

А. Матвійчук

МОДЕЛЮВАННЯ ФІНАНСОВОЇ СТІЙКОСТІ ПІДПРИЄМСТВ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ ТЕОРІЙ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ, НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ І ДИСКРИМІНАНТНОГО АНАЛІЗУ

Стабільний соціально-економічний розвиток країни потребує систематичних надходжень до бюджетів різних рівнів, ефективного функціонування прибуткових підприємств, постійного притоку інвестицій. У зв'язку з цим особливо актуальним стає аналіз і оцінювання фінансового стану підприємств. Це важливо для потенційних інвесторів і кредиторів, оскільки дозволяє уникнути зайвих ризиків і, відповідно, підвищити стабільність і збалансованість економіки країни в цілому.

Погіршення фінансового стану підприємства, що супроводжується зростанням його боргів, викликає ризик зриву платежів по зобов'язаннях, припинення будь-яких виплат, згорання діяльності та загрожує банкрутством. Діагностика банкрутств може бути джерелом об'єктивних оцінок фінансової стійкості підприємств. Ступінь ризику банкрутства — комплексний показник, що характеризує фінансовий стан і якість управління підприємством, має свій фінансовий еквівалент, який не вичерпується лише фінансовими наслідками.

У моделюванні оцінки фінансового стану та діагностування банкрутства підприємств для різних країн розроблено значну кількість дискримінантних багатофакторних моделей, наприклад, Альтмана для США [1], Таффлера і Тішоу для Великобританії [2], Беєрмана для Німеччини [3], Давидової і Белікова для Росії [4] та Терещенка [5] для України й багато інших. В основі цих моделей лежить класифікація підприємств за рівнями потенційної можливості банкрутства на основі значень кількох незалежних змінних (факторів впливу).

Проведене автором дослідження точності прогнозування банкрутств українських підприємств [6] виявило їхню занадто низьку здатність оцінювання реального фінансового стану компаній і передбачення банкрутств. Висновки інших учених даного напрямку [5, 7] свідчать, що коефіцієнти подібних дискримінантних моделей різко змінюються і залежать від року та країни. Відтак, особливості української економіки не дозволяють механічно використовувати модель Альтмана чи будь-яку іншу згадану модель.

Наприклад, переважна більшість українських компаній декларує низький прибуток чи навіть збитки, щоб уникнути податкових відрахувань. Проте банківський сектор кредитує такі компанії, знаючи специфіку ведення бізнесу на пострадянському просторі. Натомість у розвинутих економіках компанії надають перевагу більш дешевим позиковим засобам, розміщуючи свої акції на фондовому ринку, і для підвищення їхньої привабливості подеколи завищують показники прибутку. Отже, розроблена для розвинутої економіки модель пе-

© МАТВІЙЧУК Андрій Вікторович. Доктор економічних наук. Директор Інституту моделювання та інформаційних технологій в економіці Київського національного економічного університету імені Вадима Гетьмана. 2010.

редбачення банкрутства, де серед вхідних факторів є показник прибутковості, не діє для трансформаційної економіки. Прогнозування банкрутства українських підприємств має ґрунтуватися на інших показниках. Це потребує нової моделі оцінки фінансового стану та діагностики банкрутства підприємства, яка враховує специфіку економіки перехідного періоду.

ДИСКРИМІНАНТНА МОДЕЛЬ ДІАГНОСТИКИ БАНКРУТСТВА ПІДПРИЄМСТВА

Для мінімізації ризиків фінансові установи економічно розвинутих країн широко застосовують технології виявлення та розпізнавання економічних явищ і суб'єктів. Передумова застосування подібного підходу — припущення про існування показників, які можна розрахувати по кількох первинних ознаках. Наприклад, ризик банкрутства можна оцінити на основі оборотного капіталу, суми активів, зобов'язань, чистого прибутку тощо. Для оцінки схильності компанії до банкрутства підприємства ділять на два класи — банкрути і стабільно функціонуючі компанії — з метою виявлення властивих класам характеристик і значень фінансово-економічних показників.

Завдання класифікації вирішують за допомогою методів дискримінантного аналізу, який є розділом класичного факторного статистичного аналізу [8] і реалізується більшістю статистичних пакетів.

Для побудови дискримінантної моделі діагностики банкрутства необхідно відібрати із множини наявних показників ті, які нададуть можливість робити висновки щодо потенційної фінансової спроможності підприємства, тобто забезпечать точність класифікації. У процесі аналізу підбирають комбінацію показників, для кожного з яких розраховують ваговий коефіцієнт у дискримінантній функції. Величина окремих

ваг визначає вплив різних показників на значення пояснюваної змінної, що в інтегрованому вигляді характеризує фінансовий стан підприємства.

Детально методику і процес відбору показників до дискримінантної моделі викладено в авторських роботах [6, 9]. Низка таких показників, як коефіцієнти рентабельності та прибутковості, не увійшла до первинного переліку пояснюючих змінних, бо для переважної більшості аналізованих підприємств вона дорівнює нулю. Використання коефіцієнта абсолютної ліквідності також є обмеженим через декларування підприємствами в фінансовій звітності нульового значення показника грошові кошти та їх еквіваленти. Через невикористання залучених коштів для більшості підприємств неможливо застосувати такі коефіцієнти, як покриття боргів власним капіталом, концентрація залучених коштів і співвідношення залучених/власних коштів.

Формування множини найбільш значимих факторів, на основі яких можна оцінювати фінансовий стан підприємства, здійснено шляхом перевірки показників на мультиколінеарність із застосуванням таких статистичних критеріїв, згідно з якими перевіряють мультиколінеарність усього масиву пояснюючих змінних (X^2), кожної пояснюючої змінної з рештою змінних (F -критерій), кожної пари пояснюючих змінних (t -критерій).

Інший важливий аспект пов'язаний зі ступенем коливання значень незалежних змінних за міжгрупового порівнювання. Для дискримінантного моделювання обирають показники, відмінність між середніми значеннями яких для підприємств різних груп є максимальною, а внутрішньогрупова дисперсія — мінімальною. Забезпечити відбір дозволяє загальний дискримінантний критерій лямбда Вілкса L_w , із зменшенням якого можливо чітко розмежувати

значення дискримінантного показника Z для альтернативних груп підприємств.

Відібрано множину вхідних факторів, які охоплюють усі основні групи фінансово-економічних показників діяльності підприємств, мають високу здатність до передбачення банкрутства та позбавлені мультиколінеарності. В результаті отримано модель оцінки аксіологічної (суб'єктивної) ймовірності банкрутства українських підприємств у вигляді дискримінантної функції на основі такого набору пояснюючих змінних:

$$Z = 0.033 \cdot X_1 + 0.268 \cdot X_2 + 0.045 \cdot X_3 - 0.018 \cdot X_4 - 0.004 \cdot X_5 - 0.015 \cdot X_6 + 0.702 \cdot X_7, \quad (1)$$

де пояснюючі змінні $X_i, i = \overline{1,7}$ та правила їх розрахунку наведені у табл. 1.

Якщо при оцінюванні фінансового стану підприємства із застосуванням моделі (1) отримуємо значення Z більше за 1.104, то це свідчить про задовільний фінансовий стан і низьку ймовірність банкрутства. Чим вище значення Z , тим стійкіше становище компанії. Якщо значення Z для підприємства менше за 1.104, то виникає загроза фінансової кризи. Із зменшенням показника Z збільшується можливість банкрутства.

Для обґрунтування запропонованої дискримінантної моделі передбачення банкрутств важливо перевірити точність класифікації підприємств за рівнем фінансового стану із застосуванням цієї моделі та розроблених іншими дослідниками дискримінантних моделей на незалежній тестовій вибірці (на статистичних даних зі звітів фінансово стабільних і фінансово неспроможних компаній, на яких не проводилось налаштування параметрів моделі). Проведений порівняльний аналіз дозволяє зробити висновки щодо адекватності нашої моделі.

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИЙ АНАЛІЗ ПРОГНОЗУВАННЯ БАНКРУТСТВА

Для аналізу прогнозування банкрутств авторськими та розробленими раніше моделями сформовано базу даних із 35 фінансових звітів (форма 1, форма 2) стабільно функціонуючих компаній і 35 звітів підприємств-банкрутів, взятих за деякий час до початку процедури банкрутства та фактичної ліквідації. Результати класифікації порівняли з реальним станом підприємств. Показником точності класифікації

Табл. 1. Незалежні показники оцінки фінансового стану підприємства

Позначка	Коефіцієнт	Розрахунок
X_1	Мобільності активів	Оборотні/Необоротні активи
X_2	Оборотності кредиторської аборгованості	Чистий дохід від реалізації/Поточні зобов'язання
X_3	Оборотності власного капіталу	Чистий дохід від реалізації/Власний капітал
X_4	Окупності активів	Баланс/Чистий дохід від реалізації
X_5	Забезпеченості власними оборотними засобами	(Оборотні активи-Поточні зобов'язання)/Оборотні активи
X_6	Концентрації залученого капіталу	(Довгострокові зобов'язання+Поточні зобов'язання)/Баланс
X_7	Покриття боргів власним капіталом	Власний капітал/(Забезпечення наступних витрат і платежів+Довгострокові зобов'язання+Поточні зобов'язання)

моделі обрали відсоток випадків правильного визначення фінансового стану компаній на основі поточних значень показників їхньої фінансово-господарської діяльності.

При перевірці ефективності налаштування розробленої дискримінантної моделі (1) на статистичному матеріалі, на якому побудували модель, точність класифікації банкрутів становила 92%, а визначення фінансово стійких компаній було дещо нижчим — на рівні 72.4%, у середньому за всією групою аналізованих підприємств було 82.5% точності класифікації. Аналіз ефективності застосування цієї моделі продемонстрував такі результати: точність передбачення банкрутств фінансово неспроможних компаній — 89.2%, правильність класифікації фінансово стійких підприємств — 71.2%, що за всією групою досліджуваних підприємств забезпечило 80.1% точності діагностування фінансового стану. Подібність результатів класифікації моделі на навчальній і тестовій вибірках виявила загальні закономірності у фінансових звітностях українських компаній і стійкість пропонованої моделі.

