технічні метадані (опис усіх таблиць сховища даних та зв'язків між ними, що передавалися через міст OMG-CWM OWB3i), так і бізнес-метадані (значення полів таблиць довідників «Показники» і «Форми звітності», що передавалися через спеціально формований XML-файл відповідно до стандарту CWM).

7.5. ДОСЛІДЖЕННЯ ЗАГАЛЬНИХ ПІДХОДІВ ЩОДО ОРГАНІЗАЦІЇ СТРУКТУРИ СХОВИЩА ДАНИХ

Зважаючи на надзвичайно важливе значення центрального сховища даних для державної податкової служби з огляду на необхідність у забезпеченні економічної стабільності держави, доцільно спочатку правильно організувати процес, визначити термінологію та підходи, які будуть застосовуватися при побудові сховища. Нижче будуть розглянуті підходи до створення сховищ та зроблено аналіз, який з варіантів найбільш доцільно використовувати при побудові сховища даних податкової служби. Сьогодні існують дві базові концепції проектування сховищ даних, авторами яких прийнято вважати Білла Інмона [216] і Ральфа Кімбала [217].

У сховищі «за Інмоном» досить чітко відокремлені область детальних даних і область аналізу. З погляду моделювання сховище розподіляється на предметні області, що описують певний об'єкт обліку (наприклад, податкова декларація або платежі до бюджету). Таким чином, дані зберігаються у нормалізованому вигляді в унікальній для кожної предметної області структурі, яка визначається концептуальною моделлю податкового адміністрування. Вітрини даних реляційні або багатовимірні, що містять перетворені для цілей аналізу факти й агрегати, конструюються або на одній платформі із сховищем, або окремо.

Структура «за Кімбалом» уже підготовлена для аналітичних завдань завдяки застосуванню безпосередньо у сховищі реляційних структур, оптимізованих для цих цілей. Описані принципи характерні для проектування такої схеми називають: «зірка», «сніжинка» або «сузір'я». Сховище може містити кілька рівнів агрегації даних,

але при цьому область аналізу і область детальних даних явно не розділяються, хоча верхні рівні агрегації для оптимізації, як і в попередньому варіанті, можуть виділятися, наприклад в окремі OLAP-куби. Таким чином, можна говорити, що сховище являє собою комплекс пов'язаних на рівні єдиної системи довідників вітрин даних.

Перший варіант забезпечує більшу гнучкість і кращу масштабованість у плані нових бізнес-завдань. Другий варіант дозволяє отримати швидкий результат, адаптований під конкретні поточні бізнес-вимоги. Повертаючись до практичного застосування, при створенні рішень для фінансових організацій побудова «за Інмоном» виявляється характерним для центрального сховища, побудова «за Кімбалом» – для функціонально-орієнтованого. Далі розглянемо обидва варіанти докладніше.

7.5.1. Центральне сховище даних

Центральне або корпоративне сховище даних створюється для забезпечення єдиного погляду на інформацію всієї організації. Побудова такого сховища передбачає попередню розробку єдиної узгодженої системи класифікаторів, у тому числі НДІ (нормативно-довідкової інформації), а також типізацію та узгодження структур сутностей, що визначають різні уявлення об'єктів обліку (платників податків, рахунків, документів тощо). Різні види одного об'єкта обліку можуть описуватися різними сутностями, що мають загального предка – центральну сутність. Зв'язки між сутностями безпосередньо відображають бізнес-правила. Модель сховища в такому випадку є досить об'ємною, але прозоро узгоджується з бізнес-логікою.

За наявності готової галузевої моделі для забезпечення такої узгодженості потрібно виділити необхідні для поточного проекту об'єкти і послідовно доопрацювати сутності та зв'язки відповідно до моделі предметної області конкретної організації. Зазначені прийоми моделювання дозволяють забезпечити підтримку розвитку бізнесу без значних доробок уже розроблених предметних областей. Під розвитком тут мається на увазі не тільки масштабування в міру збільшення кількості операцій, але і якісний розвиток при появі нових продуктів і послуг, розвитку методології обліку і т. д. Центральне сховище впроваджується поетапно згідно з пріоритетами відповід-

них підрозділів. На кожному етапі вирішуються нові бізнес-завдання, при цьому саме сховище лише доопрацьовується.

Обмеженнями загальнокорпоративного сховища є практична недоцільність прямої роботи аналітичних систем з інформацією у сховищі. Це дещо ускладнює процес, підвищує ризики впровадження та на початкових етапах затримує отримання результату.

Однак у випадку коректної побудови воно стає базою для конструювання всіх управлінських систем і аналітичних модулів на спільному джерелі даних та виправдовує своє ідеологічне призначення, забезпечуючи отримання узагальненої та несуперечливої інформації на єдиній платформі. При цьому знижуються витрати на розвиток і супроводження, спрощується підтримка змін облікових систем.

На підтримку такого підходу до конструювання сховища даних зазначимо, що для податкової служби використання готових моделей не є актуальним, оскільки податкове законодавство кожної країни є унікальним і вимагає побудови власної інформаційної системи, при цьому необхідно вивчати іноземний досвід та технічні прийоми.

7.5.2. Функціонально-орієнтоване сховище

Функціонально-орієнтованими сховищами даних можна назвати підсистеми, що покладені в основу більшості різноманітних промислових управлінських систем, які поставляються в максимально готовому вигляді з певними можливостями розширення. До складу рішення входять програми для внутрішньої обробки даних, засобів для доступу до інформації та створення звітів. На рівні семантичного шару зумовлені метрики й аналітики. Аналітична або управлінська система, до складу якої входить сховище, залежно від функціональності містить готові звіти, елементи управління, різні програмні модулі і т. п.

Хоча зазначені системи досить дорогі, інвестиції компенсуються, по-перше, бізнес-функціоналом, у який вкладено значний інтелектуальний потенціал, а по-друге, можливістю швидкого впровадження: залишаючи функціонал без змін, для початку роботи достатньо завантажити у сховище якісні детальні дані. Крім іншого, на основі завантаженої у сховищі інформації можуть функціонувати додаткові зовнішні вітрини даних, наприклад обов'язкова звітність.

Мета отримати систему максимальної готовності накладає на сховище ряд обмежень. Таке сховище містить певний розширювальний набір аналітик, розроблених з урахуванням функціоналу кінцевої управлінської системи.

Функціонально-орієнтоване сховище відображає у своїй моделі принципи аналізу, а не бізнес-логіку предметної області. При цьому зазвичай не враховуються особливості різних об'єктів обліку, що потрапляють в одну аналітику.

Функціонально-орієнтоване сховище забезпечує більш швидке впровадження, меншу тривалість ETL і в певних випадках – більш високу продуктивність запитів. Однак таке сховище має помітно менше можливостей для розширення разом із розвитком податкової системи як при збільшенні обсягів даних, так і при зміні переліку звітів і послуг.

Необхідно зазначити, що побудова функціонально-орієнтованого сховища можлива тільки при використанні та кастомізації інформаційних систем, зокрема на базі платформ таких виробників систем класу ERP, як SAP, ORACLE тощо.

Як відомо, податкова служба України для розвитку інформаційної системи вибрала шлях розробки необхідної функціональності без використання готових бізнес-платформ. Зважаючи на викладене вище, у подальшому доцільно орієнтуватися на побудову центрального сховища даних податкової служби.

7.6. ОРГАНІЗАЦІЙНІ ПІДХОДИ ДО ПОБУДОВИ СХОВИЩА ДАНИХ

Створенню та наповненню сховища даних податкової служби має приділятися підвищена увага, оскільки воно дозволить підняти інформаційне забезпечення процесів адміністрування податків на якісно новий рівень. Відповідно, на початковому етапі необхідно забезпечити правильну організацію робіт.

7.6.1. Перелік питань, які мають бути розглянуті перед початком створення сховища даних

Ральф Кімбал – основоположник концепції корпоративних сховищ даних – зазначав, що перед початком створення сховища необ-

хідно переконатися, що організація правильно оцінює потреби та свої можливості. Відповіді на ці питання надають можливість усвідомити стан проекту на різних етапах його реалізації. Вони визначають класичний набір одночасних обмежень, з якими стикається кожен розробник сховища даних. Ральф Кімбал надає досить правильну пораду: «Боріться з бажанням почати кодування до початку розгляду всіх вимог та навколишнього середовища». Відповідно, потрібно детально проаналізувати існуючий стан системи та сформулювати коректні вимоги щодо її вдосконалення:

1. **Бізнес-вимоги.** Необхідно постійно бути в контактi з користувачами, які визначають ключові показники ефективності (KPI) діяльності податкових органів. Чи дійсно прийняття рішень на основі інформації у сховищі даних сьогодні важливо для організації? Розуміння бізнес-вимог має найбільш фундаментальні й далекосяжні наслідки. Якщо є позитивна відповідь на це запитання податкова служба зможе визначити набір даних, які необхідні для підтримки прийняття рішень, і зможе вирішити, підтримку яких процесів необхідно забезпечити насамперед.

2. **Стратегічне профілювання даних.** Ключові фахівці відповідних підрозділів повинні підтвердити, що дані, які необхідно розмістити у сховищі, дають можливість надати відповідь на найбільш важливі питання. Метою стратегічного профілювання даних є визначення найбільш актуальних процесів прийняття рішень для того, щоб продовжити подальший розвиток при реалізації предметних областей.

3. **Тактичне профілювання даних.** Процес реорганізації необхідний для ефективної культури якості даних. Можливо, навіть потрібно ввести стандарти на виконання робіт на операційному рівні. Це єдиний реальний спосіб поліпшити якість даних, щоб у разі необхідності звернутися до джерел даних і з'ясувати, чому дані не були отримані. Виконавці нижчого рівня та системи, які вони використовують, можуть бути причиною низької якості даних. Досить часто, замість виправлення даних, необхідно усвідомити потребу у підвищенні якості даних. Для цього на найвищому рівні іноді варто змінити спосіб реалізації бізнес-процесів.

4. **Інтеграція.** Необхідно визначити загальні виміри та описи всіх процесів податкової служби. Усі підрозділи, які беруть участь в інтеграції даних, повинні прийти до згоди за ключовими описами і

заходами реалізації проекту. Керівники підрозділів мають зрозуміти потребу у таких кроках.

5. **Затримка.** Необхідно отримати реальний набір вимог користувачів про те, як швидко дані повинні бути опубліковані у сховищі даних, у тому числі або протягом визначеного інтервалу часу, або у режимі реального часу.

6. **Погодження.** Від вищого керівництва ДПС України необхідно отримати чіткі вказівки щодо того, які дані мають бути завантажені до сховища і як має здійснюватися процес надходження та зберігання даних.

7. **Безпека.** Необхідно забезпечити захист даних у процесі виконання ETL процедур та на персональних комп'ютерах користувачів при доступі через мережу телекомунікаційного зв'язку відповідно до вимог законодавства України та нормативних актів ДПС України.

8. **Архівування.** Необхідно розробити реальний план довгострокового архівування важливих даних.

9. **Підтримка бізнес-користувачів.** Потрібно створити відповідні профілі на всі групи користувачів, щоб визначити їх можливість використовувати інформацію у сховищі: регламентна звітність, побудова нерегламентованих запитів або просто перегляд звітів на своїх екранах.

10. **ІТ-ліцензії та навички персоналу.** Необхідно забезпечити ліцензійну чистоту використовуваного програмного забезпечення та навчання персоналу застосуванню технічних та програмних засобів.

7.6.2. Концентрація на бізнес-процесах

Експерти відзначають, що однією з помилок у галузі конструювання сховищ даних є те, що вітрини даних визначаються бізнес-підрозділами. Архітектори проектують багато діаграм архітектури сховищ даних з прямокутниками з назвами «Вітрина даних Департаменту економічного аналізу», «Вітрина даних Департаменту обліку та звітності», «Вітрина даних Департаменту адміністрування ПДВ» тощо. Після збору та аналізу потреб усіх цих підрозділів, швидше всього, виявиться, що всі вони хочуть мати одну й ту саму базову інформацію, таку як інформація про податкові зобов'язання з ПДВ.

Відповідно, замість розробки вітрини даних (data mart) для Департаменту обліку та звітності, що містить дані про податкові зобов'язання з ПДВ, і вітрини даних для Департаменту економічного

аналізу, що містить дані за тими самими податковими зобов'язаннями з ПДВ, доцільно побудувати одну вітрину даних з детальною інформацією і надати до неї доступ працівникам різних підрозділів.

Концентрація уваги на бізнес-процесах, а не на підрозділах, дозволить більш економно надавати інформацію в масштабах податкової служби. Якщо розробники будуть створювати вітрини даних, прив'язані до підрозділів, дані будуть дублюватися. Незалежно від того, чи є джерелом оперативна система або сховище даних, декілька потоків у вітрини даних неминуче призведуть до неузгодженості в даних. Найкращий спосіб забезпечення узгодженості – опублікувати дані один раз. Єдиний процес публікації також скорочує зусилля з розробки процедур вивантаження, перетворення і завантаження даних, накладні витрати на супровід і знижує вимоги до дискової підсистеми.

Необхідно орієнтуватися на процеси, провівши ретельний аналіз зайвих витрат, пов'язаних з розробкою і підтримкою одних і тих самих (або майже одних і тих самих) великих таблиць фактів у декількох вітринах даних. Навіть якщо між підрозділами існують перепони, керівництво часто розглядає можливість економії коштів шляхом оптимізації інформаційної інфраструктури.

У зв'язку з цим виникає запитання, яким же чином визначити ключові бізнес-процеси податкової служби? Перший крок – вивчити нормативні документи та вислухати ключових користувачів. Показники продуктивності, аналізу яких вони приділяють так багато уваги, є результатом бізнес-процесів. У міру того, як аналітики будуть збирати вимоги, потрібно також дослідити інформаційні джерела. Насправді найбільш простим початком буде створення вітрин даних на основі оперативних систем. Після того, як визначили вітрини даних у термінах бізнес-процесів і систем-джерел, необхідно концентруватися на вітринах, які інтегрують дані, що породжуються різними бізнес-процесами, такими, як податковий аудит. Фахівці рекомендують приступати до цих більш складних (хоча і дуже корисних) вітрин, які орієнтуються на кілька процесів, уже на вторинних фазах упровадження.

Доцільно зазначити, що необхідно буде використовувати узгоджені виміри в декількох вітринах даних. Для цього потрібно скласти матрицю шини сховища даних (Data Warehouse Bus Architecture) до того, як буде розроблена генеральна стратегія побудови вітрин даних. При цьому не потрібно допускати у матриці рядків з назвами «Де-

партамент економічного аналізу», «Департамент обліку та звітності» і «Департамент адміністрування ПДВ» тощо.

7.6.3. Зв'язок між стратегічними ініціативами та бізнес-процесами

Стратегічні ініціативи – це очолювані вищим керівництвом податкової служби плани, спрямовані на покращення обслуговування платників податків, забезпечення умов для добровільного виконання вимог податкового законодавства платниками податків та забезпечення повного, своєчасного надходження законодавчо встановлених в Україні податків та зборів (обов'язкових платежів).

