

НЕЧІТКІ, НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ ТА ДИСКРИМІНАНТНІ МОДЕЛІ ДІАГНОСТУВАННЯ МОЖЛИВОСТІ БАНКРУТСТВА ПІДПРИЄМСТВ¹

А. В. Матвійчук

Д-р екон. наук, доцент,
професор кафедри економіко-математичного моделювання
ДВНЗ «Київський національний економічний університет
ім. В. Гетьмана»
matviychuk@prognoz.com

У статті розроблено концептуальний підхід до моделювання фінансової стійкості підприємств, що полягає в оцінюванні стану компанії шляхом діагностування можливості її банкрутства за рахунок пошуку аналогій між показниками діяльності цієї компанії та підприємств, що вже збанкрутували, а також фінансово стабільних компаній. Для побудови економіко-математичних моделей передбачення банкрутства було застосовано методи теорій нечіткої логіки, нейронних мереж та дискримінантного аналізу. Аналіз проведених експериментів дозволив виявити значну невідповідність відомих раніше дискримінантних моделей умовам трансформаційної економіки, а також показав досить високу точність передбачення банкрутств підприємств із використанням розроблених автором економіко-математичних моделей. Всі моделі побудовано на одних і тих самих множинах пояснюючих змінних та оптимізовано на однакових статистичних даних щодо діяльності українських підприємств. Тестування моделей також 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. *Фінансова стійкість підприємства, діагностика банкрутства, нечітка логіка, нейронна мережа, перцептрон, карта самоорганізації, нейронна мережа зустрічного розповсюдження, дискримінантний аналіз.*

В статтю розробтан концептуальний підхід к моделюванню фінансової устійковости підприємств, который заключаетс в оцнке состояния компании путем диагностирования возмжнос-

¹ Статтю підготовлено в межах виконання робіт за кошти гранту Президента України для підтримки наукових досліджень молодих учених на 2012 рік у рамках проекту № GP/F44/027 "Інтелектуальна система раннього попередження банкрутств українських підприємств"

ти ее банкротства за счет поиска аналогий между показателями деятельности этой компании и предприятий, уже обанкротившихся, а также финансово стабильных компаний. Для построения экономико-математических моделей прогнозирования банкротства были применены методы теорий нечеткой логики, нейронных сетей и дискриминантного анализа. Анализ проведенных экспериментов позволил выявить значительное несоответствие известных ранее дискриминантных моделей условиям трансформационной экономики, а также показал достаточно высокую точность предсказания банкротств предприятий с использованием разработанных автором экономико-математических моделей. Все модели построены на одних и тех же множествах объясняющих переменных и оптимизированы на одинаковых статистических данных деятельности украинских предприятий. Тестирование моделей также осуществлялось на одной статистической выборке, что позволило провести сравнительный анализ и получить соответствующие выводы относительно эффективности разнообразного математического инструментария при решении задачи классификации объектов исследования.

Ключевые слова. *Финансовая устойчивость предприятия, диагностика банкротства, нечеткая логика, нейронная сеть, перцептрон, карта самоорганизации, нейронная сеть встречного распространения, дискриминантный анализ.*

It is developed in the article the conceptual approach to modeling of financial stability of enterprises which permit to assess the state of the company through diagnosis of its bankruptcy possibility by finding similarities between the performance indicators of this company and enterprises have gone bankrupt and financially stable companies. The methods of theories of fuzzy logic, neural networks and discriminant analysis have been applied for the construction of economic and mathematical models of bankruptcy prediction. The analysis of carried out experiments revealed essential misfit of previously known discriminant models to conditions of transformational economy, and also shown relatively high correctness in predicting of enterprises' bankruptcy with usage of developed by the author economic and mathematical models. All models are built on the same sets of explanatory variables and optimized on the same statistical data of Ukrainian enterprises. The testing of models also was carried out on one statistical sample, which allowed make a comparative analysis and obtain appropriate conclusions about the effectiveness of various mathematical tools to solve the problem of classification of objects of research.