Точність передбачення банкрутства за розробленою автором моделлю значно перевищує показники, що демонструють інші дискримінантні моделі. Зокрема, модель Альтмана¹ правильно діагностувала можливе банкрутство у 54.1% випадку при 54.5% точності класифікації фінансово стійких підприємств, що в цілому за всією групою аналізованих компаній становило 54.3% правильної класифікації. Модель Альтмана [10], розроблена для компаній, акції яких не котируються на ринку, показала 56.8%

¹ Американський учений Е. Альтман уперше запропонував спосіб передбачення банкрутства. На основі аналізу 33 пар підприємств (банкрутів і стабільних компаній) він вивів рівняння кореляційної лінійної функції, що описує положення дискримінантної межі між указаними двома класами підприємств, розділеними за фінансовим рівнем [1].

правильного передбачення банкрутства та 51.5% точної класифікації фінансово стійких підприємств. У цілому модель продемонструвала точність класифікації на рівні 54.3% при 7.1% компаній із нерозпізнаним фінансовим станом.

Модель Давидової–Белікова [4], яку розробляли для російських компаній, показала високий рівень розпізнавання фінансово стійких підприємств — 90.9%, проте неприпустимий рівень передбачення банкрутства — 21.6%. Це свідчить про невідповідність лінії розподілу між двома групами підприємств (стабільно функціонуючими та компаніями-банкрутами) поточному стану української економіки. Відсоток загальної точності класифікації за всіма аналізованими підприємствами дорівнює 54.5% при 2.9% компаній із нерозпізнаним фінансовим станом.

Модель Терещенка [5], розроблена для українських компаній, не ідентифікувала фінансовий стан у 51.4% аналізованих підприємств. Для тих підприємств, що були розпізнані, помилок в ідентифікації фінансово стійких компаній не було. Для підприємств, яким загрожує банкрутство, точність класифікації становила 15.4%. Якщо врахувати підприємства із нерозпізнаним станом, точність діагностування потенційних банкрутів зменшується до 7.4%. Загальна точність класифікації серед ідентифікованих підприємств — 67.6%, для всієї множини аналізованих компаній сукупна точність класифікації — 32.9%.

Порівняльний аналіз ефективності дискримінантних моделей демонструє значно вищу точність діагностування банкрутств українських підприємств на основі побудованої автором моделі. Зауважу, що виділення двох класів стану підприємства при побудові дискримінантної моделі не достатньо для оцінки реальної фінансової ситуації. До групи платоспроможних підприємств можуть потрапити фінансово

стабільні компанії і платоспроможні підприємства на порозі кризи. До групи неплатоспроможних підприємств можуть увійти компанії з легкою фінансовою кризою і підприємства-банкрути. Це дещо викривляє реальну оцінку фінансового стану підприємства і заважає приймати адекватні управлінські рішення. У цьому контексті важливим є аналіз фінансового стану з позицій оцінювання часу, що залишається до ймовірного банкрутства підприємства.

КОМПЛЕКСНИЙ ФІНАНСОВИЙ АНАЛІЗ ЗА ТЕОРІЄЮ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ

Крім ігнорування низки важливих показників при проведенні аналізу фінансової стійкості компанії, дискримінантні моделі мають чимало недоліків та обмежень до застосування. Зокрема, кількісні методи діагностування банкрутства не мають стійкості до варіацій у вихідних даних, бо передбачають стаціонарність розвитку випадкових величин і незмінність зовнішніх умов. Проте реалії української економіки не задовольняють цих вимог. Тож використання подібних моделей для математичного прогнозування банкрутств не обґрунтоване.

На користь відмови від застосування багатофакторних дискримінантних моделей можна навести висловлювання російського науковця О.О. Недосекіна при аргументації актуальності власного дослідження: «Воно кардинально відрізняється від непридатних спроб перенести на російський ґрунт зарубіжні практики комплексного фінансового аналізу (зокрема, оцінку ризику банкрутства за Альтманом). Дослідження показують, що коефіцієнти у формулі Альтмана різко змінюються з року в рік і від країни до країни. І якщо навіть буде зроблена божівільна спроба пропустити російську економіку через процедуру дискримінантного аналізу за Альтманом, ця формула застаріє через рік і всі дослідження доведеться по-

чинати з початку. З цієї точки зору підхід Альтмана до аналізу банкрутства підприємств — насмілюємося це стверджувати — є генетично ненадійним і абсолютно безперспективним» [11].

Визначення інтегрованого показника на основі дискримінантної функції пов'язане із загрозою невірної класифікації. Наприклад, частина показників дискримінантної моделі може бути надто низькою для певного підприємства у порівнянні зі своїми «нормальними» значеннями, а інші, навпаки, зависокими. Їхня комбінація може засвідчити стабільний фінансовий стан компанії, бо є результатом розрахунку інтегрованої величини на основі всіх вхідних факторів. Аналогічний некоректний висновок відносно фінансового стану буде зроблений і на основі нечітко-множинного підходу, запропонованого Недосекіним.

Уникнути пасток при класифікуванні дозволить інструментарій, в основі якого лежить здатність здійснювати обчислення результуючої змінної з урахуванням правил логічного висновку, що базуються на експертних знаннях із предметної області. Важливо забезпечити оптимізацію параметрів моделі на реальних показниках діяльності стабільно функціонуючих компаній і підприємств-банкрутів.

Аналіз існуючих методів діагностування банкрутства та оцінювання фінансового стану підприємства доводить необхідність нового методологічного підходу до проведення комплексного фінансового аналізу підприємства з використанням інструментарію теорії нечіткої логіки, основи якої заклали Лотфі Заде [12]. Такий інструментарій обрано в якості математичного підґрунтя, бо він дозволяє формувати модель з урахуванням специфіки українського бізнесу, не накладає обмежень на характер вхідної інформації, налаштовує параметри моделі на реальних показниках діяльності фінансово стійких компаній і підприємств-банкрутів.

Наведу авторський методологічний підхід до моделювання фінансового стану підприємства, розроблений на підґрунті інструментарію нечіткої логіки. Поетапність проведення розрахунків викладаю на прикладі побудови математичної моделі діагностики банкрутства на базі незалежних змінних.

1. Показники. Першочерговою задачею при побудові моделі є визначення переліку вхідних факторів. Для формування набору пояснюючих показників на основі інструментарію нечіткої логіки скористаємось переліком незалежних змінних $X_i, i = \overline{1, N}$, які були відібрані для побудови дискримінантної функції (1) шляхом перевірки на мультиколінеарність.

2. Лінгвістичні змінні. Для формування бази знань використаємо три терми для кожної змінної. Відповідно, для оцінювання всіх показників $X_i, i = \overline{1, N}$, що характеризують фінансовий стан підприємства, формується єдина шкала із трьох якісних термів: H – низький рівень показника X_i , C – середній рівень показника X_i , B – високий рівень показника X_i .

Для оцінювання значень результуючої лінгвістичної змінної G , що охоплює повну множину ступенів ризику банкрутства підприємства у відповідності до його поточного фінансового стану, будемо використовувати терми: H – низький ступінь ризику банкрутства, C – ризик банкрутства середній, B – високий рівень ризику банкрутства.

3. Побудова функцій належності. Нечіткі описи в структурі методологічного підходу проведення фінансово-економічного аналізу з'являються через невпевненість експерта: наприклад, якщо він не може чітко розмежувати значення середнього та високого рівня деякого параметра. У такому разі необхідно побудувати функції належності вхідних і результуючих змінних термів, щоби здійснити адекватну класифікацію рівнів усіх показників.

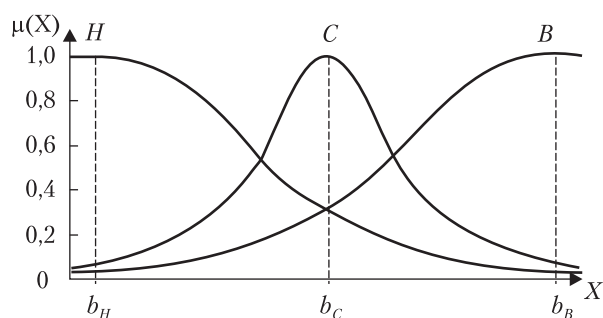


Рис. 1. Квазідзвоноподібні функції належності вхідної змінної

Спочатку визначаємо можливий діапазон зміни вхідних факторів $X_i, i = \overline{1, N}$ і результуючого показника G , задаємо вигляд функцій належності нечітких термів усіх змінних. На рис. 1 схематично подано квазідзвоноподібні функції належності трьох нечітких термів $\{H, C, B\}$ вхідної змінної $X_i, i = \overline{1, N}$ на множині X .

Усі квазідзвоноподібні функції належності нечітких термів як вхідних $X_i, i = \overline{1, N}$, так і вихідної змінної G , зображених на рис. 1, можна аналітично представити функцією [13]

$$\mu^T(X) = \frac{1}{1 + \left[\frac{X - b_T}{c_T} \right]^2}, \quad (2)$$

де c – коефіцієнт концентрації-розтягування функції; b – координата максимуму функції ($\mu(b) = 1$); T – лінгвістичний терм із множини $\{H, C, B\}$. Значення функцій належності бічних термів H і B усіх змінних за межами своїх максимумів b прирівнюються, як і в точках максимуму, до одиниці.

Перед проведенням оптимізації параметрів моделі чи якщо налаштування параметрів моделі не здійснюватиметься, задаємо орієнтовні межі змін усіх термів кожного з показників $X_i, i = \overline{1, N}$ відповідно до нормативних значень і шляхом порівняння даних показників за різними підприємствами у різні періоди часу. Встановлюємо

рівні показників, які відповідатимуть своїм лінгвістичним термам, щоб вони досить точно узгоджувалися з правилами оцінки банкрутства.