Розуміння стратегічних ініціатив є відправною точкою для проекту з побудови аналітичних застосувань, бо воно гарантує, що аналітичний проект приведе до створення інструменту моніторингу та оцінки досягнутих результатів.

Між тим бізнес-процес є самим нижнім рівнем діяльності, наприклад обробка податкової звітності. ДПА особливо зацікавлена у показниках, що випливають з цих бізнес-процесів, оскільки вони підтримують різноманітні види аналітики. Наприклад, бізнес-процесом можуть бути транзакції податкових платежів. Відштовхуючись від цього базового бізнес-процесу і результируючих даних, можна здійснити безліч видів аналізу, наприклад оцінку податкових надходжень у розрізі видів економічної діяльності, бюджетної класифікації податків, регіонів тощо. Дані бізнес-процесів – це основа, на якій будується сховище даних.

Таким чином, діяльність податкової служби концентрується на стратегічних ініціативах, а персонал, який відповідає за створення сховища даних, – на бізнес-процесах. Відповідно, частиною роботи зі збору бізнес-вимог команди сховища даних повинне бути розбиття або декомпозиція стратегічних ініціатив на бізнес-процеси, які їх підтримують.

Для відображення зв'язків необхідно створити матрицю з рядків і стовпців, у якій заголовками рядків є бізнес-процеси (так само, як і в матриці архітектури шини корпоративного сховища даних), а заголовками стовпців є стратегічні ініціативи. Відмітки в точках перетину рядків і стовпців указують на необхідність у даних, які породжуються бізнес-процесом для підтримки стратегічних ініціатив (див. табл. 7.1). Інтеграція стратегічних ініціатив і бізнес-процесів

вносить більше ясності щодо того, коли починати аналітичний процес і чому. Ця матриця підтримує перевірений підхід побудови сховища даних по одному бізнес-процесу за один прийом, зменшуючи час упровадження і виключаючи надмірність даних, разом з тим створюючи основу, необхідну для підтримки тих ініціатив, які керівництво ДПА визнає важливими.

Таблиця 7.1

Матриця бізнес-ініціатив та бізнес-процесів

Стратегічні ініціативи Бізнес-процеси	Покращення обслуговування платників податків	Створення високопрофесійної, інформаційно-розвинутої державної податкової служби
Централізована обробка декларацій, платежів та іншої інформації	X	X
Безконтактний спосіб подання декларацій	X	X
Централізований збір податкової статистики	–	X

7.6.4. Ідентифікація бізнес-процесів

За Ральфом Кімбалом є чотири ключових рішення, що приймаються при проектуванні багатовимірної моделі: визначення бізнес-процесу, гранулярність, вимірювання та показники. У розробників часто виникають труднощі вже на першому кроці. Вони прикладають значні зусилля для чіткого формулювання бізнес-процесу, тому що сам собою цей термін змінює значення залежно від контексту. Оскільки визначення бізнес-процесу є першою цеглою у фундаменті правильної багатовимірної моделі, необхідно чітко визначити це поняття.

Насамперед варто зазначити, що не є бізнес-процесом. У багатовимірному моделюванні поняття бізнес-процесу не стосується конкретного структурного підрозділу компанії, організації або функції. Так само це не стосується конкретного звіту або специфічного виду аналізу. З погляду розробника багатовимірних моделей бізнес-процес – це подія або дія, що генерує деякі показники. Ці показники описують функціонування і ефективність податкового органу. Бізнес-аналітики хочуть ретельно дослідити й оцінити ці показники, поєднуючи різні фільтри й обмеження у різних комбінаціях. Завдання проектувальників – надати ці показники у структурі, яка легка для розуміння і ефективна при довільних непередбачуваних запитах.

При ідентифікації бізнес-процесів часто виявляються їх схожі характеристики та шаблони. Відповідно, основними характеристиками бізнес-процесів є такі:

1. Бізнес-процеси зазвичай підтримуються обліковими системами. Наприклад, реєстрація платника податків або обробка податкової звітності.
2. Бізнес-процес генерує або збирає унікальні показники з певною гранулярністю і набором вимірів, що використовуються для оцінки роботи організації. Інколи показники є прямим результатом бізнес-процесів, в інших випадках вони можуть бути похідними. Але в будь-якому випадку бізнес-процес надає метрики, які використовуються при різних видах аналізу. Наприклад, бізнес-процес обробки податкових платежів є основою багатьох звітів, які формуються в податкових органах.
3. Бізнес-процеси часто описуються як дієслівні іменники, а вимірювання бізнес-процесу виражені іменниками, пов'язаними за допомогою часток «хто», «що», «де», «коли», «навіщо» і «як». Наприклад, результати бізнес-процесу «обробки податкових платежів» будуть аналізуватися за датою, платником податків, видом економічної діяльності і так далі.
4. Бізнес-процеси, звичайно, ініціюються певною подією, а закінчуються результатом, який необхідно відстежити. Наприклад, інформація, яка надійшла від державного реєстратора, є ініціатором для процесу реєстрації платника податків. Необхідно описати весь потік у цілому, починаючи із входу в бізнес-процес і закінчуючи результуючими метриками. У більшості організацій існують послідовні бізнес-процеси, результат одного процесу стає входними даними для наступного. У термінах багатовимірної моделювання набір цих бізнес-процесів перетвориться на набір таблиць фактів.
5. Аналітики часто переходять від одного бізнес-процесу до іншого (drill across), прив'язуючи результати першого до результату другого. Такі переходи цілком життєздатні, якщо загальні для бізнес-процесів виміри є узгодженими.

Визначення основних бізнес-процесів критично важливо для створення міцного каркасу багатовимірних моделей. Найпростіший спосіб визначити ці процеси – провести опитування користувачів.

Водночас необхідно реально оцінювати існуючі джерела даних і можливість надати користувачеві дані, які він бажає побачити.

7.6.5. Матриця шини сховища даних

При побудові вітрин даних важливу роль відіграють шина сховища даних (the data warehouse bus) і матриця шини. Матриця шини визначає ключові бізнес-процеси організації та пов'язані з ними вимірювання. Бізнес-процеси (які зазвичай відповідають основним системам-джерелам) перераховані в рядках матриці, а виміри представлені стовпчиками. Потім перетини матриці позначаються для вказівки того, які виміри застосовуються до процесів.

В одному документі команда розробників отримує інструмент для загального планування сховища даних, визначення загальних вимірів, координації зусиль окремих команд розробників і донесення думки про важливість спільно використовуваних вимірів для всіх і кожного в організації. Формування матриці сховища даних – це перше завдання, яке потрібно виконати після з'ясування бізнес-вимог.

Матриця шини дає загальне уявлення про «частинки пазла», з яких складається презентаційний рівень сховища даних, а також про основні зв'язки між цими частинками. Але часто корисно наповнювати матрицю детальною інформацією у міру реалізації кожного рядка. Можливо, для подання результатів одного бізнес-процесу потрібно комбінувати транзакційні таблиці фактів, накопичувальні та періодичні знімки. Або потрібно кілька таблиць фактів як для детальних, так і для агрегованих даних, або для більш глибокого аналізу в разі використання набору різних інструментів.

За необхідності можна видозмінити матрицю таким чином, щоб один рядок представляв одну таблицю фактів (або один куб), що стосується бізнес-процесу. Як тільки визначено таблицю фактів, далі можна доповнити матрицю стовпцями із зазначенням гранулярності таблиці й показників, що її стосуються (реальних або обчислюваних). Замість простого зазначення вимірів, які використовуються в кожній таблиці фактів, можна вказати рівень деталізації вимірів (у колонці, відповідної виміру «платник», укажати рівень «податок» або «інспекція»).

Отримана у результаті матриця, доповнена новими деталями, служить путівником по множині таблиць фактів сховища даних. При конструюванні сховища доцільно починати з більш простої загальної матриці, а потім занурюватися в деталі у міру реалізації.

7.7. ВИМОГИ ДО СТРУКТУРИ СХОВИЩА ДАНИХ

До загальних принципів управління сховищем даних відносять такі:

- керованість: система управління компонентами архітектури сховища даних має забезпечувати можливість здійснювати моніторинг роботи всіх елементів та у разі потреби швидко змінювати параметри роботи системи;
- належність задач: сховище даних має забезпечити чітку та підтверджену документально належність усіх задач управління сховищем даних, до яких відносять: розробку моделі даних, управління пам'яттю, упровадження та супроводження процедур наповнення сховища даних, забезпечення методів контролю конфігурації, контроль версіями та управління випуском ПЗ, розробку та супроводження комплексної системи захисту інформації;

Система сховища даних повинна складатися з таких компонент – підсистем:

- джерел даних;
- проміжного середовища;
- ETL;
- аудит даних;
- контроль якості даних;
- очищення;
- стандартизація;
- синхронізація;
- агрегація;
- сховища даних:
- область деталізованих даних;
- область агрегованих даних;
- область аналітичних даних;
- область архівних даних;
- область метаданих;
- доступу до даних;
- захисту та безпеки;
- розробки та проектування;
- адміністрування сховища даних.

7.7.1. Підсистема джерел даних для наповнення сховища

Загальними компонентами структури підсистеми джерел даних для сховища даних є такі:

- перелік суб'єктів, від яких отримуються дані;
- перелік потоків даних між суб'єктами та сховищем даних;
- регламенти обміну даними (терміни та методи передачі);
- структури даних (формати, організація).

Джерела даних поділяються на зовнішні та внутрішні.

До внутрішніх джерел даних належать системи вводу та реєстрації даних, системи оперативної обробки даних та архіви даних ДПС.

До зовнішніх джерел даних відносять: платників податків (звернення, звітність, реєстраційні дані); систему міжвідомчого обміну інформацією (документи, файли баз даних, електронна пошта); інформаційно-довідковий центр державної податкової служби України (статистика звернень, база знань) та мережу Інтернет (інформація, новини).

Внутрішніми та зовнішніми джерелами даних для наповнення сховища можуть бути такі структури даних:

- бази даних оперативних систем обробки даних (OLTP-систем);
- локальні та віддалені плоскі файли;
- локальні та віддалені електронні таблиці;
- локальні та віддалені графічні файли;
- локальні та віддалені мультимедійні файли;
- великі бінарні об'єкти (LOB, CLOB, NLOB, BLOB) та інші.

7.7.2. Підсистема проміжного середовища

Підсистема проміжного середовища повинна забезпечувати збір, перевірку (цілісності та достовірності), узгодження та перетворення даних з метою їх підготовки для наповнення сховища даних.

Підсистема проміжного середовища повинна забезпечувати збереження інформації, яка не пройшла контроль логічної цілісності та достовірності даних. Інформація з підсистем джерел даних завантажується у підсистему проміжного середовища, яке являє собою семантичну інтеграцію успадкованих оперативних джерел даних або стандартний архів даних. Процедура перевірки та очищення завантажених даних повинна містити такі стадії:

- первинна перевірка отриманих даних на цілісність;
- встановлення відповідностей між об'єктами;
- перевірка даних за бізнес-правилами (підсистема повинна забезпечувати можливість опису на рівні метаданих бізнес-правил, перевірки даних у проміжному середовищі з можливістю зміни і доповнення правил у процесі дослідної та промислової експлуатації).

Під час виникнення помилок на будь-якому етапі перевірки та очищення даних повинне автоматично здійснюватися повідомлення адміністраторам системи.

7.7.3. Підсистема ETL

До підсистеми ETL належать процедури, які забезпечують наповнення сховища – процеси регулярних (регламентних) завантажень даних з оперативних систем та визначених джерел до сховища даних за попередньо визначеною схемою, процедурами контролю якості даних, очищення, синхронізації, агрегації даних тощо.

Для виконання регулярних завантажень передбачається використання одного з методів – створення власних програм (алгоритмів), використання готового спеціалізованого інструментарію ETL, використання інструментарію СКБД або операційних систем. Ініціювання завантаження може відбуватися як за розкладом, так і за системною подією.

Рекомендований режим використання служб ETL – фоновий.

До процедур ETL має увійти також процедура первинного завантаження даних до сховища даних.

Підсистема вивантаження даних (екстрактор) повинна мати такі функції і можливості:

- екстрактор повинен забезпечувати віддалене і локальне вивантаження даних;
- екстрактор повинен забезпечувати можливість обслуговування декількох облікових систем з різнорідними СУБД, у тому числі систем обліку, на основі DBF та інших структурованих даних;
- повинна бути забезпечена можливість віддаленого адміністрування екстрактора;
- екстрактор повинен забезпечувати різні сценарії та розклади вивантаження даних, у тому числі за подією в обліковій сис-

- темі (режим нагляду), за розкладом, у режимі примусового вивантаження даних, у ручному режимі;
- екстрактор повинен забезпечувати роботу в двох режимах:
 - автономному – з використанням для реалізації внутрішньої логіки реляційної СУБД (ORACLE, MS SQL та ін.);
 - On-Line – без проміжного зберігання допоміжної інформації;
- екстрактор повинен забезпечувати мінімізацію об'єму переданих даних на основі інкрементального вивантаження і можливість примусового повного вивантаження первинних даних облікової системи для гарантованого відновлення цілісності даних на основі керованого протоколу обміну даними;
- екстрактор повинен надавати статистику з вивантаження даних, контроль версій конфігурації та настройок;
- екстрактор має забезпечувати режим роботи за календарем з урахуванням вихідних і святкових днів у повністю автоматичному режимі;
- екстрактор повинен забезпечувати точки входу для інтеграції з корпоративними системами захисту даних;
- екстрактор повинен забезпечувати докладну журналізацію операцій з можливістю захисту від переповнювання журналу.

Підсистема завантаження, агрегації та збереження даних

повинна мати такі функції і можливості:

- повинна здійснювати ефективно завантаження об'ємів даних до 10 млн у день (характерний час завантаження первинних даних повинен бути не більше 60 хвилин);
- завантаження даних має здійснюватися в автоматичному режимі з урахуванням вихідних і святкових днів з можливістю гнучкої настройки за схемами, що містять різні підмножини завантажуваних даних, перевірок і агрегатів;
- повинен здійснюватися докладний облік подій і операцій;
- методи накопичення даних повинні гарантувати зберігання історії змін даних;
- методи накопичення даних повинні бути ефективними за об'ємами і використані в запитах;
- повинна забезпечувати паралельний режим роботи декількох завантажувачів;

- завантажувані дані повинні піддаватися системі контролю, що гнучко настроюється;
- процес формування даних у сховищі повинен контролюватися на всіх рівнях структури організації за допомогою програми моніторингу процесу збору і завантаження даних;
- повинна бути реалізована схема автоматизованого повторного завантаження первинних даних за попередні періоди;
- повинна бути реалізована схема автоматизованого формування агрегованих даних;
- агреговані дані повинні бути гарантовано синхронізовані з первинними даними у будь-який момент з урахуванням можливості перезавантаження даних попередніх періодів;
- повинна бути реалізована можливість підвищення ефективності розрахунку агрегації даних за рахунок внутрішньої архітектури комплексу, настройки схем розрахунку агрегованих даних, передачі розрахунків на окремі технічні засоби і т. п.

7.7.4. Підсистема сховища даних

Підсистема сховища даних складається з таких компонент:

- область деталізованих даних;
- область агрегованих даних;
- область аналітичних даних;
- область архівних даних;
- область метаданих.