Keywords. *Enterprise's financial stability, bankruptcy diagnostics, fuzzy logic, neural network, perceptron, self-organizing map, counter-propagation neural network, discriminant analysis.*

Вступ. Постановка задачі

Стабільний соціально-економічний розвиток країни потребує систематичних надходжень коштів до бюджетів різних рівнів, ефективного функціонування прибуткових підприємств, постійного притоку інвестицій. У зв'язку з цим особливої актуальності набуває задача аналізу та оцінювання фінансового стану підприємств з метою своєчасного виявлення їх внутрішніх проблем, що дозволяє завчасно вжити відповідні заходи. Важливою є ця задача і для потенційних інвесторів та банків-кредиторів, оскільки дає можливість уникнути зайвого ризику та, 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 і згорання його діяльності, тобто, виникає ризик банкрутства. Діагностика банкрутств, таким чином, може служити джерелом об'єктивних оцінок фінансової стійкості підприємств. Ступінь ризику банкрутства — це комплексний показник, що характеризує як фінансовий стан, так і якість управління підприємством, і має у результаті своє вираження у фінансовому еквіваленті, хоча і не вичерпується одними лише фінансовими наслідками. Так, безладне позичання коштів рано чи пізно призведе до того, що обсяг позикових засобів перевищить реальні можливості підприємства розраховуватись із кредиторами. Це означатиме втрату фінансової стійкості, що може бути виявлено за балансом компанії.

У напрямі моделювання 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], Терещенка [5] та Черняка [6] для України та багато інших. В основі цих моделей лежить задача класифікації підприємств за рівнями потенційної можливості їх банкрутства на підґрунті значень кількох незалежних змінних (факторів впливу).

Однак проведенне автором дослідження [7] точності прогнозування банкрутств українських підприємств із використанням низки вказаних вище моделей виявило занадто низьку їхню здатність до оцінювання реального фінансового стану компаній та передбачення банкрутств в умовах української економіки. Окрім того,

дослідження інших авторів з даного напрямку [5, 8] показують, що коефіцієнти подібних дискримінантних моделей різко змінюються у залежності від року та від країни. Тобто, особливості української економіки не дозволяють механічно використовувати модель Альтмана або інші зазначені моделі.

Так, як приклад можна вказати на те, що переважна більшість українських компаній декларує надто низький прибуток від своєї діяльності, або навіть збитки, щоб уникнути високих податкових відрахувань. Водночас банківський сектор видає кредити таким компаніям, добре розуміючи специфіку ведення бізнесу на пострадянському просторі. У той же час, у розвинутих економіках компанії часто надають перевагу більш дешевим позиковим засобам, розміщуючи свої акції на фондовому ринку. А задля підвищення привабливості своїх активів іноді навіть ідуть на завищення показників прибутку у фінансовій звітності. Тобто, розроблена для розвинутої економіки модель передбачення банкрутства, в якій серед вхідних факторів є показник прибутковості, вже не може бути застосована для використання в умовах трансформаційної економіки.

Навіть такий простий приклад демонструє безперспективність використання економіко-математичних моделей, розроблених для інших країн. Моделі прогнозування банкрутства українських підприємств повинні ґрунтуватись на іншому наборі показників, тобто, задача не може бути вирішена тільки зміною числових значень коефіцієнтів моделі. Все це зумовлює необхідність розроблення нової моделі оцінки фінансового стану та діагностування банкрутства підприємства, яка буде враховувати специфіку економіки перехідного періоду.

Дискримінантна модель діагностики банкрутства підприємства

З метою зменшення ризиків у прийнятті рішень фінансові установи економічно-розвинутих країн широко застосовують технології виявлення та розпізнавання економічних явищ і суб'єктів. Передумовою застосування подібного підходу до вирішення задачі оцінювання фінансового стану підприємства є припущення про існування таких показників, які неможливо спостерігати безпосередньо, але можна розрахувати по кількох пер-

винних ознаках — факторах, що спостерігаються. Так, наприклад, такий результативний показник як ризик банкрутства можна оцінити на основі таких факторів: оборотний капітал, сума активів, зобов'язань, чистий прибуток тощо. І в даному випадку для оцінки схильності компанії до банкрутства здійснюється розподіл підприємств на два класи — банкрути та стабільно функціонуючі компанії — з метою виявлення властивих даним класам характеристик та специфічних значень фінансово-економічних показників їхньої діяльності.

Завдання класифікації — поділу деякої сукупності аналізованих об'єктів на класи — вирішується, зокрема, за допомогою методів дискримінантного аналізу, який є розділом класичного факторного статистичного аналізу [9] і реалізується більшістю статистичних пакетів. Вперше задача передбачення банкрутства була вирішена американським ученим Е. Альтманом, який на основі аналізу 33 пар підприємств (банкрутів та стабільних компаній) отримав рівняння кореляційної лінійної функції, що описує положення дискримінантної межі між вказаними двома класами підприємств, розділеними за рівнем їх фінансового стану [1].