Для коефіцієнта мобільності активів X_1 розмежування між термами H та C було поставлено на рівні 0.3, а між термами C і B — на рівні 1. Для коефіцієнта оборотності кредиторської заборгованості X_2 межу між термами H і C встановлено на рівні 0.5, а між термами C та B — 1.5. Для коефіцієнтів оборотності власного капіталу X_3 та окупності активів X_4 їх визначено на рівні 0.4 та 1.2 відповідно. Для коефіцієнта забезпеченості власними оборотними засобами X_5 — на рівні -1 та 0 . Коефіцієнт концентрації залученого капіталу X_6 у якості меж має значення 0.6 та 1.2, а коефіцієнт покриття боргів власним капіталом X_7 — 0.4 та 1.4.

Для кожного терма $T \in \{H, C, B\}$ вхідних змінних встановлено свої параметри b_T і c_T функції (2), які дозволяють на перетині функцій належності отримувати встановлені вище розмежування між термами. Так само визначаємо межі перетину лінгвістичних термів вихідної змінної.

Терм B , що характеризує високий ступінь ризику банкрутства, присвоювали підприємствам, які збанкрутували менше ніж за 24 місяці від заявлення фінансових результатів. Середній ступінь ризику банкрутства C давали компаніям, що стали банкрутами більше ніж через 24 місяці. Компаніям, які стабільно працювали понад п'ять років після подання для аналізу фінансових звітностей, ставили терм H .

Виходом моделі є час, що залишався компаніям до банкрутства, а не звичайний поділ підприємств на класи за ознакою належності до підприємств-банкрутів чи стабільно функціонуючих компаній. Відтак модель не лише знаходить вихідну змінну із множини трьох заданих лінгвістичних термів $\{H, C, B\}$, а й прогнозує час, протягом якого компанії загрожує банкрутство.

Після дефазифікації (перетворення нечіткого значення вихідної змінної на чітке число) модель указуватиме час у місяцях, що залишається до ймовірного банкрутства компанії.

4. Формування набору правил. Експертна система на базі нечітких знань повинна містити механізм прийняття рішень, який спрогнозує банкрутство на основі інформації аналітика. В основу системи необхідно покласти знання, що відносяться до фінансової сторони банкрутства, та сформувати систему нечітких логічних правил. У табл. 2 наведено правила щодо оцінювання можливості банкрутства підприємства на базі незалежних змінних.

Правила прийняття рішень, що свідчать про низький ступінь ризику банкрутства підприємства і записані в останніх двох рядках табл. 2, у термінах теорії нечіткої логіки означатимуть лінгвістичне висловлювання: «ЯКЩО значення показника X_2 для даного підприємства є високим ТА показник X_3 високий, ТА X_4 не високий, ТА X_5 не низький, ТА X_6 низький / ЯКЩО X_1 не низький ТА X_3 середній, ТА X_4 низький, ТА X_5 високий, ТА X_6 не високий, ТА X_7 високий, ТОДІ ступінь ризику банкрутства G є низьким». Представимо за допомогою функцій належності та вагових коефіцієнтів аналітичну форму запису зазначеного вирішального правила визначення низької аксіологічної ймовірності банкрутства H компанії (стабільного фінансового стану):

$$\begin{aligned} \mu^H(X_1, \dots, X_7) = & w_1^H [\mu^B(X_2) \cdot \mu^B(X_3) \cdot \\ & \cdot \mu^{-B}(X_4) \cdot \mu^{-H}(X_5) \cdot \mu^H(X_6)] \vee \\ & \vee w_2^H [\mu^{-H}(X_1) \cdot \mu^C(X_3) \cdot \mu^H(X_4) \cdot \\ & \cdot \mu^B(X_5) \cdot \mu^{-B}(X_6) \cdot \mu^B(X_7)], \end{aligned} \quad (3)$$

де $\mu^{d_j}(X_1, \dots, X_N)$ — функція належності вектора вхідних змінних X_i , $i = \overline{1, N}$ значенню вихідної змінної d_j з множини $\{H, C, B\}$; N — кількість вхідних змінних (у даній задачі $N=7$); $\mu^{a_i^{jp}}(X_i)$ — функція належності вхідної змінної X_i лінгвістичному термові

Табл. 2. База знань щодо оцінювання аксіологічної ймовірності банкрутства на основі множини незалежних змінних

Лінгвістичні значення показників							Вага	Вихідна змінна
X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	ω	G
Н	Н	-В	-Н	Н	-Н	С	ω_1^B	В
-В	-В	Н	В	-В	В	Н	ω_2^B	
х	-В	х	-Н	С	С	С	ω_1^C	С
Н	В	х	Н	С	-Н	С	ω_2^C	
х	Н	С	С	Н	В	Н	ω_3^C	
В	В	С	-Н	В	Н	Н	ω_4^C	
х	В	В	-В	-Н	Н	Х	ω_1^H	Н
-Н	х	С	Н	В	-В	В	ω_2^H	

a_i^{jp} , $j = \overline{1, m}$, $i = \overline{1, N}$, $p = \overline{1, k_j}$ ($\mu^{-a}(X_i) = 1 - \mu^a(X_i)$); m – кількість значень вихідної змінної G (у нашій задачі $m=3$); k_j – кількість правил у базі знань, що відповідають j -му терму вихідної змінної G (у нас $k_1=k_3=2$, $k_2=4$); $\omega_p^{d_j}$ – вага p -го правила серед тих, що відповідають термові d_j вихідної змінної.

Вага є числом з інтервалу $[0, 1]$, яке характеризує упевненість експерта у вибраному правилі (зазвичай усі ваги правил спочатку прирівнюються до одиниці, в результаті оптимізації моделі на реальних даних вони можуть зменшуватись, якщо правило не відповідає дійсності).

Подібним чином утворюються всі функціональні залежності, які втілюють у математичній формі правила прийняття рішень, зведені до бази знань у табл. 2. Оскільки для опису кожного терма вихідної змінної використано різну кількість правил, то пошук оптимального рішення доцільно проводити з максимально розрахованим зна-

ченням функції належності (не замінюючи на операцію додавання функцій належності вихідної змінної, розрахованих за правилами, які належать до одного значення виходу G). Аби при розрахунку функції належності вихідної змінної за кожним правилом урахувувати значення всіх вхідних змінних, операцію мінімізації функцій належності всіх вхідних змінних замінимо на добуток.

Цю модель можна використовувати для здійснення оцінки фінансового стану підприємства, хоча за наявності статистичних даних бажано провести оптимізацію її параметрів, що й було зроблено.

5. Налаштування параметрів моделі. Перед оцінюванням фінансового стану підприємства варто налаштувати параметри моделі на даних збанкрутілих компаній і фінансово стійких підприємств із застосуванням одного з алгоритмів оптимізації нейро-нечітких моделей, наприклад, алгоритму зворотного поширення помилки

[14]. У принципі, навчання моделі є не обов'язковим, оскільки вона видає рішення для будь-яких значень пояснюючих змінних. Якщо ж оптимізувати модель на наявному статистичному матеріалі, якість її логічного висновку суттєво підвищується.

У якості статистичного матеріалу використовують дані фірм-банкрутів і стабільних компаній. Щодо фірм-банкрутів, то аналіз їхніх показників здійснюють у різні проміжки часу, що залишалися до банкрутства. Адже фірми показують ознаки наближення до банкрутства задовго до реальних фінансових проблем. Чим раніше передбачити небезпеку, тим більше шансів врятувати ситуацію. Розпізнати тенденцію погіршення фінансових показників можна за аналогією з іншими компаніями.

При налаштуванні параметрів моделі оптимізуються всі правила і параметри функцій належності вхідних змінних (правда, з певними обмеженнями). Для вихідної змінної параметри функцій належності всіх термів залишаються незмінними, щоб забезпечити чітку ідентифікацію підприємств, яким за даних фінансових показників залишалось до банкрутства менше двох років, адже точність передбачення банкрутства за два роки практично не відрізняється від точності прогнозування за рік [15].

6. Прийняття рішення. Після побудови та налаштування параметрів за моделлю оцінюють поточний рівень фінансового стану підприємства G на основі показників X_i , $i = \overline{1, N}$, фінансової звітності й експертних суджень для різних часових періодів, щоб мати змогу прослідкувати динаміку змін схильності підприємства до банкрутства. Остаточне рішення моделі щодо поточного рівня фінансового стану підприємства G обирається таке, для якого функція належності вихідної змінної G буде найбільшою для заданих значень показників діяльності підприємства X_i^* , $i = \overline{1, N}$:

$$G = \arg \max_{j = \overline{1, m}} [\mu_j^{d_j}(X_1^*, \dots, X_N^*)], \quad (4)$$

де $d_j = \{H, C, B\}$.

Оскільки функції належності вихідної змінної за кожним правилом розраховують як добуток функцій належності всіх вхідних змінних, а для визначення терма результативного показника G застосовують максимальний вихід з усіх правил, то вихідну змінну моделі розраховуємо за такою функцією:

$$G = \arg \max_{p = \overline{1, k}, j = \overline{1, m}} \left\{ w_p^{d_j} \prod_{i=1}^N \mu_i^{a_i^{jp}}(X_i^*) \right\}. \quad (5)$$

Результат рівняння — лінгвістичний опис ризику банкрутства та кількісна оцінка часу до ймовірного банкрутства підприємства. Оцінити час до банкрутства можна шляхом дефазифікації — кількісної інтерпретації отриманої з (5) якісної оцінки. Якщо задачею моделювання є тільки визначення можливості банкрутства, а не передбачення часу його настання, то дефазифікацію можна не проводити.