7.7.4.1. Область деталізованих даних

Кожний об'єкт моделі даних має свій унікальний ідентифікатор *ID* (unique ID), поточний стан (current state) та історію (history).

Унікальний ID об'єкта даних – це послідовність значень кодів або число, унікальне для кожного типу об'єкта.

Поточний стан об'єкта даних визначається набором атрибутів, наприклад: найменування, дата реєстрації, вид економічної діяльності, вік тощо. Кожний тип об'єкта даних має свій власний перелік атрибутів.

Історія об'єкта – це послідовність станів, у яких у минулому перебував об'єкт. Кожний стан, включаючи поточний, має часову ознаку, яка показує, коли об'єкт перейшов у цей стан.

Архітектура даних описує методи організації даних у сховищі даних та типи даних, які у ньому зберігаються. Основні типи даних, які обробляються та зберігаються у сховищі даних, наведено у табл. 7.2.

Таблиця 7.2

Типи даних, що обробляються та зберігаються у сховищі даних

Типи даних	Основні характеристики
Факти	<ul style="list-style-type: none"> використовуються в системах оперативної обробки даних; мають максимальний рівень деталізації; мають числові показники діяльності
Виміри	<ul style="list-style-type: none"> атрибути, у розрізі яких аналізуються факти
Обчислювані дані	<ul style="list-style-type: none"> обчислювані операції над даними-фактами
Агреговані дані	<ul style="list-style-type: none"> дані, які попередньо підсумовані чи зведені за іншими правилами
Метадані	<ul style="list-style-type: none"> дані про дані

Архітектура даних допускає використання як реляційної моделі даних, так і багатовимірної або просторової моделі даних (dimensional data bases) із схемою «зірка» (star scheme) як на стадії підготовки, так і на стадії представлення даних. Переваги використання схеми «зірка»:

- підтримка багатовимірного аналізу;
- покращення продуктивності роботи з даними;
- оптимізація плану виконання запитів до бази даних;
- паралельна робота користувачів;
- забезпечення розширення сховища даних за необхідності;
- широкий вибір інструментів доступу до даних сховища даних.

Більш прийнятною для сховища даних ДПС є просторова модель даних. Просторова організація даних у сховищі даних підкреслює зв'язки між показниками бізнес-моделі (фактами) та атрибутами, що описують сутності бізнес-моделі (вимірами). Вона міститиме ті самі атомарні дані, що і нормалізована існуюча реляційна модель даних, та узагальнену інформацію (агрегати у зв'язаних таблицях або багатомірні куби). Інформація для задач аналізу даних, моделювання та прогнозування, пошуку взаємозв'язків („Аналітичні дані“) формуватиметься у робочих (індивідуальних або локальних) сховищах даних за вимогами користувачів, які і будуть відповідальними за зміст та стан цих сховищ.

7.7.4.2. Область агрегованих даних

Така структура даних відрізняється надмірністю за рахунок використання значно більшої кількості індексів та ненормалізованих структур даних. Як правило, об'єм даних у сховищі даних у 70–100 разів більший за об'єм даних у існуючих інформаційних системах.

Індекси використовуються для швидкого доступу до даних і є критичними для виконання запитів. У сховищі даних створюється набагато більше індексів, ніж в оперативних (OLTP) системах. Ненормалізована структура даних також сприяє швидкому виконанню запитів. Запити під час виконання звертатимуться до всіх рівнів даних – від найвищих агрегатів до самого низького рівня деталізації даних без додаткового перепрограмування з боку користувачів чи розробників застосувань. Тому потрібно врахувати у проекті всі можливі аспекти, що впливають на об'єм бази даних сховища даних.

7.7.4.3. Область аналітичних даних

Підсистема області аналітичних даних повинна забезпечувати оперативний аналіз інформації, підготовку статистичної та аналітичної звітності, візуальний та оперативний аналіз даних, у т. ч. регламентовані звіти, довільні запити та багатовимірний аналіз даних (OLAP). Інформація для задач аналізу даних, моделювання та прогнозування, пошуку взаємозв'язків формується у робочих (індивідуальних або локальних) сховищах даних за вимогами користувачів, які і будуть відповідальними за зміст та стан цих сховищ.

7.7.4.4. Область архівних даних

У міру старіння дані вивантажуються в область архівних даних, що мають дуже великий об'єм. Фізично архівні дані можуть бути розміщеними на окремих носіях. Звернення до таких даних потребує більше затраченого часу, але саме такі дані – найцінніші для задач інтелектуального аналізу. Дані до архівів мають завантажуватися за регламентами (у певний період часу) або на підставі даних статистики звернень до інформації сховища даних.

7.7.4.5. Область метаданих

Для забезпечення зручної роботи зі сховищем даних необхідна інформація щодо даних, які у ньому зберігаються. Така інформація

називається метаданими (або даними про дані), які описують усі процеси, об'єкти та елементи у сховищі даних. Для різних функціональних задач сховища метадані можуть зберігатися в окремих репозиторіях (наприклад, репозиторій метаданих для: розробників, джерел даних, кінцевих користувачів, сховища даних, аналітичних застосувань). При такому підході важливим є дотримання принципу узгодженості метаданих.

Управління метаданими забезпечується спеціалізованим програмним забезпеченням, яке імпортує, зберігає та надає доступ користувачам до метаданих. Відповідно, подібне ПЗ повинне мати зручний інтерфейс для кінцевого користувача.

7.7.5. Підсистема доступу до даних

Підсистема доступу до даних повинна забезпечувати надання користувачам доступу до виділеної групи ресурсів сховища даних відповідно до їх функціональних обов'язків.

Доступ кінцевого користувача до інформації сховища даних забезпечується за допомогою web-технології через єдину точку доступу до інформаційних ресурсів ДПС – web-портал. Кінцевими користувачами в даному випадку є працівники ДПС, що перебувають в офісах по всій території України, та сторонні організації, зацікавлені особи, платники податків згідно зі встановленим регламентом та наданих прав доступу.

Доступ до інформації сховища даних забезпечується прикладними програмними засобами, що створюють систему сервісів.

Архітектура доступу кінцевого користувача до сховища даних має у своєму складі такі компоненти:

- засоби доставки даних (web);
- бази даних (сховище даних);
- програмний інтерфейс кінцевого користувача (web-інтерфейс, JVM, клієнтське ПЗ);
- засоби обробки та аналізу даних ((M, R)OLAP, data mining, аналітичні застосування);
- засоби представлення даних (ad hoc queries, reports, Excel);
- засоби тиражування/публікації даних;
- засоби захисту даних;
- засоби розробки застосувань.

7.7.6. Підсистема захисту та безпеки

Підсистема захисту та безпеки інформації сховища даних повинна відповідати вимогам з технічного захисту інформації щодо обробки державних інформаційних ресурсів в автоматизованих системах.

Підсистема захисту та безпеки повинна забезпечувати захист інформації у сховищі даних шляхом впровадження комплексу технічних, криптографічних, організаційних та інших заходів і засобів КСЗІ, що спрямовані на недопущення блокування інформації, несанкціонованого доступу до неї, її модифікації або ушкодження чи знищення.

Захист інформації від несанкціонованого доступу до сховища даних повинен здійснюватися шляхом створення для кожної його складової підсистеми КСЗІ, організаційно-адміністративними та програмно-апаратними заходами, інженерно-технічним забезпеченням.

Система захисту даних для сховища даних повинна відповідати Закону України від 02.10.1992 р. «Про інформацію», Закону України від 31.05.2005 р. № 2594-IV «Про захист інформації в інформаційно-телекомунікаційних системах», Указу Президента України від 27.09.1999 р. № 1229/99 «Про положення про технічний захист інформації в Україні», Указу Президента України від 24.09.2001 р. № 891 «Про деякі заходи щодо захисту державних інформаційних ресурсів у мережах передачі даних», Порядку підключення до глобальних мереж передачі даних, затвердженому постановою Кабінету Міністрів України від 12.04.2002 р. № 522, Правилам забезпечення захисту інформації в інформаційних, телекомунікаційних та інформаційно-телекомунікаційних системах, затвердженим постановою Кабінету Міністрів України від 29.03.2006 р. № 373, Положенню про технічний захист інформації в Україні, затвердженому Постановою Кабінету Міністрів України від 09.09.1994 р. № 632, Порядку захисту державних інформаційних ресурсів у інформаційно-телекомунікаційних системах, затвердженому наказом Департаменту спеціальних телекомунікаційних систем та захисту інформації Служби безпеки України від 24.12.2001 р. № 76 та нормативними документами:

- Тимчасові рекомендації з технічного захисту інформації у засобах обчислювальної техніки, автоматизованих системах і мережах від відтоку побічних електромагнітних випромінювань і наводок (ТР ЕОТ-95);

- Тимчасові рекомендації з технічного захисту інформації від відтоку побічних електромагнітних випромінювань і наводок (ТР ТЗІ ПЕМВН-95);
- Тимчасові рекомендації по формуванню розділу по захисту інформації в ТЗ на створення автоматизованих систем від 03.07.1996 р.;
- НД ТЗІ 1.1–002–99. Загальні положення щодо захисту інформації в комп'ютерних системах від несанкціонованого доступу;
- НД ТЗІ 1.4–001–2000. Типове положення про службу захисту інформації в автоматизованій системі, затверджене наказом ДСТСЗІ СБ України від 4 грудня 2000 року № 53;
- НД ТЗІ 3.6–001–2000. Технічний захист інформації. Комп'ютерні системи. Порядок створення, впровадження, супроводження та модернізації засобів технічного захисту інформації від несанкціонованого доступу;
- НД ТЗІ 3.7–003–05. Порядок проведення робіт із створення комплексної системи захисту інформації в інформаційно-телекомунікаційній системі, затверджений наказом ДСТСЗІ СБ України від 8 листопада 2005 року № 125;
- НД ТЗІ 2.5–008–2002. Вимоги із захисту конфіденційної інформації від несанкціонованого доступу під час оброблення в автоматизованих системах класу 2;
- НД ТЗІ 2.5–005–99. Класифікація автоматизованих систем і стандартні функціональні профілі захищеності оброблюваної інформації від несанкціонованого доступу;
- НД ТЗІ 2.5–004–99. Критерії оцінки захищеності інформації в комп'ютерних системах від несанкціонованого доступу;
- НД ТЗІ 2.5–010–03. «Вимоги до захисту інформації WEB-сторінки від несанкціонованого доступу»;
- ДСТУ 3396 0–96. Захист інформації. Технічний захист інформації. Основні положення;
- ДСТУ 3396 1–96. Захист інформації. Технічний захист інформації. Порядок проведення робіт;
- ДБН А.2.2–2-96. Проектування. Технічний захист інформації.

7.7.7. Підсистема розробки та проектування сховища даних

Підсистему розробки та проектування сховища даних відносять до рівня розробника. Розробка сховища даних здійснюється з дотриманням таких принципів:

- сховище оновлюється із системи джерел даних;
- дані з джерел даних завантажуються у проміжне середовище по всіх діючих комунікаційних каналах та у форматах, що застосовуються у системах джерел даних;
- дані із проміжного середовища проходять процеси очищення (вилучення дублюючих та помилкових записів, приведення до єдиного формату, уніфікація найменувань, присвоєння ідентифікаторів, впорядкування або сортування);
- очищені дані завантажуються у сховище даних;
- у сховищі даних формуються області деталізованих, агрегованих, архівних та аналітичних даних;
- доступ до даних із сховища даних здійснюється із застосуванням web-технології;
- усі елементи на всіх рівнях сховища даних та процедури їх обробки описані метаданими, які зберігаються у репозиторії сховища даних;
- метадані згруповані у глосарій, який забезпечує швидкий пошук потрібної інформації;
- очищені дані, які містять довідкову інформацію, передаються до оперативних систем, що забезпечить уніфікацію найменувань та підвищить якість інформації в інформаційних системах ДПС;
- інструменти проектування та розробки.

7.7.8. Підсистема адміністрування сховища даних

Підсистема адміністрування сховища даних повинна забезпечувати виконання функцій:

- контролю журналу подій підсистеми ETL;
- налаштування підсистеми ETL;
- контролю журналу подій сховища даних;
- налаштування бізнес-правил перевірки даних;
- контролю процедури завантаження даних в область постійного збереження;

- визначення прав доступу до даних для користувачів системи;
- резервування та відновлення.

7.8. ПРОЦЕДУРА НАПОВНЕННЯ СХОВИЩА ДАНИХ

7.8.1. Перетворення показників при наповненні сховища даних

При практичних роботах дуже важливо вивчити досвід та готові рішення, що дозволить значно скоротити час на реалізацію проекту і дозволить уникнути помилок.

Зокрема, при наповненні сховища даних під час завантаження дані можуть потребувати суттєвого перетворення. Наприклад, дані системи обробки податкової звітності надходять у вертикальних таблицях у вигляді пари: код показника – значення показника.

Таблиця 7.3

Структура таблиць даних податкової звітності у транзакційній системі

Код показника 1	Значення показника 1
Код показника 2	Значення показника 2
...	...
Код показника N	Значення показника N

Така структура дуже зручна при транзакційній обробці, де порядок отримання та відбору декларацій формується логікою конкретного кінцевого застосування та є універсальною для збереження даних усіх декларацій. На противагу цьому модель сховища даних оптимізована для зберігання у розрізі предметних областей по кожній декларації окремо. При цьому таблиці мають бути спроектовані за класичною схемою «зірка».

Таблиця 7.4

Структура таблиць даних податкової звітності у сховищі даних



Перетворення даних, що надходять з оперативних систем до сховища, є завданням системи захоплення змінених даних та ETL-процедур, технологічні прийоми яких розглянуті нижче.

7.8.2. Побудова системи захоплення змінених даних

Інформаційна система податкової служби на сьогодні має територіально розгалужену структуру. Відповідно, дані періодично надходять з регіонів та накопичуються на центральному рівні. Після надходження запускаються відповідні процедури перетворення та завантаження даних.

ETL-потік починається з передачі з джерела (source system) у сховище (DWH) нової порції даних. Практично для будь-якого сховища потрібно передавати тільки дані, що змінилися з моменту попереднього завантаження. Повне оновлення таблиць фактів (fact) і вимірювань (dimension) зазвичай небажане.

Виділення з джерела лише нових даних називається «захопленням змінених даних» (changed data capture – CDC). Ідея CDC здається досить простою: передавати дані, які змінилися з моменту останнього завантаження, але побудувати систему CDC досить складно. Зазначимо основні цілі створення системи CDC:

- виділення змінених даних для проведення вибіркової обробки замість повного оновлення;

- захоплення всіх змін вихідних даних (вставки, видалення, оновлення), включаючи зміни, виконані через нестандартні інтерфейси.
- позначення змінених даних кодами для можливості відрізнити виправлення помилок від реальних оновлень.
- розширення набору метаданих для відстеження відповідності стандартам.
- захоплення змінених даних найбільш простим способом, при цьому здійснюючи передачу даних бажано пакетом у сховище.