Для побудови дискримінантної моделі діагностики банкрутства необхідно відібрати з множини наявних показників ті, які нададуть можливість роботи найбільш значимі висновки щодо потенційної фінансової спроможності підприємства, тобто забезпечать найвищу точність класифікації. У процесі аналізу підбирається деяка комбінація показників, для кожного з яких розраховується ваговий коефіцієнт в дискримінантній функції. Величина окремих ваг визначає вплив різних показників на значення пояснюваної змінної, яка в інтегрованому вигляді характеризує фінансовий стан підприємства.

Детально методику і процес відбору показників до дискримінантної моделі викладено в авторських роботах [7, 10]. Зазначимо, що ряд таких важливих показників, як коефіцієнти рентабельності та прибутковості, не увійшли до первинного переліку пояснюючих змінних, оскільки вони розраховуються на основі показника «Чистий прибуток», який для переважної більшості аналізованих підприємств (як потенційних банкрутів, так і фінансово стійких) дорівнює нулю. Як було вказано вище, подібна ситуація часто зумовлена приховуванням підприємствами прибутку з метою ухиляння від сплати податків. Що стосується коефіцієнту

абсолютної ліквідності, то його використання також є обмеженим через декларування підприємствами в їхній фінансовій звітності нульового значення показника «Грошові кошти та їх еквіваленти». Через невикористання «Залучених коштів» для більшості підприємств не могли бути застосовані такі коефіцієнти, як: покриття боргів власним капіталом, концентрації залучених коштів та співвідношення залучених та власних коштів.

Формування множини найбільш значимих факторів, на основі яких можна робити висновки щодо фінансового стану підприємства, здійснювалось шляхом перевірки показників на мультиколінеарність із застосуванням таких статистичних критеріїв, згідно яких перевіряється мультиколінеарність всього масиву пояснюючих змінних (χ^2), кожної пояснюючої змінної з рештою змінних (F -критерій), кожної пари пояснюючих змінних (t -критерій).

Інший важливий аспект, на який необхідно звертати увагу при селекції показників до дискримінантної моделі, пов'язаний зі ступенем коливання значень незалежних змінних за їх міжгрупового порівнювання. Для цілей дискримінантного моделювання обираються показники, відмінність між середніми значеннями яких для підприємств різних груп є максимальною, а внутрішньогрупова дисперсія — мінімальною. Забезпечити такий відбір дозволяє загальний дискримінантний критерій лямбда Вілкса, із зменшенням якого вдається більш чітко розмежувати значення дискримінантного показника Z для альтернативних груп підприємств.

У результаті проведеного дослідження до моделі було відібрано множину вхідних факторів, які охоплюють всі основні групи фінансово-економічних показників діяльності підприємств, мають високу здатність до передбачення банкрутства та позбавлені мультиколінеарності, що дозволяє забезпечити стійку та надійну роботу розробленої дискримінантної моделі. У 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.

Таблиця 1

**НЕЗАЛЕЖНІ ПОКАЗНИКИ ОЦІНКИ
ФІНАНСОВОГО СТАНУ ПІДПРИЄМСТВА**

Позначка	Коефіцієнт	Розрахунок
X_1	мобільності активів	Оборотні активи / Необоротні активи
X_2	оборотності кредиторської заборгованості	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)

Якщо при оцінюванні фінансового стану підприємства із застосуванням моделі (1) отримусмо значення Z більше за 1,104, то це свідчить про задовільний фінансовий стан та, відповідно, низьку ймовірність банкрутства. І чим вище значення Z , тим стійкіше становище компанії. Якщо значення Z для підприємства виявиться меншим за 1,104, то виникає загроза фінансової кризи. Із зменшенням показника Z збільшується можливість банкрутства аналізованого підприємства.

З метою обґрунтування доцільності використання розробленої дискримінантної моделі для передбачення банкрутств важливо перевірити точність класифікації підприємств за рівнем їх фінансового стану із застосуванням цієї моделі та розробленими іншими дослідниками дискримінантними моделями на незалежній тестовій вибірці (на статистичних даних із звітів фінансово стабільних та фінансово неспроможних компаній, на яких не проводилось налаштування параметрів моделі). Проведений порівняльний аналіз дасть можливість зробити аргументовані висновки стосовно адекватності побудованої вище моделі.