При переході від кількісних значень фінансових показників до лінгвістичних термів у нечітких моделях утрачається сенс мультиколінеарності. Виникає можливість побудувати модель на тих інформативних показниках, які фінансовий аналітик вважає за доцільне використовувати, без проведення попереднього дослідження на наявність між ними кореляційних зв'язків. Побудуймо модель діагностики банкрутства підприємства на основі інструментарію нечіткої логіки, застосовуючи найінформативніші показники оцінки фінансового стану підприємства.

ПОБУДОВА НЕЧІТКОЇ МОДЕЛІ ДІАГНОСТИКИ БАНКРУТСТВА

Поняття взаємозалежності вхідних змінних у класичному розумінні є дещо

розпливчастим, бо його не визначає рівень кореляції кількісних значень фінансових показників. Взаємозалежність змінних неможливо визначити і через коефіцієнт кореляції між порядковими номерами термів у множинах їх лінгвістичних значень.

Це зумовлено тим, що, по-перше, у загальному випадку всі терми охоплюють різні числові інтервали первісних фінансових показників; по-друге, інтервали є розпливчастими і змінюються при проведенні налаштування параметрів моделі на статистичному матеріалі. Відтак виникає можливість побудови нечіткої моделі діагностики банкрутства на основі показників без проведення попереднього дослідження на наявність кореляційних зв'язків між ними [16, 17].

До набору пояснюючих змінних можна залучити показники, які ми відкинули з аналізу, бо для більшості підприємств вони мають нульове значення. Хоча для числових методів аналізу їх доцільно виключити з первинного переліку показників фінансової звітності, що було обґрунтовано в роботах [6, 9], нечіткі моделі можуть без проблем оперувати подібними змінними. Так, в одному правилі можна прописати: якщо подібна змінна є нижчою від нуля, це свідчить про незадовільний фінансовий стан

підприємства. В інші правила цю змінну можна не вводити, бо всі інші її значення не враховуватимуться при аналізі.

З урахуванням сказаного, побудуємо нечітку модель діагностики банкрутства підприємства із застосуванням найінформативніших показників діяльності. Усі базові параметри нечіткої моделі збігатимуться з характеристиками моделі, розробленої вище на основі незалежних між собою показників. Що буде відрізнитись, то це набір пояснюючих змінних і база правил оцінки фінансової ситуації компанії. Щоб не повторюватися при побудові та поясненні сутності цієї моделі, викладу лише її відмінності від поданої раніше моделі, залишаючи попередню нумерацію етапів.

1. Показники. Для побудови моделі діагностики банкрутства сформуємо набір найважливіших, на наш погляд, показників оцінки фінансового стану підприємства та зведемо їх разом зі співвідношеннями розрахунків до табл. 3.

Подібний набір показників є одним із можливих варіантів, його формує експерт для кожного окремого підприємства з урахуванням специфіки та економічних особливостей. При налаштуванні параметрів моделі на реальних даних необхідно зро-

Табл. 3. Найінформативніші показники оцінки фінансового стану підприємства

Позначка	Коефіцієнт	Розрахунок
X ₁	Рентабельності капіталу	(Чистий прибуток-Збиток)/Баланс
X ₂	Оборотності активів	Чистий дохід від реалізації/Баланс
X ₃	Швидкої платоспроможності	(Оборотні активи-Запаси)/Поточні зобов'язання
X ₄	Фінансової автономії	Власний капітал/Баланс
X ₅	Забезпеченості власними оборотними засобами	(Оборотні активи-Поточні зобов'язання)/Оборотні активи
X ₆	Покриття боргів власним капіталом	Власний капітал/(Забезпечення наступних витрат і платежів+Довгострокові зобов'язання+Поточні зобов'язання)

бити навчальну вибірку значень цих же показників діяльності фінансово стійких підприємств і компаній-банкрутів.

2. **Лінгвістичні змінні** тотожні з викладеним при побудові першої нечіткої моделі. Тобто множина лінгвістичних значень вхідних змінних $X_i, i = \overline{1, N}$ і вихідної змінної G також складається з термів $\{H, C, B\}$.

3. При побудові функцій належності конструюються функції належності вхідних і вихідних змінних термів. Як і в побудованій вище моделі, вони будуть квазізвоноподібними — їх вигляд зображено на рис. 1, аналітичну форму запису подано функцією (2).

Розмежування між термами $\{H, C, B\}$ усіх вхідних змінних $X_i, i = \overline{1, N}$ установимо відповідно до нормативних значень шляхом порівняння показників різних підприємств. Так, порівнюючи відібрані для аналізу показники $X_i, i = \overline{1, N}$ з даними компаній-банкрутів (у різні періоди до банкрутства) і стабільних підприємств, було вирішено для рентабельності капіталу X_1 розмежування між термами H і C поставити на рівні -0.2 , між термами C та B — на рівні 0 . Для коефіцієнта оборотності активів X_2 межі між термами H і C визначено на рівні 0.8 , між термами C та B — 1.7 . Для коефіцієнта швидкої платоспроможності X_3 ці межі встановлено на рівні 0.05 і 0.35 , а для кое-

фіцієнта автономії X_4 — на рівні 0.18 та 0.42 , забезпеченості власними оборотними засобами X_5 — на рівні -1 і 0 , покриття боргів власним капіталом X_6 — 0.4 та 1.4 . Для вихідної змінної G залишимо такі функції належності всіх термів $\{H, C, B\}$, як і в першій моделі діагностування банкрутства на нечіткій логіці.

4. **Формування набору правил.** Наведу в табл. 4 набір вирішальних правил щодо оцінки схильності підприємства до банкрутства на основі представленої в табл. 3 множини найінформативніших факторів.

5–6. **Налаштування параметрів моделі і прийняття рішення** відповідають методологічному підходу, описаному вище при побудові першої нечіткої моделі. Тобто заключне рішення моделі обирають таке, де функція (5) належності вихідної змінної G буде найбільшою для заданих значень показників діяльності підприємства $X_i^*, i = \overline{1, N}$.

А тепер проаналізуємо ефективність побудованих моделей на нечіткій логіці у порівнянні з іншими розглянутими у статті економіко-математичними моделями. Оскільки авторські моделі ґрунтуються на однакових множинах пояснюючих змінних і налаштовані на загальному статистичному матеріалі, результати порівняльних експериментів з передбачення банкрутств підприємств

Табл. 4. База знань щодо оцінювання аксіологічної ймовірності банкрутства підприємства на основі множини найінформативніших факторів

Лінгвістичні значення показників						Вага	Вихідна змінна
X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	w	G
$-B$	H	C	x	x	$-B$	w_1^B	B
H	$-B$	H	x	H	H	w_2^B	
H	C	$-B$	$-B$	x	C	w_1^C	C
B	B	x	B	$-H$	B	w_1^H	H
C	$-H$	$-H$	$-H$	x	$-H$	w_2^H	

дозволять зробити висновки щодо здатності різного математичного інструментарію класифікувати об'єкти дослідження.

ЕКСПЕРИМЕНТИ З НЕЧІТКИМИ МОДЕЛЯМИ ДІАГНОСТИКИ БАНКРУТСТВА

Після побудови нечітких моделей діагностики банкрутства підприємства, вхідними факторами яких є незалежні змінні та найінформативніші показники оцінки фінансового стану, автор провів низку експериментів щодо точності прогнозування банкрутства. Метою експериментів також було налаштування параметрів системи і коригування баз логічних правил щодо визначення аксіологічної ймовірності банкрутства компанії.

Щоб моделі могли кластеризувати підприємства за двома групами (банкрути і фінансово стійкі компанії) і передбачати час до банкрутства, необхідно налаштувати їхні параметри так, щоб виходом моделей був період часу, протягом якого після оприлюднення фінансових звітів підприємства банкрутували (період часу необхідно задавати як для банкрутів, так і для стабільно працюючих компаній).

Для всіх фінансово неспроможних фірм на вихід моделі при навчанні подавався реальний час у місяцях, по закінченні якого вони ставали банкрутами. Для фінансово стійких компаній на вихід моделі подавали період у 60 місяців — це великий проміжок часу, який доводить, що компанія дійсно стабільна. До того ж, за такий період передбачити банкрутство неможливо, бо за п'ять років підприємство можна і вивести з кризи, і довести до банкрутства.

За таких домовленостей було проведено експерименти з передбачення часу до банкрутства. Після налаштування параметрів на фінансових показниках підприємств-банкрутів і фінансово стійких компаній модель демонструвала досить високу точність відтворення часу до банкрутства (рис. 2).

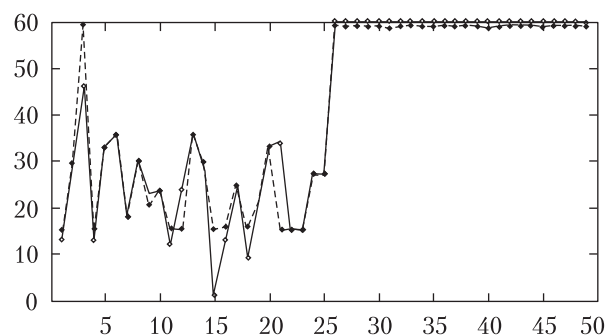


Рис. 2. Відтворення інтервалу часу до банкрутства підприємства після налаштування параметрів моделі на реальних даних

Як видно з рис. 2, модель точно відтворює тенденції, що свідчить про вдалий підхід до побудови її структури та формування набору правил. Якщо перейти до діапазону лінгвістичних термів $\{H, C, B\}$ (де інтервал до 24 місяців інтерпретується термом B , після 50 — термом H , а проміжок між 24 та 50 місяцями позначається термом C), можна зробити висновок: модель правильно класифікувала всі фінансово стійкі компанії H і компанії з високою ймовірністю банкрутства B . Для компаній, що попали в середній діапазон C , одне підприємство було помилково віднесено до банкрутів, а одне — до стабільних компаній.