Перший крок при створенні системи CDC – це виявлення змін. Існує чотири основних способи для виявлення змін:

1. Колонки аудиту. У більшості випадків системи-джерела (source system) ДПА України містять колонки аудиту. Ці колонки додаються до кожної таблиці і містять дату й час вставки та останнього оновлення. Значення цих колонок зазвичай заповнюються за допомогою тригерів (trigger), які запускаються автоматично при вставці або зміні запису. Іноді з причин, пов'язаних з продуктивністю, значення заповнюються кінцевими застосуваннями, а не тригерами СУБД. У випадку, якщо ці колонки заповнюються будь-яким іншим способом (не тригерами), розробникам сховища потрібно приділити особливу увагу питанню їх достовірності. Необхідно проаналізувати і протестувати кожну колонку, щоб переконатися, чи є вона надійним індикатором зміни запису. Якщо в цій колонці зустрічаються порожні значення, то потрібно використовувати інший спосіб виявлення змін. Типова ситуація, що перешкоджає використанню колонок аудиту в системі ETL: значення колонок генеруються кінцевими застосуваннями, але адміністратори сховища запускають службові скрипти, які модифікують записи. У такому разі існує ризик час від часу упустити змінені дані при інкрементальних завантаженнях.

2. Аналіз журнальних файлів. Спосіб полягає в періодичному копіюванні журналів повторного виконання (redo log) бази даних і аналізі цих журналів з метою виділити транзакції, що впливають на таблиці. Можна також у постійному режимі «опитувати» журнали і обробляти транзакції «на льоту». Аналіз журнальних файлів є малоприйнятним способом, оскільки передбачається, що база даних, у яку вносяться зміни, функціонує на центральному рівні. У ДПА України функціонує тільки декілька систем центрального рівня. Крім того, з

практики застосування відомо, що журнальні файли часто переповнюються, що блокує подальші транзакції. Коли таке трапляється у промисловій транзакційній системі, рефлекторною реакцією відповідального адміністратора сховища даних є очищення журналів, щоб система могла продовжувати працювати. Але при очищенні журналів втрачається інформація про транзакції.

3. Вибірki за часом. Вибірka за часом передбачає, що вибираються всі записи, у яких дата вставки або останньої модифікації дорівнює sysdate-1 (при цьому вибираються всі «вчорашні» записи). Практика показує, що завантаження записів, засноване тільки на даті, є частою помилкою всіх початківців-розробників ETL, оскільки цей процес не є надійним. Завантаження, які базуються на часовій мітці (timestamp), дублюють запис у разі перезапуску процесу завантаження через збій. Це означає, що у випадку будь-якого збою потрібне ручне втручання для очищення. При цьому якщо нічне завантаження закінчується збоєм, то існує ризик, що буде пропущений день, дані за який так ніколи і не потраплять у сховище.

4. Повне порівняння. При повному порівнянні зберігається повний знімок сховища на вчорашній день і порівнюється з кожним записом із сьогоднішнього сховища для пошуку всіх змін. Із застосуванням такого підходу можна гарантовано знайти всі зміни, проте цей спосіб дуже ресурсомісткий. Для уникнення цього повне порівняння доцільно робити на вихідних системах, які функціонують на регіональному рівні. Найбільш ефективним підходом, який доцільно використовувати при побудові системи захоплення змінених даних, є застосування контрольних сум (CRC) для швидкого з'ясування того, чи змінився запис. Для цього у вихідних системах доцільно передбачити додаткове поле та контроль за його станом.

7.8.3. Підтримка зворотних посилань на оперативні системи-джерела

Відстеження всіх операцій платника податків має ключове значення для адміністрування податків. Для цього необхідний доступ до всіх процесів, де обробляються дані платника податків. Тенденція розвитку податкової служби все більше і більше спрямована на відстеження детальних транзакцій платників податків у майже реальному часі.

Зберігання детальної інформації про всі процеси, які взаємодіють з платниками податків, є складним завданням для архітектора ETL. Дані платника зустрічаються у декількох інформаційних системах, що забезпечують такі сегменти операційної діяльності, як реєстрація платників податків, обробка податкової звітності та платежів, облік платежів, податковий аудит, апеляції платників податків тощо. Відповідно, необхідно забезпечити однаковий ключ у кожній з систем та сховищі даних.

Перед фахівцями, які розробляють ETL, постає завдання видалення дублікатів записів про платника податків, що приходять з кожної системи-джерела, зіставлення платників по всіх системах, збереження та синхронізації найбільш надійним групам описових атрибутів у кожній системі.

При цьому головна проблема для архітектора ETL полягає у тому, що навіть після того, як цільовий єдиний запис про платника буде отримано, кінцевий користувач-аналітик може бути не в змозі простежити шлях назад зі сховища даних до набору транзакцій платника, які його цікавлять та містяться в одній із систем-джерел. Кроки з видалення дублікатів і «збереження запису», що виконуються при підготовці кінцевих очищених основних клієнтських даних, можуть вносити в імена, адреси і атрибути платників малопомітні зміни, які розривають зв'язок між сховищем даних і вихідними «зашумленими» транзакціями в системах-джерелах.

Необхідність у збереженні всієї детальної інформації про операції, які здійснюються платниками податків у сховищі даних, означає, що розробникам потрібно перенести всі ідентифікатори клієнта з джерел у цільовий вимір з основними клієнтськими даними. Більше того, якщо в системі-джерелі були записи-двійники для того самого платника, їх необхідно знайти і видалити на етапі ETL та потім перенести всі ідентифікатори з джерел у вимір з основними клієнтськими даними. Тільки за допомогою збереження повного набору зворотних покажчиків на вихідні ідентифікатори платника можна забезпечити той рівень можливостей щодо зворотного відстеження (зі сховища в джерела), який вимагають кінцеві користувачі.

Рекомендується створити таблицю – єдиний довідник, що буде зберігати всі вихідні ідентифікатори платника. Ця таблиця містить такі поля:

- Data Warehouse Natural Customer Key (натуральний ключ у сховищі даних);
- Source System Name (назва системи-джерела);
- Source System Customer ID (ідентифікатор клієнта в системі-джерелі);

Таблиця 7.5

Довідник ідентифікаторів платника

Data Warehouse Natural Customer Key	Source System Name	Source System Customer ID	Name
87643246544	Реєстрація платників податків	2556337566	ТОВ 1
87643246544	Операції ЗЕД	2556778678	ТОВ 1

Data Warehouse Natural Customer Key – це спеціальний ключ, створений сховищем даних. Він необхідний у вимірі з основними даними платника податків для того, щоб розробники могли однозначно визначити версії виміру, який повільно змінюється для даного платника.

До цієї таблиці можна звертатися безпосередньо, обмежуючись у запиті по полю Data Warehouse Natural Customer Key (в умові where), або за допомогою операції з'єднання (join) по цьому полю з виміром, що містить основні клієнтські дані. В обох випадках у результаті виконання запиту у полі Source System Customer ID буде міститися повний список зворотних покажчиків (тобто вихідних ідентифікаторів у системах-джерелах).

Цей дизайн має таку перевагу, що за допомогою простої вставки рядків у невелику таблицю-довідник можна справлятися з випадками різних ідентифікаторів платників податків у системах-джерелах, а також із ситуацією появи нового джерела даних у різні моменти часу в майбутньому.

7.8.4. Документування ETL-системи

Незалежно від того, чи будуть фахівці ДПА України використовувати для ETL спеціалізовані інструменти, чи розроблятимуть їх своїми руками, ETL-система є таким самим програмним забезпеченням, як і будь-яке інше, і повинна бути документована. У процесі розвитку самого сховища даних ETL-система розвивається з ним разом. Відповідно, розробники повинні мати можливість швидко розібратися як в архітектурі системи, так і в найдрібніших деталях.

З практики використання ETL-інструментів можна спростувати думку, що вони самодокументуються. Завжди потрібно проектувати архітектуру ETL-системи. І завжди потрібно документувати цю систему шляхом підготовки відповідного опису.

Для того щоб ETL-систему було легко супроводжувати, необхідно правильно підійти до її проектування та відповісти на питання, як можна розбити системи на модулі і як ці модулі разом згрупуються в єдиний потік. Систему варто розробляти таким чином, щоб кожній таблиці у сховищі відповідав окремий пакет, потік, модуль, а також написати документ, що описує загальний підхід.

Спочатку необхідно спроектувати шаблон модуля і згрупувати схожі дії. Шаблон повинен ясно визначати, які елементи використовуються для запитів, трансформацій, пошуку по довідниках, приведення до загального вигляду, обробки змін у довідниках і завантажень у цільові таблиці. Потім необхідно задокументувати шаблон, використовуючи скріншоти. Документація повинна фокусуватися на тому, що робиться, а не на деталях того, як робиться кожен крок.

Далі за шаблоном будуються модулі для кожного вимірювання і таблиці фактів. Якщо ETL-інструмент дозволяє встановлювати розташування окремих елементів, то варто робити всі модулі однаково. Модулі для кожної таблиці-виміру повинні розроблятися на основі одного шаблону. Те саме стосується і модулів таблиць фактів. Документація для кожної таблиці має концентрувати увагу на відмінностях від шаблону. Не потрібно повторювати деталі, приділяти увагу тільки важливим моментам. Якщо інструмент дозволяє це зробити, необхідно додати до ETL-системи коментарі.

У випадку, коли ETL-інструмент підтримує самодокументування, доцільно скористатися цією функціональністю.

7.8.5. Модифікації існуючих таблиць фактів і вимірювань

Розробники сховища даних часто стикаються з проблемою додавання нових типів даних або зміни відносин між даними, після того як сховище даних створено та експлуатується. Відповідно, у сховищі даних ДПС необхідно передбачити, щоб такі модифікації були максимально гнучкими, тобто такими, щоб наявні програми генерації звітів продовжували б своє існування без необхідності у їх перекодуванні.

Очевидно, існують деякі зміни, які неможливо виконати гнучко. Якщо джерело даних перестає бути доступним і для нього не існує сумісної заміни, то програми, що залежать від цього джерела, перестануть працювати. Але є клас ситуацій, коли зміни в середовищі можна обробляти гнучко. Передбачувана симетрія багатовимірних моделей має ряд переваг. Багатовимірні моделі здатні сприймати значні зміни у вихідних даних, на основі яких здійснювалося проектування, при цьому існуючі програми будуть продовжувати функціонування. Нижче наводиться список таких змін, починаючи з найбільш простих.

1. **НОВІ АТРИБУТИ ВИМІРЮВАНЬ.** Якщо, наприклад, виявляються нові текстові атрибути платника податків, необхідно додати ці атрибути до виміру як нові поля. Усі наявні програми будуть користуватися новими атрибутами і будуть продовжувати функціонувати. Більшість інтерфейсів користувача повинні підтримувати нові атрибути під час роботи над запитом. Концептуально список атрибутів, доступних для накладання умов і групування, має відобразитися в інструменті побудови запитів або генерації звітів за допомогою запитів у формі: `SELECT COLUMN_NAME FROM SYS_TABLES WHERE TABLE_NAME = 'TAXPAYER'`. Цей тип інтерфейсу користувача «приспосується» до змін після додавання у схему нових атрибутів виміру.

У середовищі вимірів, які повільно змінюються (SCD), необхідно проявляти обережність, щоб точно присвоїти значення новим атрибутам для різних версій записів таблиці вимірів. Якщо значення нових атрибутів доступні тільки після певного моменту часу, то як значення атрибуту для старих записів таблиці вимірів необхідно використовувати значення «недоступно» або його еквівалент.

2. **НОВІ ТИПИ вимірюваних фактів.** Аналогічно, якщо стають доступними нові вимірювані факти, можна гнучко додати їх у таблицю фактів. Найпростіший випадок – коли нові факти стають доступними для тих самих подій при тій самій мірі деталізації, що і в існуючих фактів. У цьому випадку таблиця фактів змінюється шляхом додавання до неї нових полів для фактів, а потім у них записуються фактичні значення. В ідеальному випадку для додавання до наявної таблиці фактів нових ролей можна використовувати оператор `ALTER TABLE`. Якщо це неможливо, то потрібно створити ще одну таблицю фактів з новими полями і скопіювати в неї записи з першої.

Для дуже великих таблиць фактів можна робити копіювання великими блоками, щоб не зберігати всю велику таблицю повністю у двох примірниках. Якщо нові факти стають доступними тільки починаючи з певного моменту, необхідно записати порожні значення в попередні записи таблиці фактів. Нові застосування, що використовують нові факти, повинні коректно їх відображати, навіть якщо зустрінуться порожні записи. Користувачам необхідно повідомити про те, що нові факти доступні тільки з певного моменту.

Більш складна ситуація виявляється, якщо нові факти недоступні під час аналізу старих фактів, або якщо нові факти мають інший ступінь деталізації. Якщо нові факти не можна поширити на початковий ступінь деталізації таблиці фактів, то найчастіше доцільно нові факти розміщувати в окремій власній таблиці фактів. Змішування ступеня деталізації або змішування несумісних видів величин в одній таблиці фактів майже завжди є помилкою. Якщо трапляється така ситуація, необхідно використовувати інструмент, здатний генерувати багатопрохідний SQL та робити запити з декількох таблиць фактів у відповідь на запит користувача.

3. НОВІ ВИМІРЮВАННЯ. Новий вимір можна додати до існуючої таблиці фактів шляхом додавання нового поля, що є зовнішнім ключем, і заповнення його значеннями первинного ключа нового виміру. Наприклад, можна додати вимір «Товарна номенклатура ЗЕД» до таблиці фактів експортних операцій, якщо в наявності є відповідне джерело. При цьому не змінюється ступінь деталізації таблиці фактів. Якщо інформація про товарну номенклатуру ЗЕД доступна тільки починаючи з якогось моменту часу, то значення зовнішнього ключа для попередніх моментів повинні вказувати на запис у таблиці виміру, поле опису якої містить рядок «інформація недоступна».

4. ВИМІРЮВАННЯ, ЯКІ СТАЮТЬ БІЛЬШ ДЕТАЛЬНИМИ. Інколи бажано збільшити ступінь деталізації виміру. Наприклад, виникла потреба у зміні таблиці фактів податкових надходжень торговельних мереж з метою заміни виміру «Магазин» на вимір «Каса». Якщо у нас 100 магазинів, у кожному з яких у середньому близько 10 кас, то новий вимір «Каса» буде мати 1000. Усі атрибути магазину, які були присутні в первісному вимірі, будуть включені у вимірювання «Каса», оскільки каси відповідають магазинам у відношенні багато до одного. Атрибути магазину також можна моделювати фізично за допомогою консольної таблиці вимірювання типу «сніжинка», при-

єднаної до таблиці вимірювання «Каса». Варто зазначити, що коли збільшується рівень деталізації виміру «Магазин-Каса», розробники повинні збільшити ступінь деталізації таблиці фактів. У наведеному прикладі таблиця фактів стає у 10 разів більшою.

Імовірно, не існує іншого рішення, як тільки видалити таблицю фактів і побудувати її заново. Незважаючи на те, що це рішення велике і складне, воно є досить гнучким. Усі наявні програми та підсумкові дані по магазинах залишаться незмінними, а всі запити будуть повертати ті самі результати. Швидкість роботи може зменшитися через збільшення кількості записів у таблиці фактів, але для прискорення запитів необхідно будувати агреговану таблицю рівня магазину. У первинному вигляді це була б таблиця фактів, тепер вона буде анонімною агрегованою таблицею.