Експериментальний аналіз ефективності передбачення банкрутства із застосуванням дискримінантних моделей

Для аналізу здатності передбачати банкрутство авторськими та розробленими раніше моделями було сформовано базу даних із 35 фінансових звітів (форма 1 та форма 2) стабільно функціонуючих українських компаній та 35 звітів підприємств — потенційних банкрутів, взятих за деякий час до початку процедури банкрутства та їх фактичної ліквідації. У процесі дослідження ефективності діагностики банкрутства отримані результати класифікації порівнювались із реальним станом аналізованих підприємств. У якості показника точності класифікації моделі обрано відсоток випадків правильного визначення фінансового стану компаній на основі поточних значень показників їх фінансово-господарської діяльності.

При перевірці ефективності налаштування розробленої дискримінантної моделі (1) на статистичному матеріалі, на якому модель було побудовано, точність класифікації підприємств банкрутів склала 92,0 %, проте визначення фінансово стійких компаній була дещо нижчою — на рівні 72,4 %, що в середньому за всією групою аналізованих підприємств склало 82,5 % точності класифікації.

Аналіз ефективності застосування даної моделі для оцінювання можливості банкрутства, який був проведений на незалежній тестовій групі підприємств, продемонстрував такі результати: точність передбачення банкрутств фінансово неспроможних компаній склала 89,2 %, правильність класифікації фінансово стійких підприємств дорівнює 71,2 %, що за всією групою досліджуваних підприємств забезпечило 80,1 % точності діагностування фінансового стану. Подібність між собою результатів класифікації моделі на навчальній та тестовій вибірках вказує на виявлення загальних закономірностей у даних з фінансових звітностей українських компаній та на стійкість побудованої моделі, що дозволяє розраховувати на таку ж точність діагностування банкрутства у подальшому.

Точність передбачення банкрутства із використанням розробленої автором моделі значно перевищує показники, що продемонстрували інші дискримінантні моделі при перевірці на наявній статистиці. Так, модель Альтмана [1] правильно діагностувала

можливе банкрутство у 54,1 % випадків при 54,5 % точності класифікації фінансово стійких підприємств, що в цілому за всією групою аналізованих компаній склало 54,3 % правильної класифікації. Водночас фінансовий стан 11,7 % підприємств неможливо було чітко ідентифікувати. Модель Альтмана [11], розроблена для компаній, акції яких не котируються на ринку, показала 56,8 % правильного передбачення банкрутства та 51,5 % точної класифікації фінансово стійких підприємств. У цілому за всією групою аналізованих підприємств ця модель продемонструвала точність класифікації на рівні 54,3 % при 7,1 % компаній із нерозпізнаним фінансовим станом.

Модель Давидової-Белікова [4], що була розроблена 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 — потенційними банкрутами) поточному стану української економіки. Відсоток загальної точності класифікації за усіма аналізованими підприємствами дорівнює 54,5 % при 2,9 % компаній із нерозпізнаним фінансовим станом.

Модель Терещенка [5], розроблена для українських компаній, не змогла чітко ідентифікувати фінансовий стан у 51,4 % аналізованих підприємств, хоча всі показники були попередньо оброблені згідно зі встановленими рекомендаціями. Для тих підприємств, що були певним чином розпізнані, помилок в ідентифікації фінансово стійких компаній не було. Проте для ідентифікованих підприємств, яким загрожує банкрутство, точність класифікації склала 15,4 %. Якщо ж врахувати ще й підприємства із нерозпізнаним станом, точність діагностування потенційних банкрутів зменшується до 7,4 %. Таким чином, загальна точність класифікації серед ідентифікованих підприємств дорівнює 67,6 %, а якщо розглядати усю множину аналізованих компаній, то сукупна точність класифікації знижується до 32,9 %.

Проаналізувавши результати роботи моделі Терещенка можна зробити висновок, що зона невизначеності є дуже широкою. Окрім того, як і в моделі Давидової-Белікова, значно зміщена лінія розподілу між групами фінансово стійких підприємств та компаній — потенційних банкрутів. І що набагато гірше, основна помилка ідентифікації у даних моделях полягає у визначенні по-

тенційних підприємств-банкрутів як фінансово стійких компаній (тобто має місце високе значення альфа-помилки класифікації).

Проведений порівняльний аналіз ефективності дискримінантних моделей продемонстрував значно вищу точність діагностування банкрутств українських підприємств на підґрунті побудованої автором моделі, ніж із застосуванням розроблених раніше моделей. Однак зауважимо, що виділення лише двох класів стану підприємства при побудові дискримінантної моделі не завжди достатньо для оцінки реальної фінансової ситуації. Адже до групи платоспроможних підприємств можуть потрапити як компанії із стабільним фінансовим станом, так і платоспроможні підприємства на порозі кризи. Так само, до групи неплатоспроможних підприємств можуть увійти компанії з легкою фінансовою кризою і підприємства-повні банкрути. Це дещо викривлює реальну оцінку фінансового стану підприємства і, відповідно, не дає можливості приймати адекватні управлінські рішення. У цьому контексті важливим є завдання проведення аналізу фінансового стану компанії з позицій оцінювання часу, що залишається до її ймовірного банкрутства.