У результаті перевірки на незалежній групі підприємств ефективності моделі, побудованої на основі набору незалежних змінних, було отримано такі результати. Точність передбачення банкрутств серед фінансово неспроможних компаній — 87.9%, точність класифікації фінансово стійких підприємств — 94.7%, що за всією групою аналізованих підприємств у середньому становило 91.2%. Помилка класифікації зменшилася більш ніж у 2 рази (з 19.9% до 8.8%) порівняно з дискримінантною моделлю.

Застосування для прогнозування банкрутств підприємств моделі, побудованої на основі набору найінформативніших

показників, виявило такі результати: точність передбачення банкрутств серед фінансово неспроможних компаній – 100%, точність класифікації фінансово стійких підприємств – 85.7%, що за всією групою аналізованих підприємств у середньому дає 92.7%.

Якщо порівняти ефективність цих двох моделей, то модель, побудована на основі найінформативніших показників, дала більш точний прогноз за всією групою аналізованих підприємств, ніж модель, побудована на незалежних змінних. Значно знизилась альфа-помилка класифікації (частка фінансово неспроможних підприємств, які класифіковано як стійкі), а якщо точніше – взагалі зникла, хоча трохи збільшилась бета-помилка (класифікація стабільної компанії як банкрута).

При проведенні модельних експериментів було оптимізовано параметри системи й уточнено базу вирішальних правил, а також підтверджено можливість побудови нечіткої моделі на основі показників, які в числовому вигляді мають мультиколінеарний зв'язок.

ПРОГНОЗУВАННЯ БАНКРУТСТВ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ ІНСТРУМЕНТАРІЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Для побудови адекватної економіко-математичної моделі оцінки фінансового стану підприємств реалізуємо модель на нейронних мережах і проведемо порівняльний аналіз ефективності прогнозування банкрутства з її застосуванням та розроблених дискримінантної і нечітких моделей. При дослідженні було побудовано низку нейромережових моделей різних типів. Перша частина моделей ґрунтувалась на найбільш уживаних нейронних мережах типу багат шаровий перцептрон, уперше розроблених Розенблаттом [18]. На рис. 3 представлено модель перцептрону, що містить три шари.

Перцептрон здійснює розрахунок вихідних показників шляхом послідовного нелінійного перетворення у нейронах з першого по останній шари сигналів, поданих на входи цих нейронів ззовні чи з нейронів попереднього шару, що зважені на вагові коефіцієнти міжнейронних зв'язків. Таким чином, тришарова нейронна мережа типу перцептрон зі структурою, представленою на рис. 3, здійснюватиме розрахунок вихідних змінних за функціональним співвідношенням:

$$\hat{y}_j = \psi_j^{(3)}(b_j^{(3)} + \sum_{l=1}^p [\omega_{lj}^{(3)} \cdot \psi_l^{(2)}(b_l^{(2)} + \sum_{i=1}^n [\omega_{il}^{(2)} \cdot \psi_i^{(1)}(x_i)])]), j = \overline{1, m}, \quad (6)$$

де $\psi_i^{(k)}(\cdot)$, $b_i^{(k)}$, – функція активації та параметр зміщення суматора i -го нейрона k -го шару нейронної мережі; $\omega_i^{(k)}$ – вага міжнейронного зв'язку між i -им нейроном $(k-1)$ -го шару та l -им нейроном k -го шару нейронної мережі.

Зауважу, нейронна мережа типу перцептрон може ефективно відтворювати залежності між вхідними/вихідними змінними навіть за повної відсутності значимих кореляційних зв'язків між ними, бо здатна виявити лінійні закономірності розвитку (як це роблять класичні економетричні моделі) і складні нелінійні функціональні залежності. Така здатність обумовлюється використанням у нейронах нелінійного функціонального перетворювача, який описується деякою функцією активації, наприклад, пороговою, сигмоїдною, гаусовою тощо. Завдяки такій особливості нейронні мережі отримують більшу апроксимуючу здатність для відтворення вихідних функціональних залежностей і прогнозування подальшого розвитку досліджуваних процесів, ніж економетричні аналоги.

При проведенні дослідження було побудовано чимало економіко-математичних моделей на нейронних мережах різної

конфігурації, в основу яких покладено дві окремі множини пояснюючих змінних (табл. 1, 3). Низку нейронних мереж налаштували на передбачення часу до банкрутства підприємства після декларування фінансових звітів. Проте розподіл підприємств нейронні мережі здійснювали всього за двома класами: фінансово стабільні та потенційні банкрути. Деякі нейромережеві моделі типу перцептрон налаштовано суто на класифікацію підприємств без оцінювання часу до ймовірного банкрутства.

При побудові нейромережевих моделей, виходом яких був час, що відділяє підприємство від банкрутства, по аналогії з моделюванням на нечіткій логіці для фінансово стабільних підприємств штучно встановлено час до настання банкрутства — 60 місяців. Зауважу, що так можна регулювати підозрілість кожної нейронної мережі до діагностування банкрутства. Але зі зменшенням альфа-помилки класифікації (визначення підприємства-потенційного банкрута як фінансово стабільної компанії) одночасно зростає бета-помилка (діагностування стабільної компанії як потенційного банкрута). При проведенні експериментів економіко-математичні моделі налаштовували кілька разів, змінюючи підозрілість нейронних мереж до діагностування банкрутства. У результаті моделі на нейронних мережах з ідентичними структурами отримували різні значення параметрів налаштування й по-різному класифікували об'єкти дослідження. Наведу результати моделювання із застосуванням нейронних мереж, які виявили найбільшу адекватність і рівномірність класифікації та передбачення банкрутств (за умови збалансованості альфа- і бета-помилки, що вказує на коректність проведення лінії поділу між двома класами підприємств).

Усі економіко-математичні моделі на нейронних мережах будували так, щоб уникнути ефекту перенавчання (кількість пара-

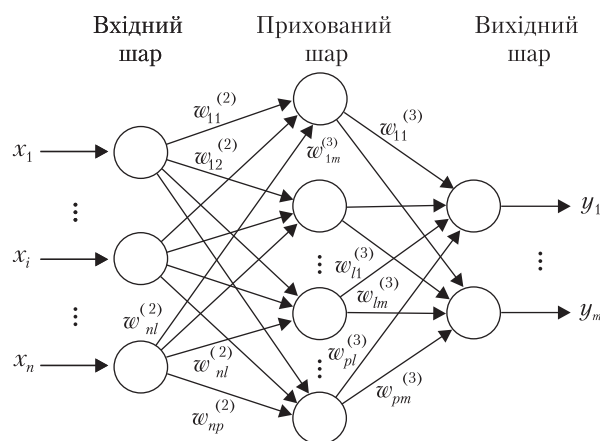


Рис. 3. Структура нейронної мережі типу перцептрон

метрів моделі була значно меншою за обсяг навчальної вибірки). Спочатку було розраховано модель на нейронних мережах такої структури: багатошаровий перцептрон з одним внутрішнім шаром, який складався із 3 нейронів, вхідний шар з 7 нейронів за кількістю пояснюючих змінних (відібраних до авторської дискримінантної моделі після перевірки початкового набору фінансових показників на мультиколінеарність), а вихідний — з одного нейрона, де отримувалась розрахована оцінка часу до настання банкрутства підприємства. Перетворення вхідних сигналів здійснювали тільки на нейронах другого шару. Для цього застосували сигмоїдну функцію активації. Вихід нейрона третього шару визначався лише розрахунком на суматорі, тобто його функція активації була лінійною. Кількість параметрів налаштування нейронної мережі (ваг міжнейронних зв'язків і параметрів зміщення в суматорах нейронів) для такої моделі дорівнювала 28 (істотно менше навчальної вибірки).

Коли підприємства класифікували за двома класами із застосуванням цієї моделі, результати на тестовій вибірці обсягом 70 підприємств виявились такими: точність ідентифікації фінансово неспроможних підприємств — 78.8%, фінансово стійких ком-

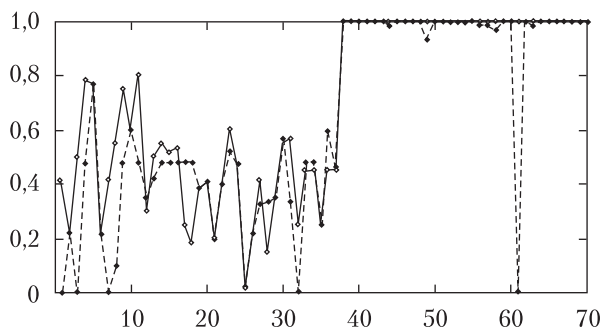


Рис. 4. Прогнозування нормалізованих інтервалів часу до настання банкрутства підприємств нейронною мережею типу персептрон

паній — 94.6%, що в усіх аналізованих підприємствах становило 87.1% точної класифікації. Попри здатність досить точно розділяти підприємства на два класи модель не змогла передбачати час до банкрутства. Навіть істотне збільшення кількості параметрів мережі (нейронів внутрішнього шару) не підвищило точність моделювання.

Для підвищення ефективності функціонування нейронної мережі значення змінних моделі потрібно перевести у відносну форму чи нормалізувати приблизно за однією розмірністю. Це стосується і вхідних змінних, і вихідного показника. І тут не важливо, що при переході від абсолютних до відносних значень може втрачатися значимість кореляційного зв'язку між вхідними та вихідною змінними (що відбувається для економічних часових рядів, особливо на тривалих часових інтервалах). У такому випадку точність відтворення вихідного показника здебільшого підвищується, бо після налаштування на реальних даних розмірності параметрів системи не матимуть суттєвих числових перекосів, що забезпечить уникнення екстремальної поведінки нейронної мережі.

Найточніше прогнозування банкрутств продемонструвала мережа, для якої область значень функції активації вихідного нейрона обмежується нулем та одиницею (вид

функції активації не мав принципового значення — лінійна з обмеженнями, сигмоїдна тощо). Результат прогнозування часу до банкрутств нейронною мережею з вихідним нейроном, що має сигмоїдну функцію активації, представлено на рис. 4.