5. ДОДАВАННЯ ЯВНОЇ ІЄРАРХІЇ, що пов'язує два вимірювання. Може виникнути ситуація, коли існують два виміри, ієрархічно пов'язані відношенням один до багатьох, але з різних причин вони існують у вигляді двох різних вимірів. У такому випадку зазвичай поєднуються в один вимір сутності, що мають ієрархічні відносини, однак, якщо один з вимірів існує сам собою у вигляді «узгодженого» виміру, розробники можуть вирішити відокремити їх один від одного. Незважаючи на потребу у поділі вимірювань, деякі розробники додають спеціальний ключ до певних таблиць фактів, де новий вимір є комбінацією вимірювань. До нього можна в будь-який час адресувати запити для дослідження відношення. Додавання ключа цього нового комбінованого вимірювання породжує ті самі проблеми адміністрування, як і у випадку додавання нового виміру, що описано вище у пункті 3.

6. ДОДАВАННЯ АБСОЛЮТНО НОВОГО ДЖЕРЕЛА ДАНИХ, що пов'язане з існуючим виміром, а також додавання нових вимірювань. Майже завжди нове джерело даних має свою власну гранулярність і свої власні виміри. У сховищі необхідно завести нову таблицю фактів. Оскільки всі наявні таблиці фактів і вимірів залишаються непорушними за визначенням, усі існуючі програми будуть продовжувати працювати. Незважаючи на те, що цей випадок здається стандартним, основне завдання тут полягає в тому, щоб не допустити перенесення нових показників у наявні таблиці фактів. Одна таблиця фактів завжди містить один вид показників, які мають уніфікований рівень деталізації.

ВИСНОВКИ ДО ГЛАВИ 7

Між економічними процесами та податковою системою держави існує нерозривний зв'язок, який полягає в ефективному регулюванні економічних процесів за допомогою податків. Проте контрольний та регуляторний потенціал податкової системи в Україні використовується не повною мірою, що зумовлюється недостатньо ефективною системою контролю за сплатою податків, моніторингу надходжень від окремих платників податків та регіонів, аналізу та планування діяльності органів податкової служби.

Підвищити ефективність моніторингу податкової інформації, контролю цільових показників, аналізу та автоматизованого планування діяльності податкових органів здатна єдина національна інформаційно-аналітична система ДПС, що ґрунтується на інформаційному сховищі даних державної податкової служби України. З цією метою необхідно забезпечити ефективний швидкий збір податкової інформації, її передачу каналами зв'язку, завантаження, зберігання, пошук та подальшу обробку, урахуваючи ієрархічність та розгалуженість структури державних податкових органів, а також величезні обсяги даних первинної інформації та різноманітних аналітичних звітів.

Потреба у створенні сховища даних обґрунтовується завданнями, які стоять перед Державною податковою адміністрацією України, та сучасним станом існуючої інформаційно-аналітичної системи ДПС, що складається із великої кількості розрізаних систем та баз даних, інформація в яких часто дублюється, є неузгодженою та суперечливою. Створення сховища даних як основи інфраструктури інформаційно-аналітичної системи та інтеграції інформації системи оподаткування є першочерговим завданням з інформатизації ДПС.

У цій главі викладено та проаналізовано теоретичні засади конструювання сховищ даних для організацій із територіально розгалуженою ієрархічною структурою, а також запропоновано методику наповнення інформаційного сховища даних державної податкової служби України в межах запровадження інформаційно-аналітичної системи ДПС у національному масштабі.

З цією метою було проаналізовано підходи до конструювання сховищ даних та обґрунтовано вибір архітектури; визначено перелік джерел даних для системи сховища даних центрального рівня;

визначено вимоги до даних, які будуть завантажуватися у сховище даних; проаналізовано та обґрунтовано вибір підходів до створення інтегрованого середовища для розробки та розгортання корпоративного сховища та вітрин даних; описано механізми очищення, синхронізації, агрегації даних, оперативного та інтелектуального аналізу даних та підготовки аналітичних звітів; описано регламенти завантаження даних до сховища даних тощо.

Було обґрунтовано доцільність ретельно задокументувати ETL-систему, у тому числі використовуючи всі можливості програмного засобу, який буде використовуватися для побудови та наповнення сховища даних.

Також обґрунтовано необхідність у застосуванні стандарту CWM. Показано, що як альтернативу довелося розробляти б власні елементи стандарту, реалізовані у вигляді унікальних програмних шлюзів для кожної пари інтегрованих систем. Використання CWM дозволяє вирішувати проблему обміну метаданими навіть між продуктами, які не підтримують у явному вигляді цього стандарту.

Показано, що пріоритетними завданнями, які насамперед доцільно реалізувати з використанням технології сховища даних, є створення класифікатора показників податкової системи, аналіз ризиків несплати податків та формування плану-графіка проведення податкових перевірок, планування та прогнозування податкових надходжень до бюджету на короткострокову та середньострокову перспективу, аналіз впливу законодавчих ініціатив на податкові надходження, формування регламентованих звітів, аналіз ефективності діяльності органів податкової служби тощо.

ВИСНОВКИ ТА РЕКОМЕНДАЦІЇ

Податкова система є одним із найважливіших регуляторів соціально-економічного розвитку країни. Здійснюючи податкову політику, держава може сприяти зростанню господарської активності, збільшенню бюджетних надходжень, протидії тіньовим процесам, створенню сприятливої кон'юнктури ринку, формуванню умов для розвитку пріоритетних галузей економіки, реалізації соціально спрямованої політики.

Це свідчить про нерозривний зв'язок між економічними процесами та податковою системою держави, який полягає в ефективному регулюванні економічних процесів за допомогою податків. Однак контрольний та регуляторний потенціал податкової системи в Україні використовується не повною мірою, що зумовлюється недостатньо ефективною системою контролю за сплатою податків, моніторингу надходжень від окремих платників податків та регіонів, аналізу та планування діяльності органів податкової служби.

Підвищити ефективність моніторингу податкової інформації, контролю цільових показників, аналізу та автоматизованого планування діяльності податкових органів здатна єдина національна інформаційно-аналітична система ДПС, що ґрунтується на інформаційному сховищі даних державної податкової служби України. З цією метою потрібно забезпечити ефективний швидкий збір податкової інформації, її передачу каналами зв'язку, завантаження, зберігання, пошук та подальшу обробку, урахування ієрархічності та розгалуженості структури державних податкових органів, а також величезні обсяги даних первинної інформації та різноманітних аналітичних звітів.

Необхідність у створенні сховища даних обґрунтовується завданнями, які стоять перед державною податковою службою України, та сучасним станом існуючої інформаційно-аналітичної системи ДПС, що складається з великої кількості розрізнених систем та баз даних, інформація в яких часто дублюється, є неузгодженою та суперечливою. Відповідно, створення сховища даних як основи інфраструктури інформаційно-аналітичної системи та інтеграції інформації системи оподаткування є першочерговим завданням з інформатизації ДПС.

Також надзвичайно важливим завданням є вдосконалення аналітичної діяльності, підвищення обґрунтованості управлінських рішень

щодо планування податкових надходжень, аналізу ефективності діяльності органів виконавчої влади. Отже, у монографії особливу увагу приділено аналітичній складовій інформаційно-аналітичної системи державної податкової служби, в основу якої покладено інтелектуальні технології моделювання у сфері оподаткування. Зокрема, розроблено концептуальні та методологічні підходи та побудовано економіко-математичні моделі прогнозування податкових надходжень, аналізу ризиків у податковій сфері тощо. Математичним підґрунтям для побудови цих моделей слугували такі інтелектуальні технології, як нейронні мережі, нечітка логіка.

Побудовані економіко-математичні моделі доведено до алгоритмічної та програмної реалізації, а також проведено велику кількість модельних експериментів з перевірки адекватності цих моделей та відповідного їх удосконалення. У результаті проведення цих експериментів було отримано суттєві нові наукові результати та надано рекомендації з конструювання математичних моделей на основі нейро-нечітких технологій. Викладемо найбільш суттєві рекомендації, що були отримані у цій роботі, а також ряд рекомендацій інших дослідників, які можуть допомогти при реалізації та впровадженні в інформаційно-аналітичну систему ДПС України економіко-математичних моделей на основі інструментарію нейронних мереж та нечіткої логіки.

Одна з найбільш суттєвих рекомендацій стосуватиметься співвідношення кількості параметрів моделей та обсягу статистичної вибірки, на якій здійснюється їх налаштування. Загальним правилом є те, що для конструювання математичних моделей необхідно забезпечити таку кількість спостережень, яка перевищуватиме кількість параметрів цих моделей. Зокрема, з метою уникнення ефекту перенавчання при побудові нейронної мережі типу перцептрон обов'язково потрібно відстежувати, щоб кількість параметрів моделі, які підлягають оптимізації (ваг міжнейронних зв'язків, нульових параметрів суматорів та параметрів функцій активації нейронів), була меншою за обсяг навчальної вибірки. І хоча для коректного налаштування економіко-математичної моделі достатньо, щоб обсяг статистичної вибірки був на одне спостереження більший за кількість її параметрів, все-таки модель буде більш стійкою, якщо статистика буде хоча б утричі більшою.

Однак при конструюванні нейронних мереж іншого типу рекомендації щодо обсягу навчальної вибірки можуть бути іншими.

Наприклад, для коректного збереження та подальшого відновлення інформації з асоціативних мереж Хопфілда необхідно, щоб кількість спостережень навчальної вибірки не перевищувала 14 % від числа нейронів у шарі Хопфілда. Крім того, для налаштування таких мереж бажано намагатися підібрати несхожі між собою навчальні приклади.

Що стосується іншого різновиду нейронних мереж – карт самоорганізації, то у разі недостатності статистичних спостережень, приклади із навчальної вибірки можна подавати на входи мережі повторно. Хоча, звісно, бажано володіти навчальною вибіркою, обсяг якої суттєво перевищує кількість вузлів карти самоорганізації.

Моделі на нечіткій логіці здатні здійснювати розрахунки взагалі без налаштування на реальних даних – ґрунтуючись на експертно встановлених правилах прийняття рішень та заданих параметрах функцій належності. Однак вони передбачають можливість оптимізації параметрів на наявній статистиці, що може суттєво підвищити якість логічного висновку.

Ще одна загальна рекомендація до побудови економіко-математичних моделей стосується кількості вхідних факторів. Найбільш ефективною модель виявляється за умови, коли кількість пояснювальних змінних перебуває в межах від п'яти до семи (деякі дослідники вказують на оптимальну кількість входів моделі 7 ± 2 [218]). Так, якщо будується економетрична модель, то перевищення кількості вхідних факторів понад сім майже, напевно, призведе до прояву негативного явища мультиколінеарності. І хоча для нелінійних моделей це явище не має загрози, зростання кількості пояснювальних показників зменшує вплив кожного з них окремо на значення результативної змінної. Коли виникає необхідність у врахуванні великої кількості факторів, то доречно модель зробити ієрархічною і пояснювальні змінні розподілити за різними узагальненими групами показників.

За приблизно однакових результатів моделювання (точності відтворення вихідної статистики, прогнозування на незалежній тестовій вибірці та стійкості результатів прогнозування на різних вибірках) необхідно для подальшого використання брати ту економіко-математичну модель, яка має більш просту структуру.

Деякі наші рекомендації стосуватимуться первинної обробки даних перед їх поданням на входи моделей, розроблених на основі інструментарію нейронних мереж, а також вибору виду функцій активації нейронів.

При моделюванні на підґрунті кількісних змінних із застосуванням нейронних мереж значення показників мають бути переведені у відносну форму або нормалізовані, щоб характеризуватися приблизно одною розмірністю. Причому це стосується як значень вхідних змінних, так і результативного показника. І тут не важливо, що при переході від абсолютних до відносних значень може бути втрачена значимість кореляційного зв'язку між вхідними та вихідною змінними (що зазвичай відбувається для економічних часових рядів, особливо на тривалих часових інтервалах). У будь-якому випадку точність відтворення результативного показника на базі нелінійних моделей має суттєво підвищитися, оскільки після налаштування на реальних даних розмірності в параметрах системи не будуть мати суттєвих перекосів у числовому вимірюванні (і це забезпечить уникнення нейронною мережею екстремальної поведінки).

Якщо результативний показник нейромережевої моделі набуває значення в інтервалі від 0 до 1 або від -1 до 1 (що може бути, наприклад, за нормалізації змінних), то для нейрона вихідного шару доречно застосовувати сигмоїдні (1.7), (1.8) або лінійні з обмеженнями по осі ординат (1.3), (1.4) функції активації. Якщо результуюча змінна набудатиме лише значення -1 , 0, 1 (наприклад у задачах класифікації), то доцільно використовувати порогові функції активації (1.5), (1.6). Якщо значення результативного показника не обмежуються, тоді можна скористатися лінійною функцією активації (1.2) – коли вихід нейрона вихідного шару дорівнюватиме розрахунку на його суматорі. При цьому для нейронів попередніх шарів доцільно застосовувати диференційовані функції активації, такі як сигмоїдні (1.7), (1.8) або радіально-базисна (1.9), що дозволяють підвищити точність та швидкість оптимізації параметрів нейронної мережі.

Також надамо ряд рекомендацій, специфічних для моделей на нечіткій логіці, які стосуватимуться вибору функцій належності та процедури розрахунку результуючої змінної. Так, при конструюванні моделей на нечіткій логіці рекомендуємо відбирати функції належності, що є диференційованими та повільно спадними. На те є кілька причин. По-перше, із використанням диференційованих функцій належності суттєво зменшується похибка відтворення результативного показника на основі пояснювальних змінних моделі (оскільки в основі найбільш точних методів оптимізації лежить градієнтний підхід). За рахунок ефективного налаштування параметрів моделі

вдається значно підвищити точність нечіткого логічного висновку на базі складних нелінійних функціональних залежностей.

По-друге, доцільність встановлення для функцій належності вхідних змінних таких параметрів, за яких ці функції будуть доволі пологими (розтягнутими), зумовлюється порядком розрахунку результативного показника, в основі якого лежить процедура мультиплікації (або мінімізації) значень функцій належності вхідних змінних у кожному правилі. Адже за умови використання лінійних функцій належності (трапецієподібної, трикутної тощо), у разі, якщо поточна комбінація змінних, що подається на входи системи, неточно відповідає встановленому правилу прийняття рішень (тобто хоча б один із вхідних показників не відповідає заданому у правилі терму), тоді значення принаймні однієї функції належності буде мати значення нуль. У такому випадку в результаті здійснення операції мультиплікації (мінімізації) значень функцій належності вхідних змінних дане правило також згенерує нуль на виході незалежно від значень інших пояснювальних змінних (навіть якщо вони повністю відповідають установленим у цьому правилі термам). За таких умов розрахунком виходу моделі за всіма правилами найбільш часто буде нуль. Це вказує на цілковиту невідповідність комбінації вхідних показників жодному з термів результуючої змінної, які, зауважимо, охоплюють повну множину її можливих значень. Зрозуміло, що такий підхід є принципово некоректним.