Обґрунтування доцільності врахування у фінансовому аналізі експертно-аналітичної інформації

Зауважимо, що крім ігнорування при проведенні аналізу фінансової стійкості компанії ряду важливих показників, дискримінантні моделі мають і інші недоліки та обмеження до застосування. Зокрема, кількісні методи діагностування банкрутства, у тому числі які ґрунтуються на дискримінантному аналізі, не мають стійкості до варіацій у вихідних даних, оскільки передбачають стаціонарність розвитку випадкових величин та незмінність зовнішніх умов. Проте реалії розвитку сучасної економіки, зокрема, трансформаційної української, не задовольняють цим вимогам. Тому використання подібних моделей для передбачення банкрутств з математичної точки зору є не обґрунтованим.

На користь відмови від застосування багатofакторних дискримінантних моделей можна навести висловлювання російського науковця О. О. Недосекіна при аргументації актуальності власного дослідження: «В цьому воно кардинально відрізняється від

непридатних спроб перенести на російський ґрунт зарубіжні практики комплексного фінансового аналізу (зокрема, оцінку ризику банкрутства за Альтманом). І справа тут навіть не в тому, що російські фінанси намагаються аналізувати за формулою, розробленою для умов США зразка 1968 року. Дослідження показують, що коефіцієнти у формулі Альтмана різко змінюються з року в рік і від країни до країни. І якщо навіть буде зроблена божевільна спроба пропустити російську економіку через процедуру дискримінантного аналізу за Альтманом (як це свого часу зробили для регіональних торгових підприємств іркутські вчені Давидова та Беліков), ця формула застаріє вже через рік і всі дослідження доведеться починати з самого початку. З цієї точки зору підхід Альтмана до аналізу банкрутства підприємств — насмілюємося це стверджувати на повний голос — є генетично ненадійним і абсолютно безперспективним» [12].

Зауважимо, що визначення інтегрованого показника на основі дискримінантної функції пов'язано із рядом інших загроз невірної класифікації. Так, наприклад, частина показників, що є в дискримінантній моделі, можуть бути надто низькими для певного підприємства у порівнянні зі своїми «нормальними» значеннями, а інші, навпаки, зависокими, що також неприйнятно. Проте їхня комбінація може засвідчити стабільний фінансовий стан компанії, оскільки є результатом розрахунку інтегрованої величини на основі всіх вхідних факторів одночасно.

Також компанії, що мають фінансові труднощі, навіть у розвинутих країнах усіяко затримують публікацію своїх звітів, і, таким чином, реальні дані можуть роками залишатись недоступними. А якщо дані й повідомляються, вони можуть виявитися «творчо» обробленими. Для компаній у подібних обставинах характерно намагання прикрасити свою діяльність, що часто призводить до фальсифікації. Труднощі у проведенні аналізу полягають також у тому, що деякі показники діяльності компанії можуть свідчити про неплатоспроможність, у той час як інші — давати підстави для висновку про стабільність або навіть деяке покращання фінансового стану. В таких умовах важко робити висновки щодо реальної ситуації.

В умовах України більш логічно аналізувати разом з економічними і фінансовими показниками підприємства ще низку допоміжних факторів, за якими можна побічно судити про наміри його керівництва. Адже корінь проблеми знаходиться не стільки у

фінансах, скільки в неадекватних способах управління ними. Фінанси лише віддзеркалюють проблему, яку необхідно вирішувати часто навіть не фінансовими способами [8]. Відповідно, при проведенні фінансового аналізу важливо враховувати поряд з кількісними показниками ще й якісну експертно-аналітичну інформацію.

Одним із загальноприйнятих підходів до оцінювання можливості банкрутства підприємств, який базується на роботі з якісними показниками, є метод бальної оцінки Аргенті [13]. Цей підхід полягає у розрахунку інтегрованого показника (А-рахунку) на основі якісних факторів шляхом порівняння інформативних даних досліджуваного підприємства з відповідними даними по збанкрутілих компаніях та підсумовуванням визначених балів за усіма факторами ризику банкрутства. Є й інші аналогічні підходи, але усім їм притаманні власні недоліки, що полягають, зокрема, у значному суб'єктивізмі у прийнятті рішень та відсутності можливості оптимізації моделі на реальних даних. Крім того, проблеми використання такого підходу для аналізу ризику банкрутства обумовлені відсутністю загально визначених вимірників того чи іншого якісного фактора і ці вимірники не пройшли класифікацію на предмет відхилення фактичних їхніх значень від деяких припустимих нормативів.