Результати діагностування банкрутств підприємств із тестової вибірки на підґрунті економіко-математичної моделі виявились такими: точність правильної класифікації підприємств-банкрутів — 100% (альфа-помилка прогнозування дорівнює нулю), точність діагностування фінансово стабільних компаній — 97%, що значить 98.6% правильної класифікації підприємств для всієї тестової вибірки. І хоча показники прогнозування часу до банкрутства виявились точнішими порівняно з нейромережевими моделями, цього недостатньо, щоб уважати модель здатною адекватно прогнозувати час імовірного банкрутства. Пояснити недостатню спроможність нейронних мереж прогнозувати час імовірного банкрутства можна тим, що фінансовий стан компанії визначається не лише по фінансових звітах, достовірність яких завжди можна піддати сумніву, багато що залежить від рівня менеджменту компанії.

У ході експериментів перевірено точність прогнозування часу до настання банкрутства із застосуванням нейронних мереж іншої структури. Було виявлено: точність прогнозу, як правило, зростає зі збільшенням нейронів внутрішнього шару. Але важливо відстежувати, щоб при налаштуванні параметрів моделі на навчальній вибірці не виник ефект перенавчання. Було також перевірено залежність ефективності нейромережевої моделі від виду функцій активації нейронів внутрішнього шару та окремо нейрона вихідного шару [19].

Також проведено низку експериментів з моделювання часу ймовірного банкрутства підприємства із застосуванням економіко-

математичних моделей на нейронних мережах, що були побудовані на основі набору найінформативніших показників оцінки фінансового стану (табл. 3). І хоча економіко-математична модель на нечіткій логіці, побудована на цьому наборі показників, виявилась точнішою за нечітку модель незалежних змінних, нейронні мережі продемонстрували нижчу ефективність. Найбільш точний прогноз банкрутств на підґрунті подібних моделей виявився таким: 88.6% правильної класифікації всієї множини підприємств із тестової вибірки, 87.9% коректного розпізнавання фінансово стабільних компаній, 89.2% правильного передбачення банкрутств.

Нижча точність класифікації зумовлена неможливістю здійснити якісне налаштування параметрів моделі на реальних даних із застосуванням наведеного набору пояснюючих змінних, оскільки для переважної більшості підприємств із обох класів деякі з цих показників є нульовими, наприклад, рентабельність капіталу, покриття боргів власним капіталом. Якщо в моделях на нечіткій логіці цю проблему легко вирішити шляхом установлення окремих правил прийняття рішень з урахуванням специфіки кожної пояснюючої змінної, то нейронні мережі виявились недостатньо ефективними для виявлення складних нелінійних закономірностей.

Таким чином, можна говорити про необхідність здійснення спеціального відбору пояснюючих змінних. Адже не можна відбирати для нейромереж будь-які показники, котрі аналітик вважає за потрібні, як це прийнятно для моделей на нечіткій логіці. Крім того, персептрони виявили низьку точність оцінювання часу до ймовірного банкрутства, проте вони ефективні для розподілу підприємств за двома класами (потенційні банкрути й фінансово стійкі компанії) порівняно з альтернативними підходами.

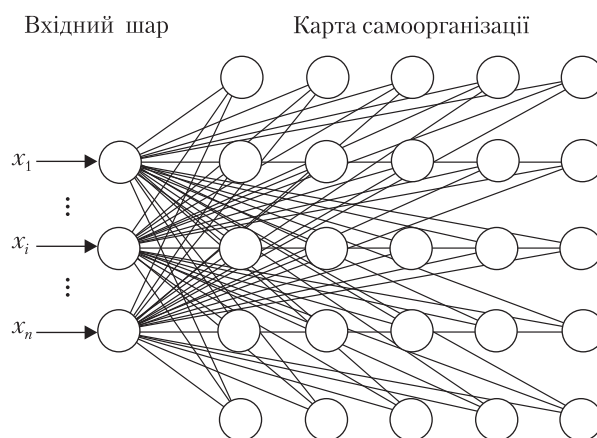


Рис. 5. Структура нейронної мережі Кохонена

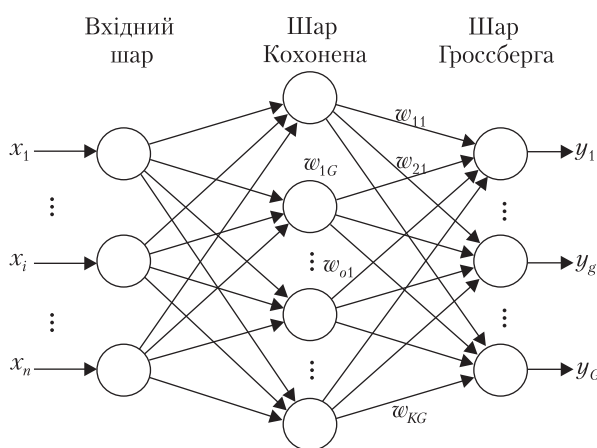


Рис. 6. Структура нейронної мережі зустрічного розповсюдження

ОЦІНКА РИЗИКУ БАНКРУТСТВА ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ЗУСТРІЧНОГО РОЗПОВСЮДЖЕННЯ

Задату класифікації, крім персептронів, здатні вирішувати інші різновиди нейронних мереж. Зокрема, у дослідженні було проаналізовано ефективність розподілу підприємств за двома класами із застосуванням нейронних мереж зустрічного розповсюдження [20], що є комбінацією карти самоорганізації Кохонена [21] із вихідною зіркою Гроссберга [22]. У такій мережі кожен елемент вектора вхідних даних пов'язаний з усіма нейронами шару Кохонена (рис. 5). Усі нейрони шару Кохонена

мають зв'язки з усіма нейронами шару Гроссберга. Графічно структуру нейронної мережі зустрічного розповсюдження у спрощеному вигляді представлено на рис. 6.

Карта самоорганізації — це нейронна мережа без зворотних зв'язків, налаштування параметрів якої здійснюється із застосуванням алгоритму навчання без учителя шляхом виявлення невідомих образів і структур у статистичних даних досліджуваних об'єктів. Кожен нейрон карти самоорганізації має кількість параметрів, яка дорівнює числу нейронів вхідного шару (кількості елементів вхідного вектора даних). При діагностуванні можливості банкрутства елементами вхідного вектора є показники діяльності компанії. Ними були множини пояснюючих змінних (табл. 1, 3). Відповідно, вхідний шар одної частини сконструйованих у дослідженні карт самоорганізації складався з семи нейронів (за кількістю незалежних показників, відібраних до дискримінантної моделі), а другої частини — з шести нейронів (за кількістю найінформативніших показників для аналізу фінансового стану підприємства).

Перед проведенням навчання нейронної мережі здійснюється ініціалізація карти, згідно з якою всім параметрам нейронів дають невеликі випадкові числа. Коли на входи мережі подається навчальний приклад, який характеризує окреме підприємство за відібраними вище показниками, значення його елементів порівнюють з параметрами кожного нейрона карти самоорганізації за евклідовою відстанню.

Після визначення нейрона-переможця здійснюють відповідне коригування за спеціальним алгоритмом його параметрів, а також низки нейронів у деякому його околі в напрямку поданого на входи навчального прикладу. Так утворюється певна топологічна область в ареалі нейрона-переможця, нейрони якої отримують більш-менш схожі характеристики. Подібна операція

повторюється шляхом багатократного подання на входи нейромережі навчальних прикладів щодо діяльності стабільних підприємств і компаній-банкрутів. Такий алгоритм навчання нейронної мережі забезпечує двовимірне відображення багатовимірних вхідних векторів, здійснюючи їх кластеризацію.

Оскільки кожному вхідному образу відповідає певний нейрон-переможець, то на карті можна визначити нейрони, які відповідають компаніям-банкрутам, і нейрони фінансово стабільних підприємств. Після здійснення самоорганізації карти Кохонена її можна застосувати для діагностування можливості банкрутства підприємств із незалежної вибірки (на даних щодо компаній, на яких модель не навчалась). Для цього на входи нейромережі подають аналогічно сформований вхідний вектор з фінансовими показниками підприємства та здійснюють проектування багатовимірного вектора до одного нейрона карти Кохонена.

Для цього вектора гарантовано буде визначений нейрон-переможець, який дозволяє оцінити можливість банкрутства компанії за аналогіями з підприємствами із навчальної вибірки. Наприклад, на оптимізовану мережу подається вхідний вектор, який складається з фінансових показників досліджуваної компанії. Якщо цей вектор потрапив до кластера, який при навчанні був сформований нейронною мережею тільки з банкрутів, то це підприємство має значну ймовірність банкрутства, бо структура його фінансових даних подібна до підприємств-банкрутів. Як наслідок, прийнято рішення про недоцільність укладання коштів чи надання кредиту.

Щоб не здійснювати самостійно інтерпретацію, процес варто передоручити комп'ютеріві, додавши до нейронної мережі після шару Кохонена шар розпізнавання. Таку функцію виконуватиме шар Гроссберга, який відображає вихід карти самоорганізації.

нізації у відповідні образи. Він показує, з якою мірою впевненості нейрон-переможець карти Кохонена відповідає кожному з можливих виходів шару Гроссберга. Такими значеннями можуть бути встановлені класи об'єктів дослідження, характеристичні показники яких подають на входи карти самоорганізації, наприклад, рівні фінансового стану підприємства. У технічних системах подібні нейронні структури з успіхом застосовують для розпізнавання тексту, де виходом шару Гроссберга є літери.

Таким чином, із застосуванням нейронних мереж зустрічного розповсюдження спочатку здійснюється пошук прихованих залежностей у структурі даних фінансових показників компаній шляхом проведення їх кластеризації принципом навчання без учителя. Потім розпізнають фінансовий стан компанії пов'язуванням кластера, до якого її було віднесено, з одним із установлених класів (банкрутів та стабільних компаній), що реалізується шаром Гроссберга, який навчається з учителем (на прикладах банкрутств одних компаній та тривалого функціонування інших після оприлюднення фінансових показників).