Відповідно, щоб уникнути такої ситуації, у моделі на нечіткій логіці доцільно застосовувати диференційовані повільно спадні функції належності, які для широкої підмножини значень змінної будуть досить далекими від нуля. Це надасть можливість урахувувати комбінацію встановлених у правилі термів, а не робити некоректний висновок на основі лише однієї змінної, яка не відповідає заданому у правилі лінгвістичному значенню. Варто зазначити, що в результаті проведення оптимізації параметрів нечітких моделей на реальних статистичних даних функції належності зазвичай стають дійсно дуже розтягнутими. Якщо виникає необхідність чітко встановити границю, при виході за яку змінна не відповідає певному терму, то її диференційовану функцію належності можна звичайним способом обмежити.

Оскільки для розрахунку результативного показника моделі важливою є комбінація всіх відібраних вхідних факторів, а не найменше значення функції належності одного з них до представленого в логіч-

ному правилі терму, то вихід кожного правила доцільно розраховувати шляхом мультиплікації функцій належності всіх вхідних змінних. А для знаходження функцій належності результуючої змінної по кожному її терму пропонуємо застосувати операцію максимізації. Це зумовлюється тим, що при побудові моделі на нечіткій логіці для кожного терму результативного показника зазвичай формується різна кількість вирішальних правил. Якщо здійснювати додавання функцій належності всіх таких правил, що відносяться до одного терму результуючої змінної, то найбільше значення функції належності частіше буде у того терму, який описується більшою кількістю правил. При застосуванні операції максимізації такого недоліку вдається уникнути.

Зазначимо, що коректна побудова економіко-математичних моделей на базі теорій нейронних мереж та нечіткої логіки із дотриманням наданих вище рекомендацій дозволить забезпечити математичну чистоту розрахунків та суттєво підвищити ефективність моделювання показників у сфері оподаткування порівняно з альтернативними математичними підходами.

Узагальнюючи викладене вище, зазначимо, що інформаційно-аналітична система на базі центрального сховища даних являтиме собою сукупність інформації, економіко-математичних методів та моделей, технічних, програмних та технологічних засобів, що забезпечать підвищення ефективності обробки податкової інформації та прийняття управлінських рішень. Це врешті сприятиме збільшенню керованості фінансовою системою країни, прозорості роботи фіскальних органів, що дозволить підвищити довіру платників податків до ДПС та збільшити податкові надходження до бюджету України.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://finance.yahoo.com>.
2. Недосекин А. О. Методологические основы моделирования финансовой деятельности с использованием нечетко-множественных описаний: дис. ... докт. экон. наук: 08.00.13 / Недосекин А. О. – СПб., 2003. – 280 с.
3. Кун Т. Структура научных революций / Кун Т. – М.: Прогресс, 1975. – 288 с.
4. Галіцин В. К. Інформаційний менеджмент: наука про інформаційні процеси та управління ними, перспективи його розвитку/В. К. Галіцин, С. Ф. Лазарева // Моделювання та інформаційні системи в економіці. – К.: КНЕУ, 2006. – Вип. 74. – С. 5–29.
5. Печчеи А. Человеческие качества / Печчеи А. – 2-е изд. – М.: Прогресс, 1985. – 312 с.
6. Некипелов А. Д. Приоритеты развития современной экономической теории / Некипелов А. Д., Татаркин А. И., Попов Е. В. // Экономическая наука современной России. – 2006. – № 3. – С. 127–141.
7. Вітлінський В. В. Актуальні питання розвитку теорії ризику / В. В. Вітлінський // Моделювання та інформаційні системи в економіці. – К.: КНЕУ, 2006. – Вип. 74. – С. 30–38.
8. Ашшурский Э. Э. Эволюция при посредниках / Э. Э. Ашшурский // Вести, версии, события. – 2007. – № 12 (245). – С. 15.
9. Петерс Э. Хаос и порядок на рынках капитала. Новый аналитический взгляд на циклы, цены и изменчивость рынка / Петерс Э. – М.: Мир, 2000. – 333 с. (в оригіналі: Edgar E. Peters. Chaos and Order in the Capital Markets: A New View of Cycles, Prices, and Market Volatility. – New York: John Wiley & Sons Inc., 1996. – 239 p.).
10. Вітлінський В. В. Зміна парадигми в сучасній теорії економіко-математичного моделювання / В. В. Вітлінський, А. В. Матвійчук // Економіка України. – 2007. – № 11. – С. 35–43.
11. Вітлінський В. В. Нейро-нечітке моделювання в інтелектуальних системах прийняття рішень / В. В. Вітлінський, А. В. Матвійчук // Моделювання та інформаційні системи в економіці. – К.: КНЕУ, 2008. – Вип. 78. – С. 20–28.
12. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.bank.gov.ua>.
13. Maria Vassalou, Yuhang Xing. Default Risk I Equity Returns // The Journal of Finance. – 2004. – Vol. LIX. – No. 2. – P. 831–868.
14. Wiener N. Differential-space // J. Math. Phys. Math. Inst. Technol. – No. 2. – 1923. – P. 131–174.
15. Osborne M. F. M. Periodic Structure in the Brownian Motion of Stock Prices // Journal of Operations Research. – 1960. – No. 10. – P. 345–379.
16. Case J. The Modeling and Analysis of Financial Time Series // The American Mathematical Monthly. – 1998. – Vol. 105. – No. 5. – P. 401–411.
17. Friedman B. M., Laibson D. I. Economic Implications of Extraordinary Movements in Stock Prices // Brookings Papers on Economic Activity. – 1989. – No. 2. – P. 137–189.
18. Lo A., Mackinlay A. C. Stock Market Prices Do Not Follow Random Walks: Evidence from a Simple Specification Test // Review of Financial Studies. – 1988. – Vol. I. – No. 1. – P. 41–66.
19. Turner A. L., Weigel E. J. Daily stock market volatility // Management Science. – 1992. – No. 38. – P. 1586–1609.
20. Sharpe W. F. A Simplified Model of Portfolio Analysis // Management Science. – 1963. – January. – P. 277–293.
21. Lintner J. The Valuation of Risk Assets and The Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets // Review of Economics and Statistics. – 1965. – February. – P. 13–37.
22. Engle R. F. Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation // Econometrica. – 1982. – Vol. 50. – P. 987–1007.
23. Bollerslev T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity // Journal of Econometrics. – 1986. – Vol. 31. – P. 307–327.
24. McCulloch W. S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity // Bulletin of Mathematical Biophysics. – 1943. – Vol. 5. – P. 115–133.
25. Мандельброт Б. Фрактальная геометрия природы / Мандельброт Б. – М.: Ин-т компьютерных исследований, 2002. – 656 с.
26. Петерс Э. Фрактальный анализ финансовых рынков: Применение теории Хаоса в инвестициях и экономике / Э. Петерс. – М.: Интернет-Трейддинг, 2004. – 304 с. (в оригіналі: Edgar E. Peters. Fractal Market Analysis: Applying Chaos Theory to Investment and Economics. – New York: John Wiley & Sons Inc., 1994. – 315 p.)
27. Mandelbrot B. B. The variation of certain speculative prices // Journal of Business. – 1963. – No. 36. – P. 394–419.
28. Матвійчук А. В. Моделювання економічних процесів із застосуванням методів нечіткої логіки / А. В. Матвійчук. – К.: КНЕУ, 2007. – 264 с.
29. Матвійчук А. В. Аналіз та прогнозування розвитку фінансово-економічних систем із використанням теорії нечіткої логіки / А. В. Матвійчук. – К.: Центр навчальної літератури, 2005. – 206 с.
30. Мороз О. В. Оптимальне управління економічними системами в умовах невизначеності та ризику / О. В. Мороз, А. В. Матвійчук. – Вінниця: УНІВЕРСАМ-Вінниця, 2003. – 177 с.
31. Матвійчук А. В. Дослідження залежності якості прогнозування курсів цінних паперів нейронними мережами від форми подання

- вхідних даних / А. В. Матвійчук // Збірник наукових праць Черкаського державного технологічного університету. – 2003. – Випуск 8. – С. 147–156. – (Серія «Економічні науки»).
32. Камінський А. Б. Економіко-математичне моделювання фінансових ризиків: автореф. дис. на здобуття наук. ступеня докт. екон. наук: 08.00.11 / А. Б. Камінський. – К., 2007. – 34 с.
33. Mandelbrot B. V. A Multifractal Walk Down Wall Street // *Scientific American*. – 1999. – No 2. – P. 70–73.
34. Гунин Г. А. Нечёткая логика как альтернативный подход к формированию инвестиционного портфеля / Г. А. Гунин // *Экономическая кибернетика: системный анализ в экономике и управлении: сборник научных трудов*. – 2002. – Вып. 4. – С. 72–76.
35. Дилигенский Н. В. Нечеткое моделирование и многокритериальная оптимизация производственных систем в условиях неопределенности: технология, экономика, экология / Дилигенский Н. В., Дымова Л. Г., Севастьянов П. В. – М.: Машиностроение-1, 2004. – 401 с.
36. Долятовский В. А. Методы эволюционной и синергетической экономики в управлении / Долятовский В. А., Касаков А. И., Коханенко И. К. – Ростов-на-Дону: Рост. гос. экон. ун-т, 2001. – 578 с.
37. Шаратов О. Д. Сучасні методи дослідження складних фінансово-економічних систем / Шаратов О. Д., Дербенцев В. Д., Соловйов В. М. // *Вісник Української академії банківської справи*. – 2006. – Вип. 20. – С. 100–110.
38. Сергеева Л. Н. Нелинейная экономика: модели и методы / Сергеева Л. Н. / научн. редактор д.э.н., проф. Ю. Г. Лысенко. – Запорожье: Полиграф, 2003. – 218 с.
39. Занг В. Б. Синергетическая экономика. Время и перемены в нелинейной экономической теории / Занг В. Б. – М.: Мир, 1999. – 336 с.
40. Сорнетте Д. Как предсказывать крахи финансовых рынков: критические события в комплексных финансовых системах / Сорнетте Д. – М.: Интернет-трейдинг, 2003. – 400 с.
41. Gilmore C. G. An examination of nonlinear dependence in exchange rates, using recent methods from chaos theory // *Global Finance Journal*. – 2001. – No. 12. – P. 139–151.
42. Fama E. F., French K. The Cross-Section of Expected Stock Returns // *Journal of Finance*. – 1992. – June. – P. 427–465.
43. Black F., Scholes M. The Pricing of Options and Corporate Liabilities // *The Journal of Political Economy*. – 1973. – No. 3. – Vol. 81. – P. 637–659.
44. Merton R. Theory of Rational Option Pricing // *Bell Journal of Economics and Management Science*. – 1973. – No. 4. – P. 141–183.

45. Markowitz H. M. Portfolio Selection // *Journal of Finance*. – 1952. – March. – P. 77–91.
46. Markowitz H. Portfolio Selection. Efficient Diversification of Investments. – N. Y.: John Wiley and Sons, 1959. – 384 p.
47. Шарп У. Ф. Инвестиции / Шарп У. Ф., Александер Г. Дж., Бэйли Дж. В. – М.: ИНФРА-М, 1997. – 1024 с.
48. Altman E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy // *The Journal of Finance*. – 1968. – No. 4. – P. 589–609.
49. Матвійчук А. В. Моделювання фінансової стійкості підприємств із застосуванням теорій нечіткої логіки, нейронних мереж і дискримінантного аналізу / А. В. Матвійчук // *Вісник НАН України*. – 2010. – № 9. – С. 24–46.
50. Матвійчук А. В. Дискримінантна модель оцінки ймовірності банкрутства // *Моделювання та інформаційні системи в економіці* / А. В. Матвійчук. – К.: КНЕУ, 2006. – Вип. 74. – С. 299–314.
51. Матвійчук А. В. Діагностика банкрутства підприємств / А. В. Матвійчук // *Економіка України*. – 2007. – № 4. – С. 20–28.
52. Матвійчук А. В. Діагностика банкрутства підприємств в умовах трансформаційної економіки / А. В. Матвійчук // *Економическая наука современной России*. – 2008. – № 4 (40). – С. 90–104.
53. Матвійчук А. В. Прогнозирование банкротств предприятий с использованием инструментария нейронных сетей / А. В. Матвійчук // *Управление финансовыми рисками*. – 2008. – № 4 (16). – С. 280–288.
54. Матвійчук А. В. Діагностика банкрутства підприємств з використанням інструментарія нейронних мереж. / А. В. Матвійчук, Г. И. Великоиваненко // *Современные проблемы моделирования социально-экономических систем: монография*. – Х.: ФЛП Александрова К. М.; ИД ИНЖЭК, 2009. – 440 с. – С. 375–389
55. Andriy Matviychuk. Bankruptcy prediction in transformational economy: discriminant and fuzzy logic approaches // *Fuzzy economic review*. – 2010. – May. – Vol. XV. – No. 1. – P. 21–38.
56. Недосекин А. О. Нечетко-множественный анализ рисков фондовых инвестиций / Недосекин А. О. – СПб.: Сезам, 2002. – 181 с.
57. Терещенко О. О. Дискримінантна модель інтегральної оцінки фінансового стану підприємства / О. О. Терещенко // *Економіка України*. – 2003. – № 8. – С. 38–45.
58. Терещенко О. О. Дискримінантний аналіз в оцінці кредитоспроможності підприємства / О. О. Терещенко // *Вісник Національного банку України*. – 2003. – № 6 (88). – С. 24–27.
59. Терещенко О. О. Антикризове фінансове управління на підприємстві / Терещенко О. О. – К.: КНЕУ, 2004. – 268 с.

60. Островська О. А. Застосування інтегрованих показників у вітчизняній аналітичній практиці / О. А. Островська // *Фінанси, облік і аудит*. – 2005. – Вип. 6. – С. 106–113.
61. Русак Н. А. Финансовый анализ субъекта хозяйствования / Н. А. Русак, В. А. Русак. – Мн.: Выш. шк., 1997. – 309 с.
62. Rosenblatt F. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain // *Psychological Review*. – 1958. – № 65. – P. 386–407.
63. Minsky M. L., Papert S. A. *Perceptrons*. – Cambridge, MA: MIT Press, 1969. – 263 p.
64. Rummelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J. Learning Internal Representation by Back-Propagation Errors // *Nature*. – 1986. – № 23. – P. 533–536.
65. Minai A. A., Williams R. D. Acceleration of Back-Propagation through Learning Rate and Momentum Adaptation // *International Joint Conference on Neural Networks*. – 1990. – Vol. I. – P. 676–680.
66. Chen J., Mars P. Stepsize Variation Methods for Accelerating the Back-Propagation Algorithm // *IJCNN-90*. – Lawrence Erlbaum, Washington. – 1990. – Vol. 1. – P. 601–604.
67. Roy A., Govil S., Miranda R. A Neural Network Learning Theory and a Polynomial Time RBF Algorithm // *IEEE Transactions on Neural Networks*. – 1997. – Vol. 8. – No. 6. – P. 1301–1313.
68. Bechtel W. Currents in connectionism // *Minds and Machines*. – 1993. – No. 3. – P. 125–153.
69. Шарапов О. Д. Розвиток алгоритму зворотного поширення помилки в задачах оптимізації параметрів нейронних мереж / О. Д. Шарапов, А. В. Матвійчук // *Моделювання та інформаційні системи в економіці*. – К.: КНЕУ, 2009. – Вип. 79. – С. 30–45.
70. Круглов В. В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети / Круглов В. В., Дли М. И., Голубов Р. Ю. – М.: Изд-во физико-математической литературы, 2001. – 224 с.
71. Круглов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В. В. Круглов, В. В. Борисов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.
72. Медведев В. С. Нейронные сети. МАТЛАБ 6 / В. С. Медведев, В. Г. Потёмкин. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.
73. Cooper L. N. A possible organization of animal memory and learning // *Proceedings of the Nobel Symposium on Collective Properties of Physical Systems* (B. Lundquist and S. Lundquist, eds.). – New York: Academic Press. – 1973. – P. 252–264.
74. Барский А. Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений / Барский А. Б. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 176 с.