Зауважимо, що існують альтернативні підходи до діагностування банкрутства, що здатні більш ефективно поєднувати кількісні дані з експертно-аналітичною інформацією в процесі аналізу фінансової стійкості підприємств. Зокрема, Недосекінім був розроблений підхід до діагностування можливості банкрутства, що ґрунтується на елементах теорії нечітких множин [8]. Однак, даний підхід, по суті, являє собою інтервальний аналіз, коли множини можливих значень усіх показників повністю розбиваються на чіткі інтервали і оцінка банкрутства здійснюється із урахуванням встановлених меж змін показників, які задаються на основі загального аналізу ситуації в країні на поточний період часу.

Елементи теорії нечітких множин тут використовуються лише для перетворення якісних показників у числову форму. Такий підхід не дозволяє налаштовувати параметри системи на реальних прикладах банкрутств підприємств. Урахування специфіки компанії здійснюється лише шляхом індивідуального відбору фак-

торів впливу з їх ваговими коефіцієнтами, значимість яких визначається експертом на основі власних суб'єктивних суджень.

Уникнути описаних вище пасток у процесі класифікації підприємств за рівнем їх фінансового стану дозволить інструментарій, в основі якого лежить здатність здійснювати обчислення результуючої змінної з урахуванням правил логічного висновку, що базуються на експертних знаннях з предметної області. Водночас важливо забезпечити можливість проведення оптимізації параметрів моделі на реальних показниках діяльності стабільно функціонуючих компаній та підприємств-потенційних банкрутів.

Таким чином, аналіз існуючих методів діагностування банкрутства та оцінювання фінансового стану підприємства привів автора до висновку стосовно необхідності розроблення нового концептуального підходу до проведення комплексного фінансового аналізу підприємства з використанням інструментарію теорії нечіткої логіки, основи якої було закладено Лотфі Заде [14]. Такий інструментарій було обрано у якості математичного підґрунтя, оскільки він надає можливість формувати модель з урахуванням української специфіки ведення бізнесу, дозволяє використовувати експертні знання з предметної області та не накладає обмежень на характер вхідної інформації, забезпечуючи водночас можливість налаштування параметрів моделі на реальних показниках діяльності фінансово стійких компаній та підприємств — потенційних банкрутів.

Концептуальний підхід до комплексного фінансового аналізу підприємства на основі теорії нечіткої логіки

Отже, наведемо авторський підхід до моделювання фінансового стану підприємства, розроблений на підґрунті інструментарію нечіткої логіки. Поетапність проведення розрахунків згідно запропонованого концептуального підходу викладемо на прикладі побудови математичної моделі діагностики банкрутства на базі незалежних змінних.

Етап 1 (Показники). Першочерговою задачею при побудові моделі є визначення переліку вхідних факторів. Так, для формування набору пояснюючих показників при конструюванні моделі діагностики банкрутства на підґрунті інструментарію нечіткої логіки скористаємось переліком незалежних змінних X_i , $i = 1, N$,

які були відібрані для побудови дискримінантної функції (1) шляхом їх перевірки на мультиколінеарність.

Етап 2 (Лінгвістичні змінні). Для формування бази знань при побудові моделі на підґрунті теорії нечіткої логіки скористаємось трьома термами для кожної змінної. Відповідно, для оцінювання всіх показників X_i , $i = \overline{1, N}$, що характеризують фінансовий стан підприємства, формується єдина шкала з 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.

Етап 3 (Побудова функцій належності). Нечіткі описи в структурі концептуального підходу проведення фінансово-економічного аналізу з'являються у зв'язку з непевністю експерта, що виникає в ході різного роду класифікацій. Наприклад, коли експерт не може чітко розмежувати значення середнього та високого рівня деякого параметра. У такому разі необхідно побудувати функції належності всіх нечітких термів як вхідних, так і результуючої змінних, щоб отримати можливість здійснювати адекватну класифікацію рівнів всіх показників.

Спочатку визначаємо можливий діапазон зміни вхідних факторів X_i , $i = \overline{1, N}$, і результуючого показника G та задаємо вигляд функцій належності нечітких термів всіх змінних. На рис. 1 подано схематично 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 [15]

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

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 та B усіх змінних за межами своїх максимумів b прирівнюються, як і в точках максимуму, до одиниці.