При проведенні дослідження спочатку було реалізовано штучну нейронну мережу з першим набором фінансових показників (відібраних для дискримінантної моделі шляхом перевірки на мультиколінеарність) і сконструйовано карти з різною кількістю нейронів шару Кохонена. Модель з числом нейронів, що значно перевищує кількість вхідних прикладів, засвідчила неефективність класифікації. Так, при реалізації нейронної мережі з 70 нейронами, які організовано в карту розмірністю 7×10 , точно визначили 54.2% підприємств-банкрутів і 40% — фінансово стабільних компаній.

Щоб отримати графічне відображення карти Кохонена, потрібно встановити прин-

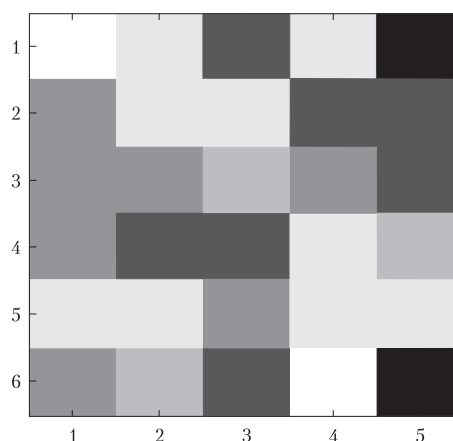


Рис. 7. Карта Кохонена для моделі з першим набором змінних

ципи візуалізації результатів моделювання. Зафарбовування карти здійснюють з урахуванням статистики потрапляння компаній з обох класів до певного кластера. Встановімо градацію кольорів від темно-червоного (кластери, які відповідають банкрутам) до синього (кластери стабільних компаній), жовтим кольором позначатимемо кластери, для яких немає однозначних висновків щодо можливості банкрутства, сірим — нейрони карти, які не ввійшли до жодного із зазначених вище кластерів. Приклад візуалізації карти самоорганізації, яка складається із 30 нейронів і має розмірність 6×5 (рис. 7), сформовано на основі визначених сімох показників діяльності підприємств.

Точність діагностування підприємств із незадовільним фінансовим станом на базі подібної моделі сягає 97.3%, а стабільних компаній — 56%. Відносно 4% компаній висновок щодо фінансового стану був неоднозначним. Зазначу, що ця модель продемонструвала найточнішу класифікацію серед усіх побудованих у дослідженні карт самоорганізації.

До позитивних характеристик результатів роботи моделі можна віднести низьке значення альфа-помилки класифікації

(частки фінансово неспроможних підприємств, які класифіковано як стійкі), хоча бета-помилка (частка фінансово стійких підприємств, які класифіковано як потенційних банкрутів) є досить великою. Це свідчить про можливість недоотримання прибутку від помилково класифікованих стабільних компаній, але у кредитора є можливість отримати прибуток від інших вкладів (навіть від кредитування інших коректно визначених стійких підприємств). Також він не зазнає значних збитків від надання кредиту потенційним банкрутам.

Зона невизначеності в такій моделі мала, особливо якщо порівняти її з дискримінантними моделями, де на цій же статистичній вибірці зона невизначеності сягала 51.4%. Побудована карта самоорганізації продемонструвала суттєво вищу точність класифікації порівняно з розробленими іншими дослідниками дискримінантними моделями.

Якщо порівняти з авторською дискримінантною моделлю, налаштованою на цій же статистиці, карти самоорганізації виявились менш ефективним інструментарієм (точність класифікації за всією групою аналізованих підприємств 82.5% при відсутності зони невизначеності). Звісно, можна проводити додаткові дослідження з пошуку більш ефективних структури карти самоорганізації, переліку входних факторів та їх попередньої обробки, але це складний і трудомісткий процес. І на фоні результатів, продемонстрованих простішими, інтуїтивно зрозумілішими дискримінантними моделями, необхідно ретельно зважити доцільність проведення додаткового дослідження з пошуку більш адекватної структури карти самоорганізації для діагностування банкрутства.

Вагомим аргументом на користь побудови карт самоорганізації є велика кількість обмежень і передумов для використання

інструментарію дискримінантного аналізу, зокрема, щодо стаціонарності досліджуваних процесів, незмінності зовнішніх умов та ін. Проте реалії сучасної української економіки не задовольняють цих передумов. Відповідно, застосування для моделювання фінансового стану підприємств дискримінантних моделей є необґрунтованим. Для використання моделей, в основі яких знаходиться інструментарій карт самоорганізації, немає потреб у дотриманні цих вимог. Для побудови й використання моделей на нечіткій логіці також немає необхідності дотримання цих обмежень. Результат роботи нечітких моделей є зрозумілішим для кінцевого користувача, і вони продемонстрували вищу ефективність класифікації.

Аналогічно побудовано карти самоорганізації та відповідні модельні експерименти на основі найінформативніших показників (табл. 3). Тестування розробленої нейронної мережі показало точність класифікації за всією групою аналізованих компаній на рівні 52%, з яких точність передбачення підприємств-банкрутів – 83.3%, а стабільних компаній – 28%. При цьому відсоток підприємств, для яких не можна зробити однозначного висновку про фінансовий стан, дорівнює приблизно 20%. Зауважу, що така модель виявилась менш ефективною за карту самоорганізації, побудовану на основі множини незалежних змінних, сформованої шляхом перевірки на мультиколінеарність.

У результаті проведення експериментів з класифікації підприємств за рівнем фінансового стану на основі карт самоорганізації можливо дати низку рекомендацій. Так, для досягнення найбільшої ефективності нейронної мережі зустрічного розповсюдження за умов наявності більш-менш однорідної множини прикладів доцільно встановити, щоб кількість нейронів шару Кохонена була меншою за кількість входних прикладів, як і зазначав сам Тейво Ко-

хонен [23]. Однак карти, які складаються з малої кількості нейронів (наприклад, карти з 6 нейронів розмірністю 2×3), здійснюють кластеризацію надто укрупнено і не дають точно виділити кластери конкретного виду.

За такої конфігурації здійснити достовірний висновок щодо можливості банкрутства складно. Крім того, компанії можуть ставати банкрутами з різних причин, відповідно, фінансові показники діяльності будуть характеризуватись власними специфічними особливостями. Пошук спільних закономірностей у структурі фінансових даних компаній-потенційних банкрутів може розподіляти їх за різними кластерами, зважаючи на характерні риси діяльності. Відповідно, при конструюванні карти самоорганізації доцільно передбачати можливість формування багатьох кластерів, що відповідатимуть компаніям-потенційним банкрутам, та багатьох кластерів, у які потраплятимуть фінансово стабільні компанії.

ВИСНОВКИ

Задача проведеного дослідження — побудувати адекватні моделі діагностування банкрутства підприємств в умовах української економіки та порівняти ефективність інструментарію нейронних мереж з методами нечіткої логіки й дискримінантного аналізу для моделювання складних нелінійних закономірностей в економічних системах. Для цього було розроблено низку моделей на підґрунті вказаного інструментарію з використанням однієї статистичної бази щодо банкрутств українських компаній.

Спочатку було побудовано дискримінантну модель діагностування банкрутства, ґрунтуючись на незалежних змінних, відібраних із застосуванням оригінального алгоритму перевірки входних факторів на мультиколінеарність із забезпеченням

найбільш чіткого розмежування підприємств за рівнем фінансового стану (стійких компаній від потенційних банкрутів). З використанням побудованої автором дискримінантної моделі оцінки можливості банкрутства, а також моделей Альтмана, Давидової–Белікова і Терещенка було проведено низку експериментів з метою оцінки ефективності цих моделей при передбаченні банкрутств українських підприємств. Аналіз результатів проведених експериментів дозволив виявити значну невідповідність розроблених раніше дискримінантних моделей умовам української економіки та продемонстрував досить високу точність передбачення банкрутств підприємств із використанням розробленої автором дискримінантної моделі.

При цьому розкрито передумови застосовності подібних дискримінантних моделей, зокрема, щодо стаціонарності розвитку випадкових величин і незмінності зовнішніх умов, які не задовольняють реалії розвитку сучасної економіки, особливо трансформаційної української. У статті доводиться необхідність застосування нелінійних моделей кластеризації об'єктів дослідження, які не вимагають дотримання вказаних гіпотез.

Отже, розроблено моделі на нечіткій логіці, що здатні працювати навіть без налаштування на реальних даних (лише базуючись на закладених наборах логічних правил і встановлених параметрах функцій належності). Ці моделі є ще більш відкритими і зрозумілими, ніж багатофакторні дискримінантні моделі, бо представлені у виразах природної мови. На відміну від інших методів, вони здатні поєднувати можливість налаштування параметрів на реальних даних з урахуванням кількісних і якісних показників діяльності підприємств. Використання правил прийняття рішень у моделях на нечіткій логіці дозволяє враховувати при проведенні аналізу експерт-

ні знання у предметній області, щоб уникнути некоректної класифікації.

Проведені експерименти показали високу точність прогнозування банкрутства нечіткими моделями на основі множин незалежних змінних і найінформативніших показників. Із застосуванням нечітких моделей вдається не лише оцінювати можливість банкрутства компанії, а й досить ефективно передбачати час імовірного банкрутства. Також підтверджено можливість побудувати нечітку модель на основі показників, які в числовому вигляді мають мультиколінеарний зв'язок між собою.

У дослідженні приділено увагу розробленню інших нелінійних моделей класифікації із застосуванням нейронних мереж, зокрема, багатосарових перцептронів і нейронних мереж зустрічного розповсюдження. Проведений аналіз експериментів показав, що перцептрони виявились значно ефективнішими за дискримінантні моделі при розподілі підприємств на фінансово стабільні та потенційні банкрути. Це пояснюється здатністю до більш точного відтворення нелінійних закономірностей. Нейронні мережі виявились менш ефективними за нечіткі моделі при прогнозуванні часу ймовірного банкрутства, незважаючи на те, що для аналізу використовувались лише фінансові показники, котрі мають кількісну природу.