75. Kohonen T. The self-organizing map // *Proceedings of the Institute of Electrical and Electronics Engineers*, 1990. – Vol. 78. – P. 1464–1480.
76. Kohonen T. Self-organized formation of topologically correct feature maps // *Biological Cybernetics*, 1982. – Vol. 43. – P. 59–69.
77. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – 2-е изд., испр. / Хайкин С. – М.: ООО «И. Д. Вильямс», 2006. – 1104 с.
78. Grossberg S. On learning and energy-entropy dependence in recurrent and nonrecurrent signed networks // *Journal of Statistical Physics*. – 1969. – Vol. 1. – P. 319–350.
79. Дебок Г. Анализ финансовых данных с помощью самоорганизующихся карт / Г. Дебок, Т. Кохонен. – М.: Изд. дом АЛЬПИНА, 2001. – 317 с.
80. Lo Z.-P., Fujita M., Bavarian B. Analysis of neighborhood interaction in Kohonen neural networks // *6th International Parallel Processing Symposium Proceedings: Los Alamitos, CA, 1991*. – P. 247–249.
81. Erwin E., Obermayer K., Schulten K. II: Self-organizing maps: Ordering, convergence properties and energy functions // *Biological Cybernetics*, 1992. – Vol. 67. – P. 47–55.
82. Erwin E., Obermayer K., Schulten K. I: Self-organizing maps: Stationary states, metastability and convergence rate // *Biological Cybernetics*, 1992. – Vol. 67. – P. 35–45.
83. Grossberg S. How does a brain build a cognitive code // *Psychological Review*. – 1980. – Vol. 87. – P. 1–51.
84. Grossberg S. Some networks that can learn, remember and reproduce any number of complicated space-time patterns // *Journal of Mathematics and Mechanics*. – 1969. – No. 19. – P. 53–91.
85. Grossberg S. Embedding fields: Underlying philosophy, mathematics, and applications of psychology, physiology, and anatomy // *Journal of Cybernetics*. – 1971. – No. 1. – P. 28–50.
86. Grossberg S. Classical and instrumental learning by neural networks // *Progress in theoretical biology*. – 1974. – Vol. 3. – P. 51–141.
87. Hecht-Nielsen R. Counterpropagation networks // *Proceedings of the IEEE First International Conference on Neural Networks* (M. Caudill and C. Butler, eds.). – San Diego, CA: SOS Printing. – 1987. – Vol. 2. – P. 19–32.
88. Teyler T. J. Memory: Electrophysiological analogs // *Learning and Memory: A Biological View* (J. L. Martinez, Jr. and R. S. Kesner, eds.). – New York: Academic Press. – 1986. – P. 237–265.
89. Hopfield J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities // *Proceedings of the National Academy of Sciences, USA*. – 1982. – Vol. 79. – P. 2554–2558.
90. Braitenberg V. Is the cerebella cortex a biological clock in the millisecond range // *The Cerebellum. Progress in Brain Research* (C. A. Fox

- and R. S. Snider, eds.). – Amsterdam: Elsevier. – 1967. – Vol. 25. – P. 334–346.
91. Miller R. Representation of brief temporal patterns, Hebbian synapses and the left-hemisphere dominance for phoneme recognition // *Psychobiology*. – 1987. – Vol. 15. – P. 241–247.
 92. Cohen M., Grossberg S. Absolute stability of global pattern formation and parallel memory storage by competitive neural networks // *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics SMC-13*. – 1983. – P. 815–926.
 93. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика / Уоссермен Ф. – М.: Мир, 1992. – 184 с.
 94. Hebb D. O. *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*. – New York: John Wiley and Sons, Inc., 1949. – 335 p.
 95. Minsky M. L. Steps towards artificial intelligence // *Proceedings of the Institute of Radio Engineers*. – 1961. – Vol. 49. – P. 8–30 (Reprinted in: *Computers and Thought* (E. A. Feigenbaum and J. Feldman, eds.). – New York: McGraw-Hill. – 1963. – P. 406–450).
 96. Newell A., Simon H. A. *Human Problem Solving*. – Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1972. – 920 p.
 97. Zadeh L. Fuzzy Sets // *Information and Control*. – 1965. – № 8. – P. 338–353.
 98. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и ее применение к принятию приближенных решений / Заде Л.; [пер. с англ.] – М.: Мир, 1976. – 167 с.
 99. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л.; пер. с польск. И. Д. Рудинского. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 452 с.
 100. Zimmermann H. J. *Fuzzy Set Theory and Its Applications*. – Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, Boston, MA, 2nd ed., 1991. – 315 p.
 101. Fodor J. A., Pylyshyn Z. W. Connectionism and cognitive architecture: a critical analysis // *Cognition*. – 1988. – Vol. 28. – P. 3–72.
 102. Newell A. Physical symbol systems // *Cognitive Science*. – 1980. – No. 4. – P. 135–183.
 103. Pylyshyn Z. W. Cognition and computation: Issues in the foundations of cognitive science // *Behavioral and Brain Sciences*. – 1980. – No. 3:1. – P. 154–169.
 104. Mamdani E. H. Advances in the Linguistic Synthesis of Fuzzy Controller // *International Journal Man-Machine Studies*. – 1976. – Vol. 8. – P. 669–678.
 105. Mamdani E. H., Assilian S. An Experiment in Linguistic Synthesis with Fuzzy Logic Controller // *International Journal Man-Machine Studies*. – 1975. – Vol. 7. – № 1. – P. 1–13.

106. Ротштейн А. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети / Ротштейн А. П. – Винница: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 1999. – 320 с.
107. Мітюшкін Ю. І. Синтез і настройка баз нечітких знань для моделювання багатовимірних залежностей: дис. ... канд. техн. наук: 01.05.02 / Мітюшкін Ю. І. – Вінниця, 2001. – 160 с.
108. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control // *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. – 1985. – Vol. 15. – S. 116–132.
109. Кофман А. Введение в теорию нечетких множеств / Кофман А. – М.: Радио и связь, 1982. – 432 с.
110. Karampiperis P., Manouselis N. Adaptive Multi-layer Neural Network Receiver Architectures for Pattern Classification of Respective Wavelet Images // 2nd Hellenic Conf. on AI, SETN-2002. – Thessaloniki. – 2002. – P. 389–398.
111. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности [Вороновский Г. К., Махотило К. В., Петрашев С. Н., Сергеев С. А.]. – Х.: ОСНОВА, 1997. – 112 с.
112. Субботін С. О. Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережних моделей: монографія / Субботін С. О., Олійник А. О., Олійник О. О.; за заг. ред. С. О. Субботіна. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2009. – 375 с.
113. Lin C.-T., Lee G. C. S. Neural-network-based fuzzy logic control and decision system // *IEEE Transactions on Computers*. – 1991. – Vol. 40. – No. 12. – P. 1320–1336.
114. Lin C.-T., Lee G. C. S. Supervised and unsupervised learning with fuzzy similarity for neural network-based fuzzy logic control systems // *Fuzzy Sets, Neural Networks and Soft Computing*. – New York: Van Nostrand Reinhold, 1994. – P. 85–125.
115. Великоіваненко Г. І. Моделювання інвестиційної привабливості регіонів з використанням нейро-нечітких технологій / Г. І. Великоіваненко, К. М. Мамонова // *Економіка: проблеми теорії та практики*. – Дніпропетровськ: ДНУ, 2009. – Вип. 252. – Т. IV. – С. 1559–1573.
116. Тюрин Ю. Н. Статистический анализ данных на компьютере / Ю. Н. Тюрин, А. А. Макаров / под ред. В. Э. Фигурнова. – М.: ИНФРА-М, 1998. – 528 с.
117. Nie J. Nonlinear time-series forecasting: A fuzzy-neural approach // *Neurocomputing*. – 1997. – Vol. 16. – P. 63–76.
118. Лукашин Ю. П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования / Лукашин Ю. П. – М.: Статистика, 1979. – 254 с.
119. Лукашин Ю. П. Анализ распределения кассовых остатков: адаптивная гистограмма, проблема оптимизации / Ю. П. Лукашин // *Экономика и мат. методы*. – 1997. – Т. 33. – Вып. 3. – С. 90–97.

120. Матвійчук А. В. Оптимізаційне управління структурою портфеля цінних паперів: дис. ... канд. екон. наук: 08.03.02 / Матвійчук А. В. – Хмельницький, 2002. – 220 с.
121. Матвійчук А. В. Прогнозування курсів цінних паперів та аналіз отриманих результатів / А. В. Матвійчук // Вісник Київського національного університету ім. Тараса Шевченка. – 2003. – Вип. 64. – С. 58–61. – Серія «Економіка».
122. Матвійчук В. А. Прогнозирование экономических показателей предприятий с помощью методов нейронных сетей / В. А. Матвійчук, А. В. Матвійчук // Теория и практика управления предприятием: материалы международной научно-практической конференции. – Минск, 2003. – С. 213–215.
123. Матвійчук А. В. Виявлення і запобігання ефекту перенавчання нейронної мережі / А. В. Матвійчук // Збірник наукових праць Черкаського державного технологічного університету. – 2002. – Вип. 3. – С. 124–131. – (Серія «Економічні науки»).
124. Брюзгин А. Вольные размышления на тему трейдинга / А. Брюзгин // Валютный спекулянт. – 2002. – № 6. – С. 84–89.
125. Матвійчук А. В. Прогнозування розвитку фінансових показників із застосуванням нейронних мереж зустрічного розповсюдження / А. В. Матвійчук, Д. Б. Кайданович // Проблеми економічної кібернетики: тези доповідей XIV Всеукраїнської науково-методичної конференції. – Х., 2009. – С. 57–58.
126. Buckley J. J. Fuzzy statistics: regression and prediction // Soft Computing – a Fusion of Foundations, Methodologies and Applications Publisher: Springer-Verlag GmbH. – October, 2005. – Vol. 9. – No. 10. – P. 769–775.
127. Canestrelli E., Giove S., Sogliani A. Time series forecasting: a fuzzy approach // *Badania Operacyjne i Decyzyjne*. – 1996. – № 3. – P. 59–73.
128. Chiu S. L. Fuzzy model identification based on cluster estimation // *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems: John Wiley & Sons*. – 1994. – № 2. – P. 267–278.
129. Giove S., Pellizzari P. Time series filtering and reconstruction using fuzzy weighted local regression // *Soft Computing in Financial Engineering: Physica-Verlag, Heidelberg*. – 1999. – P. 73–92.
130. Giove S., Pellizzari P., Tezza S. RBF networks for financial data analysis and forecasting: a fuzzy-cluster approach // *Badania Operacyjne i Decyzyjne*. – 1996. – No. 3. – P. 119–130.
131. Kuo R. J., Chen C. H., Hwang Y. C. An intelligent stock trading decision support system through integration of genetic algorithm based fuzzy neural network and artificial neural network // *Fuzzy Sets and Systems*. – 2001. – № 118. – P. 21–45.

132. Lin Y., Cunningham G., Coggeshall S. Input variable identification – fuzzy curves and fuzzy surfaces // *Fuzzy Sets and Systems*. – 1996. – № 82. – P. 65–71.
133. Yun-Hsi O. Chang, Bilal M. Ayyub. Fuzzy regression methods – a comparative assessment // *Fuzzy Sets and Systems*. – 2001. – Vol. 119 (2). – P. 187–203.
134. Sugeno M., Kang G. Structure identification of fuzzy model // *Fuzzy Sets and Systems*. – 1988. – № 28. – P. 15–34.
135. Shing J., Jang R. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system // *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*. – 1993. – № 23. – P. 665–685.
136. Nelles O. Structure optimization of Takagi-Sugeno fuzzy models // *Int. Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*. – 1998. – № 6 (2). – P. 161–170.
137. Wang L., Langari R. Sugeno models, fuzzy discretization, and the EM algorithm // *Fuzzy Sets and Systems*. – 1996. – № 82. – P. 279–288.
138. Wang B. H., Mendel J. M. Generating fuzzy rules by learning from examples // *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*. – 1992. – № 22. – P. 1414–1427.
139. Штовба С. Д. Идентификация нелинейных зависимостей с помощью нечеткого логического вывода в системе MATLAB / С. Д. Штовба // *Exponenta Pro. Математика в приложениях*. – 2003. – № 2. – С. 9–15.
140. Gorkhalmaz Imanov. The Fuzzy Approach To Estimation Of The Index Of Population Life Quality // *Fuzzy Economic Review*. – 2007. – November. – Vol. XII. – Num. 2. – P. 85–93.
141. Бочарников В. П. Fuzzy-технология: Математические основы. Практика моделирования в экономике / Бочарников В. П. – СПб.: Наука, 2001. – 328 с.
142. Козловський С. В. Прогнозування валютного курсу в Україні на основі нечіткої логіки / С. В. Козловський // *Вісник ВПІ*. – 2002. – № 3. – С. 39–49.
143. Недосекин А. О. Введение в проблему прогнозирования фондовых индексов [Электронный ресурс] / Недосекин А. О. – Режим доступа: http://sedok.narod.ru/sc_group.html.
144. Недосекин А. О. Прогнозирование фондовых индексов / А. О. Недосекин // *Аудит и финансовый анализ*. – 2002. – № 4. – С. 223–245.
145. Недосекин А. О. Фондовый менеджмент в расплывчатых условиях / Недосекин А. О. – СПб.: Сезам, 2003. – 201 с.
146. Ніколаєв В. П. Ситуаційний центр прогнозування податкових надходжень на основі FUZZY TECHNOLOGY/В. П. Ніколаєв, А. М. Леміш // *Комп'ютерне моделювання та інформаційні технології в науці, економіці та освіті*. – Кривий Ріг: КЕІ КНЕУ, 2005. – С. 157–158.