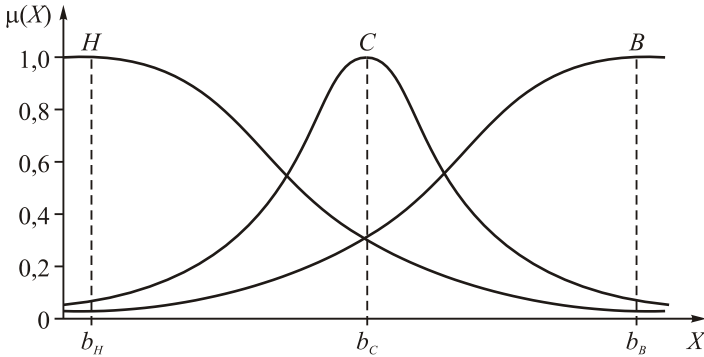


Рис. 1. Квазідзвоноподібні функції належності вхідної змінної

Перед проведенням оптимізації параметрів моделі або у випадку, якщо налаштування параметрів моделі здійснюватись не буде взагалі, необхідно задати орієнтовні межі змін всіх термів кожного з показників $X_i, i=1, N$, відповідно до їхніх нормативних значень та шляхом порівняння даних показників за різними підприємствами у різні періоди часу. Таким чином можна встановити рівні показників, які будуть відповідати своїм лінгвістичним термам, щоб вони досить точно узгоджувались із заданими правилами оцінки можливості банкрутства.

Так, для коефіцієнта мобільності активів X_1 було вирішено розмежування між термами H та C поставити на рівні 0,3, а між термами C та B — на рівні 1,0. Для коефіцієнта оборотності кредиторської заборгованості X_2 границя між термами H та C була встановлена на рівні 0,5, а між термами C та B — на рівні 1,5. Для коефіцієнтів оборотності власного капіталу X_3 та окупності активів X_4 дані границі визначені на рівні 0,4 та 1,2, відповідно. Для коефіцієнта забезпеченості власними оборотними засобами X_5 — на рівні -1,0 та 0. Коефіцієнт концентрації залученого капіталу X_6 у якості даних границь має значення 0,6 та

1,2, а коефіцієнт покриття боргів власним капіталом X_7 — 0,4 та 1,4.

Власне, для кожного терму $T \in \{H, C, B\}$ всіх вхідних змінних було встановлено свої параметри b_T і c_T функції (2), які дозволяють на перетині функцій належності отримувати встановлені вище розмежування між термами. Так само встановлюються границі перетину лінгвістичних термів вихідної змінної.

Зокрема, терм B , що характеризує високий ступінь ризику банкрутства, було вирішено присвоювати тим підприємствам, які стали банкрутами протягом менш ніж 24 місяців від заявлених фінансових результатів. Середній ступінь ризику банкрутства C присвоювався тим компаніям, які стали банкрутами більше ніж через 24 місяці після декларації даних фінансових показників господарської діяльності. Компаніям, які стабільно працювали більше п'яти років після подання своїх фінансових звітностей, за якими проводився аналіз, ставився у відповідність терм H .

Варто вказати, що виходом моделі є час, що залишався компаніям до банкрутства, а не звичайний поділ підприємств на класи за ознакою належності до підприємств — потенційних банкрутів чи стабільно функціонуючих компаній. Відповідно, модель має здатність не лише знаходити значення вихідної змінної із множини трьох заданих лінгвістичних термів $\{H, C, B\}$, а й здійснювати оцінку часу, протягом якого компанії може загрожувати банкрутство. Тобто, після проведення операції дефазифікації (перетворення нечіткого значення вихідної змінної в чітке число) модель буде здатна вказати час у місяцях, що залишається до ймовірного банкрутства компанії.

Етап 4 (Формування набору правил). Експертна система на базі нечітких знань повинна містити механізм прийняття рішень, який би надав можливість робити висновок про ступінь ризику банкрутства підприємства на основі всієї необхідної вихідної інформації, одержуваної від аналітика. В основу цієї системи необхідно покласти знання, що відносяться до фінансової сторони банкрутства. Відповідно, для діагностики ризику банкрутства підприємства необхідно сформулювати систему нечітких логічних правил. В табл. 2 наведено набір вирішальних правил щодо оцінювання можливості банкрутства підприємства на базі незалежних змінних.