У результаті проведення експериментів з моделями на нейронних мережах було отримано низку висновків щодо їх функціонування та надано пропозиції щодо підвищення їх ефективності через попередню обробку даних, вибір виду функцій активації нейронів тощо. Результати експериментів показали, що при побудові нейронних мереж доцільно спеціально відбирати пояснюючі змінні, а не застосовувати будь-які показники, що їх аналітик вважає за потрібне. Це дещо ускладнює процедуру побудови нейронних мереж, як і необхідність володіння достатньо репрезентатив-

ною статистичною вибіркою (моделі на нечіткій логіці здатні ефективно здійснювати розрахунок вихідної змінної без налаштування на реальних даних).

Карти самоорганізації продемонстрували найнижчу загальну точність класифікації серед усіх сконструйованих у роботі моделей. При цьому відсоток правильного діагностування потенційних банкрутів сягав 97.3%, що свідчить про низьку вірогідність збитку для інвестора чи кредитора при використанні запропонованої моделі.

Серед переваг моделі, перш за все, можливість виявлення загальних закономірностей у структурі вхідних даних без необхідності налаштування на відомих значеннях вихідної змінної. В економіці така здатність моделі вельми важлива з огляду на природу багатьох задач, зокрема, аналізу конкурентоспроможності, рейтингування тощо, де значення вихідної змінної заздалегідь невідомі й не мають загальноприйнятих одиниць вимірювання. Карти самоорганізації не накладають обмежень щодо стаціонарності досліджуваних процесів чи незмінності зовнішніх умов, які повинні задовольняти економетричні моделі чи навіть деякі різновиди нейронних мереж (включаючи перцептрони). Модель здатна швидко адаптуватись до нових даних, не потребує залучення експертів, виявляє приховані нелінійні закономірності. Результат моделювання – унаочнення стану підприємства на карті Кохонена, що є зручним інструментом для аналізу й підготовки необхідних висновків щодо фінансового стану підприємств.

Однак процес конструювання ефективної структури карти самоорганізації в нейронній мережі зустрічного розповсюдження надто трудомісткий і не гарантує високої точності класифікації чи рівномірної коректності розподілу досліджуваних об'єктів за різними класами. Разом із результатами, продемонстрованими економіко-математич-

ними моделями, побудованими за допомогою іншого математичного інструментарію, варто ретельно обміркувати доцільність застосування нейронних мереж зустрічного розповсюдження для розв'язання конкретної задачі класифікації підприємств за рівнем фінансового стану з метою передбачення можливого банкрутства.

Результати дослідження демонструють високу ефективність усіх запропонованих економіко-математичних моделей, особливо які ґрунтуються на нелінійному інструментарії. Кожен із запропонованих методологічних підходів має переваги для вирішення тієї чи іншої задачі, враховуючи її специфічні особливості. В роботі показано межі застосовності запропонованих моделей і викладено рекомендації щодо їх використання для вирішення різноманітних задач фінансового аналізу.

Розроблені в статті економіко-математичні моделі аналізу фінансової стійкості підприємств та діагностування можливості банкрутства можна використовувати як з аналітичною метою, так і для забезпечення прийняття управлінських рішень. Застосування подібних моделей дозволить керівництву компаній виявляти внутрішні проблеми та завчасно вживати відповідні заходи, надасть потенційному інвесторові ефективний інструмент для здійснення фінансового аналізу об'єктів інвестування чи кредитування, що дозволить уникнути зайвого ризику, підвищити стабільність і збалансованість економіки країни в цілому.

1. *Altman E.I.* Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy // *The Journal of Finance*. — 1968. — №4. — P. 589–609.
2. *Toffler R., Tishaw H.* Going, going, gone — four factors which predict // *Accountancy*. — 1977. — March. — P. 50–54.
3. *Beermann K.* Prognosemöglichkeiten von Kapitalverlusten mit Hilfe von Jahresabschlüssen // *Schriftenreihe des Instituts für Revisionswesen der Westfälischen Wilhelms-Universität Münster*. — 1976. — Düsseldorf. — Band 11. — S. 118–121.

4. *Давыдова Г.В., Беликов А.Ю.* Методика количественной оценки риска банкротства предприятий // *Управление риском*. — 1999. — №3. — С. 13–20.
5. *Терещенко О.О.* Антикризове фінансове управління на підприємстві. — К.: КНЕУ, 2004. — 268 с.
6. *Матвійчук А.В.* Моделювання економічних процесів із застосуванням методів нечіткої логіки. — К.: КНЕУ, 2007. — 264 с.
7. *Недосекин А.О.* Нечетко-множественный анализ рисков фондовых инвестиций. — СПб.: Сезам, 2002. — 181 с.
8. *Ким Дж.О., Мьюллер Ч.У., Клекка У.Р., Олдендерфор М.С., Блэшфилд Р.К.* Факторный, дискриминантный и кластерный анализ.—М.: Финансы и статистика, 1989. — 215 с.
9. *Матвійчук А.В.* Дискримінантна модель оцінки ймовірності банкрутства // *Моделювання та інформаційні системи в економіці*. — 2006. — Вип. 74. — С. 299–314.
10. *Altman E.I.* Further Empirical Investigation of the Bankruptcy Cost Question // *The Journal of Finance*. — 1984. — №4. — P. 1067–1089.
11. *Недосекин А.О.* Сводный финансовый анализ российских предприятий за 2000–2003 гг. // http://sedok.narod.ru/sc_group.html
12. *Zadeh L.* Fuzzy Sets // *Information and Control*. — 1965. — №8. — P. 338–353.
13. *Ротштейн А.П.* Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети. — Вінниця: Універсум-Вінниця, 1999. — 320 с.
14. *Rummelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J.* Learning Internal Representation by Back-Propagation Errors // *Nature*. — 1986. — №23. — P. 533–536.
15. *Trippi R., Turban E.* Neural Networks in Finance and Investing — Using Artificial Intelligence to Improve Real-world Performance. 2nd edition. — Chicago: Irwin, 1996. — 821 p.
16. *Mutviychuk A.V.* Bankruptcy Prediction in Transformational Economy: Discriminant and Fuzzy Logic Approaches // *Fuzzy Economic Review*. — 2010. — May. — Vol. XV. — № 1. — P. 21–38.
17. *Матвійчук А.В.* Диагностика банкротства предприятий в условиях трансформационной экономики // *Экономическая наука современной России*. — 2008. — №4 (43). — С. 90–104.
18. *Rosenblatt F.* The Perceptron: a Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain // *Psychological Review*. — 1958. — №65. — P. 386–407.
19. *Матвійчук А.В.* Прогнозирование банкротств предприятий с использованием инструментария нейронных сетей // *Управление финансовыми рисками*. — 2008. — № 4 (16). — С. 280–288.

20. *Hecht-Nielsen R.* Counterpropagation Networks // Proceedings of the IEEE First International Conference on Neural Networks. — 1987. — Vol. 2. — P. 19–32.
21. *Kohonen T.* Self-organized Formation of Topologically Correct Feature Maps // Biological Cybernetics. — 1982. — Vol. 43. — P. 59–69.
22. *Grossberg S.* Some Networks that Can Learn, Remember and Reproduce any Number of Complicated Space-time Patterns // Journal of Mathematics and Mechanics. — 1969. — №19. — P. 53–91.
23. *Дебок Г., Кохонен Т.* Анализ финансовых данных с помощью самоорганизующихся карт. — М.: Издательский Дом «АЛЬПИНА», 2001. — 317 с.

А. Матвійчук

МОДЕЛЮВАННЯ ФІНАНСОВОЇ СТІЙКОСТІ ПІДПРИЄМСТВ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ ТЕОРІЙ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ, НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ І ДИСКРИМІНАНТНОГО АНАЛІЗУ

Резюме

У статті викладено концептуальний підхід до моделювання фінансової стійкості підприємства, що полягає в оцінюванні фінансового стану компанії шляхом прогнозування ймовірного банкрутства на основі аналогій між показниками діяльності цієї компанії, підприємств-банкрутів і фінансово стабільних компаній. Для побудови економіко-математичних моделей передбачення банкрутства автор застосовує теорії нечіткої логіки, нейронних мереж і дискримінантного аналізу. Всі моделі побудовано на одних і тих же множинах пояснюючих змінних та оптимізовано на однакових статистичних даних діяльності

українських підприємств. Тестування здійснювалось на одній статистичній вибірці, що дало можливість зробити порівняльний аналіз та отримати відповідні висновки щодо ефективності різноманітного математичного інструментарію при вирішенні задачі класифікації об'єктів дослідження.

Ключові слова: діагностика банкрутства, нечітка логіка, перцептрон, карта самоорганізації.

А. Matviychuk

FINANCE RESISTANCE OF CONCERNS MODELING USING FUZZY LOGICS, NEURAL NETWORKS AND DISCRIMINANT ANALYSIS THEORIES

Abstract

Article exhibits conceptual approach to financial resistance of enterprise modeling consisting in the financial situation of company assessment by dint of possible bankruptcy prediction on a basis of analogies between that company, bankrupt firms and financially stable companies operation indicators. For economy-mathematics bankruptcy prediction models construction author applies fuzzy logics, neural networks and discriminant analysis theories. All models are built on the same explaining variables sets and optimized on identical statistics Ukrainian enterprises activity. Testing was brought about on equal statistic excerption affording possibility of carrying out comparative analysis and of getting conformable conclusions respecting the efficacy of diversiform mathematic tools to settle disquisition objects classification problem.

Keywords: bankruptcy diagnosis, fuzzy logics, perceptron, self-organizing map.