147. Ротштейн А. П. Идентификация нелинейных объектов нечеткими базами знаний / А. П. Ротштейн, Д. И. Кательников // Кибернетика и системный анализ. – 1998. – № 5. – С. 53–61.
148. Ротштейн А. П. Прогнозирование количества заболеваний на основе экспертно-лингвистической информации / А. П. Ротштейн, Е. Е. Лойко, Д. И. Кательников // Кибернетика и системный анализ. – 1999. – № 2. – С. 178–185.
149. Матвійчук А. В. Ідентифікація та прогнозування розвитку фінансових показників за підходами нечіткої логіки / А. В. Матвійчук // Економіка і прогнозування. – 2005. – № 4. – С. 114–126.
150. Матвійчук А. В. Прогнозування розвитку фінансових показників із використанням апарату нечіткої логіки / А. В. Матвійчук // Фінанси України. – 2006. – № 1. – С. 107–115.
151. Матвийчук А. В. Нечеткая идентификация и прогнозирование финансовых временных рядов / А. В. Матвийчук // Экономическая наука современной России. – 2006. – № 3 (34). – С. 29–44.
152. Andriy Matviychuk. Fuzzy logic approach to identification and forecasting of financial time series using Elliott wave theory // Fuzzy Economic Review. – 2006. – November. – Vol. XI. – No. 2. – P. 51–68.
153. Матвійчук А. В. Прогнозування розвитку фінансових часових рядів на базі восьмивильової моделі Елліотта / А. В. Матвійчук // Збірник наукових праць Черкаського державного технологічного університету. – 2003. – Випуск 9. – С. 117–123. – (Серія «Економічні науки»).
154. Матвийчук А. В. Идентификация и прогнозирование развития финансовых временных рядов на нечеткой логике / А. В. Матвийчук // VIII Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям SCM-2005: сборник докладов в 2 томах. – СПб., 2005. – Т. 1. – С. 128–131.
155. Матвійчук А. В. Застосування апарату нечіткої логіки з метою ідентифікації типових залежностей в часових рядах курсів цінних паперів / А. В. Матвійчук // Стратегія економічного розвитку України. – К.: КНЕУ, 2004. – Вип. 15. – С. 70–80.
156. Матвійчук А. В. Нечітке моделювання динаміки фінансових показників із різними видами функцій належності // Моделювання та інформаційні системи в економіці / А. В. Матвійчук. – К.: КНЕУ, 2006. – Вип. 73. – С. 54–67.
157. Матвійчук А. В. Аналітико-лінгвістична апроксимація фінансових часових рядів / А. В. Матвійчук // Економіка: проблеми теорії та практики. – Дніпропетровськ: ДНУ, 2004. – Вип. 192. – Т. IV. – С. 1295–1303.
158. Джусов А. Международное инвестирование: выбор благоприятного экономического пространства, фондовых активов и тестирование торговых систем / А. Джусов // Журнал европейской экономики. – 2003. – Т. 2. – № 4. – С. 468–490.

159. Колби Р. В. Энциклопедия технических индикаторов рынка / Р. В. Колби, Т. А. Мейерс. – М.: Изд. дом «Альпина», 2000. – 581 с.
160. Индексное инвестирование как долгосрочная инвестиционная стратегия [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.fundmanager.bip.ru/etfunds/7.htm>.
161. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://kinto.com.ua>.
162. Методические рекомендации субъектам Российской Федерации и муниципальным образованиям по регулированию межбюджетных отношений: утвержденные Приказом Министерства финансов РФ от 24.08.2004 г. № 243.
163. Коломиец А. Л. О понятиях налогового и финансового потенциалов региона / А. Л. Коломиец, А. Д. Мельник // Налоговый вестник. – 2000. – № 1. – С. 3–5.
164. Методика распределения средств Фонда финансовой поддержки субъектов Российской Федерации: проект Министерства финансов Российской Федерации на 2002 г. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.budgetrf.ru/Publications/2002/Methodology/Federal/ffpr/fedminfin2002methffpr_project/fedminfin2002methffpr_project000.htm.
165. Асадчев В. Підходи до визначення податкового потенціалу регіону / В. Асадчев // Економіст. – 2002. – № 7. – С. 94–95.
166. Скрипник А. В. Моделювання податкової політики у трансформаційній економіці: дис. ... докт. екон. наук: 08.03.02 / Скрипник А. В. – К., 2004. – 421 с.
167. Скрипник А. В. Динаміка податкових надходжень та їх прогноз за допомогою моделі ARIMA / А. В. Скрипник, Л. А. Терещенко // Моделювання та інформаційні системи в економіці. – К.: КНЕУ, 2001. – Вип. 66. – С. 7–12.
168. Ситник В. Ф. Інформаційні системи в економіці та бізнесі: сучасний стан і перспективи / В. Ф. Ситник // Моделювання та інформаційні системи в економіці. – К.: КНЕУ, 2000. – Вип. 64. – С. 5–19.
169. Румянцев А. В. Налоговое регулирование в зарубежных странах / Румянцев А. В. // Менеджмент в России и за рубежом. – 1998. – № 6 (12). – С. 51–61.
170. Діяльність державної податкової служби України за 9 місяців 2009 року // Статистичний бюлетень «Інформаційно-довідковий розділ, економічні показники діяльності ДПС України» (розділ II). – К. – 2009.
171. Про оподаткування прибутку підприємств: закон України: від 28 грудня 1997 року № 238/97-ВР // Відомості Верховної Ради України. – 1995. – № 4. – С. 28.
172. Інформаційно-аналітична агенція РБК-Україна [Електронний ресурс]. – Режим доступу: www.rbc.ua/ukr/finance/2009/01/09/486378.shtml.

173. Про акцизний збір: декрет Кабінету Міністрів України від 26 грудня 1992 року № 18-92 // Відомості Верховної Ради України. – 1993. – № 10. – Ст. 82.
174. Про акцизний збір на алкогольні напої та тютюнові вироби: закон України від 15 вересня 1995 року № 329/95-ВР // Голос України – 1995.
175. Про ставки акцизного збору на спирт етиловий та алкогольні напої: закон України від 7 травня 1996 року № 178/96-ВР // Відомості Верховної Ради України. – 1996. – № 28. – Ст. 131.
176. Про ставки акцизного збору на тютюнові вироби: закон України: від 6 лютого 1996 року № 30/96-ВР // Урядовий кур'єр – 1996.
177. Про ставки акцизного збору на транспортні засоби: закон України від 24 травня 1996 року № 216/96-ВР // Відомості Верховної Ради України. – 1996. – № 31. – Ст. 151.
178. Про ставки акцизного збору та ввізного мита на деякі товари (продукцію): закон України від 11 липня 1996 року № 313/96-ВР // Урядовий кур'єр, 1996.
179. Про державний бюджет на 2009 рік: закон України // Офіційний вісник України. – 2008. – № 100. – Ст. 3299.
180. Про внесення змін до деяких законів України з питань оподаткування: закон України від 25 грудня 2008 року № 797 // Відомості Верховної Ради України. – 2009. – № 18. – Ст. 246.
181. Про внесення змін до деяких законодавчих актів України з питань акцизного збору: закон України: від 31 березня 2009 року № 1201-VI // Урядовий кур'єр. – 2009. – № 68.
182. Про внесення змін до деяких законодавчих актів України з питань акцизного збору: закон України від 31 березня 2009 року № 1202-VI // Голос України. – 2009. – № 80.
183. Щодо Закону України від 31 березня 2009 року № 1202-VI: лист Державної митної служби України від: 21 жовтня 2009 року № 15/1393-ЕП.
184. Коротун В. І. Оптимізація акцизного оподаткування в харчовій промисловості: автореф. дис. на здобуття канд. екон. наук: спец. 08.00.08 / В. І. Коротун. – Ірпінь, 2009. – 20 с.
185. Контроль за виробництвом та обігом підакцизних товарів. Ліцензування роздрібною торгівлі алкогольними напоями та тютюновими виробами [Електронний ресурс]. – Режим доступу: http://www.rsta.tr.ukrtel.net/News/Pidrozdiy/Viddil_2100/kontrol_za.htm.
186. Контрабанда сигарет – лидер среди нарушителей таможенных правил [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://akcyz.com.ua/news/tobacco/6431.html>.
187. Про податок з доходів фізичних осіб: закон України: від 22 травня 2003 року № 889 // Відомості Верховної Ради України. – 2003. – № 37. – Ст. 308.

188. Горишня О. В. Налог с доходов физических лиц в зарубежных странах / О. В. Горишня // Научный вестник: финансы, банки, инвестиции. – Симферополь, 2009. – С. 43–45.
189. Глівенко С. В. Економічне прогнозування: навч. пос. / Глівенко С. В., Соколов М. О., Теліженко О. М. – 3-тє вид., доп. – Суми: ВТД «Університетська книга», 2004. – 207 с.
190. Мусаев А. Ф. Индекс уклонения от налогов плательщиков НДС / А. Ф. Мусаев, Ф. Ф. Гараев // Известия Национальной Академии Наук Азербайджана. Серия физико-математических и технических наук. Проблемы информатики и управления. – 2006. – Вып. 2. – С. 114–119.
191. Мусаев А. Ф. Эконометрический подход к выбору плательщиков налога на добавленную стоимость для выездных налоговых проверок / А. Ф. Мусаев, Ф. Ф. Гараев // Проблемы национальной экономики: Сборник научных трудов. – 2006. – № 3. – С. 187–195.
192. Регламент планирования и подготовки выездных налоговых проверок: утвержденный приказом МНС РФ от 18.08.2003 р. № БГ-4-06/23 деп.
193. Красницкий В. А. Организация и методика налоговых проверок Красницкий В. А. – М.: Финансы и статистика, 2005. – 384 с.
194. Розен В. В. Математические модели принятия решений в экономике / Розен В. В. – М.: Книжный дом «Университет», 2002. – 288 с.
195. Берестовой С. В. Налоговые проверки в Соединенных Штатах Америки [Электронный ресурс] / Берестовой С. В. – Режим доступа: www.rnk.ru/rnk/article.phtml?code=1878&l=1&&cookie=1.
196. Булатова М., Седова И. Налоговая проверка: как отстаивать свои интересы? [Электронный ресурс] / М. Булатова, И. Седова – Режим доступа: <http://www.gaomskva.ru/index.php?mid=333>.
197. Кувшинов Ю. Г. Выездные налоговые проверки: кто попадет в кандидаты? [Электронный ресурс] / Кувшинов Ю. Г. – Режим доступа: <http://www.antitax.ru/buchgalter/p-prov-vyezdnl0.html>.
198. Програма модернізації державної податкової служби України: проект Державної податкової адміністрації України // Урядовий кур'єр. – 2001. – № 204.
199. Десятнюк О. М. Моніторинг податкових ризиків / Десятнюк О. М. – Тернопіль: Воля, 2003. – 152 с.
200. Рева Т. М. Податковий менеджмент / Рева Т. М. – К.: Центр навчальної літератури, 2005. – 304 с.
201. Кравчук Г. В. Податковий менеджмент / Г. В. Кравчук, С. М. Шкарлет. – Чернігів: РВК «Десяняська правда», 2005. – 331 с.
202. Петренко С. Н. Риски аудиторской деятельности: научно-практическое пособие / Петренко С. Н. – К.: Эльга, Ника-Центр, 2003. – 84 с.

203. Чугаєв А. Аналіз суб'єктів господарювання за даними податкових декларацій / А. Чугаєв, Ю. Волков // Науковий вісник Національної академії ДПС України. – 2004. – № 5 (27). – С. 132–143.
204. Хил Лафуенте А. М. Финансовый анализ в условиях неопределенности / Хил Лафуенте А. М.; пер. с исп. под ред. Е. И. Власенко, В. В. Краснопрошина, Н. А. Лепешинского. – Мн.: Технология, 1998. – 150 с.
205. Вітлінський В. В. Концептуальні положення стосовно ризику в сфері оподаткування / В. В. Вітлінський, О. М. Тимченко // Фінанси, облік і аудит. – 2005. – Вип. 6. – С. 13–19.
206. Методичні рекомендації щодо порядку розподілу платників податків за категоріями уваги: затверджені наказом ДПА України від 30 червня 2006 року № 373.
207. Синникова Н. В. Администрирование налогов в столице: итоги I квартала [Электронный ресурс] / Синникова Н. В. – Режим доступа: http://www.rnk.ru/rnk/archive_list.phtml?chaptcode=95&subchaptcode=1&showyear=all&1=1&&cookie=1.
208. Методичні рекомендації щодо розподілу платників податків за категоріями уваги та їх супроводження органами державної податкової служби: затверджені наказом ДПА України: від 23.02.2005 р. № 78.
209. Інформаційні технології в адмініструванні податку на додану вартість [Азаров М. Я., Ярошенко Ф. О., Мельник П. В. та ін.]. – Ірпінь: Національна академія ДПС України, 2004. – 342 с.
210. Порядок оцінки показників діяльності суб'єктів господарювання для розподілу платників податків за категоріями уваги: затверджений наказом ДПА України від 24.07.2006 р. № 430.
211. Матвійчук А. В. Моделювання та аналіз економічних систем на підґрунті теорії нечіткої логіки: дис. ... докт. екон. наук: 08.00.11 / Матвійчук А. В. – К., 2008. – 470 с.
212. Матвійчук А. В. Методологічний підхід до оцінки ризику ухилення від сплати податків / А. В. Матвійчук // Моделювання та інформаційні системи в економіці. – К.: КНЕУ, 2007. – Вип. 75. – С. 196–212.
213. Матвійчук А. В. Многоуровневая нечеткая модель анализа риска неуплаты налогов / А. В. Матвійчук // Моделирование и анализ безопасности и риска в сложных системах: труды Международной научной школы МА БР-2005. – СПб., 2005. – С. 253–258.
214. Матвійчук А. В. Аналіз ризику несплати податків із застосуванням методів нечіткої логіки / А. В. Матвійчук // Науковий вісник Національної академії державної податкової служби України. – 2005. – № 3 (30). – С. 138–145.
215. Методичні рекомендації щодо порядку складання плану-графіка перевірок суб'єктів господарювання та взаємодії між структурними

- підрозділами при їх проведенні: затверджені наказом ДПА України від 11.10.2005 р. № 441.
216. Inmon W. H. Building the Data Warehouse, Fourth Edition.– New York: John Wiley & Sons, 2005. – 576 p.
217. Kimball R. Relentlessly Practical Tools for Data Warehousing and Business Intelligence.– New York: John Wiley & Sons, 2010. – 744 p.
218. Miller G. A. The Magic Number Seven Plus or Minus Two: Some Limits on Our Capacity for Processing Information // Psychological Review. – 1956. – № 63. – P. 81–97.

Наукове видання

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ТЕХНОЛОГІЇ МОДЕЛЮВАННЯ В ІНФОРМАЦІЙНО- АНАЛІТИЧНІЙ СИСТЕМІ ДЕРЖАВНОЇ ПОДАТКОВОЇ СЛУЖБИ

Монографія

Відповідальний за випуск
Літературний редактор
Комп'ютерна верстка
Обкладинка

О. В. Діордійчук
Т. А. Габорак
Д. М. Алексєєв
Д. М. Алексєєв

Підписано до друку **.**.2010. Формат 60 x 84¹/₁₆.

Папір офсетний. Гарнітура Таймс.

Друк офсетний.

Обл.-видав. арк. 16,53. Умовн. друк. арк. 20,81.

Тираж *** прим. Зам.

Видавництво “Алерта”

04210, м. Київ, а/с 112.

Тел.: (044) 223-15-25, 223-15-30.

E-mail: alerta@ukr.net, веб-сайт: www.alerta.kiev.ua

Свідоцтво суб'єкта видавничої справи ДК № 788 від 29.01.2002 р.