Таблиця 2

**БАЗА ЗНАТЬ ШОДО ОЦІНЮВАННЯ
АКСІОЛОГІЧНОЇ ЙМОВІРНОСТІ БАНКРУТСТВА
ПІДПРИЄМСТВА 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	w	G
H	H	$-B$	$-H$	H	$-H$	C	w_1^B	B
$-B$	$-B$	H	B	$-B$	B	H	w_2^B	
\times	$-B$	\times	$-H$	C	C	C	w_1^C	C
H	B	\times	H	C	$-H$	C	w_2^C	
\times	H	C	C	H	B	H	w_3^C	
B	B	C	$-H$	B	H	H	w_4^C	
\times	B	B	$-B$	$-H$	H	\times	w_1^H	H
$-H$	\times	C	H	B	$-B$	B	w_2^H	

Правила прийняття рішень, що свідчать про низький ступінь ризику банкрутства підприємства та які записані в останніх двох рядках табл. 2, у термінах теорії нечіткої логіки означатимуть лінгвістичне висловлювання: «ЯКЩО значення показника X_2 для даного підприємства є високе ТА показник X_3 високий, ТА X_4 не високий, ТА X_5 не низький, ТА X_6 низький АБО 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):

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

де $\mu^{d_j}(X_1, \dots, X_N)$ — функція належності вектора вхідних змінних $X_i, i = 1, N$, 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 терму 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 (в нашій задачі $m = 3$);

k_j — кількість правил у базі знань, що відповідають j -му терму вихідної змінної G (у нас $k_1 = k_3 = 2$, $k_2 = 4$);

$w_p^{d_j}$ — вага p -го правила серед тих, що відповідають терму d_j вихідної змінної. Вага являє собою число з інтервалу $[0, 1]$, яке характеризує впевненість експерта в кожному вибраному ним для прийняття рішення конкретному правилі (зазвичай всі ваги правил спочатку прирівнюються до одиниці і в результаті проведення оптимізації моделі на реальних даних можуть зменшуватись, якщо правило не відповідає дійсності).

Подібним чином утворюються всі функціональні залежності, які втілюють у математичній формі запису правила прийняття рішень, зведені до бази знань у табл. 2. Оскільки для опису кожного терму вихідної змінної використовується різна кількість правил, то пошук оптимального рішення доцільно проводити шляхом пошуку правила із максимальним розрахованим значенням функції належності (не замінюючи на операцію додавання функцій належності вихідної змінної, розрахованих за правилами, які відносяться до одного значення виходу G). А для того, щоб при розрахунку функції належності вихідної змінної по кожному правилу враховувати значення всіх вхідних змінних, відповідно, операцію мінімізації функцій належності всіх вхідних змінних замінимо на їх добуток.

Від цього моменту модель можна використовувати для здійснення оцінки фінансового стану підприємства, хоча, все-таки, за наявності статистичних даних бажано провести оптимізацію її параметрів, що і було зроблено в цій роботі.

Етап 5 (Налаштування параметрів моделі). Перед проведенням оцінки фінансового стану підприємства варто провести налаштування параметрів моделі на даних збанкрутлених компаній та фінансово стійких підприємств із застосуванням одного з алгоритмів оптимізації нейро-нечітких моделей, наприклад, алгоритму зворотного поширення помилки [16]. В принципі, навчання моделі не є обов'язковим, оскільки за наявності базових правил вона вже може

видавати рішення для будь-яких значень пояснюючих змінних. Проте, якщо провести оптимізацію моделі на існуючому статистичному матеріалі, то якість її логічного висновку можна суттєво підвищити.

У якості статистичного матеріалу використовуються дані як фірм, що вже збанкрутували, так і стабільних компаній. Що стосується вже розорених підприємств, то аналіз їхніх показників здійснюється у різні проміжки часу, що залишалися до банкрутства. Адже фірми показують ознаки наближення до банкрутства задовго до реальних фінансових проблем. І чим раніше ми зможемо передбачити небезпеку і вжити відповідних заходів, тим більше буде шансів у даного підприємства на подальший успіх. А розпізнати тенденцію до погіршення фінансових показників можна саме за аналогією із іншими компаніями.

При проведенні налаштування параметрів моделі здійснюється оптимізація всіх ваг правил та параметрів функцій належності всіх вхідних змінних (правда, із деякими обов'язковими обмеженнями). Проте для вихідної змінної параметри функцій належності всіх термів залишимо незмінними, щоб забезпечити чітку ідентифікацію підприємств, яким за даних фінансових показниках залишалось до банкрутства менше двох років — адже точність передбачення банкрутства за два роки практично не відрізняється від точності прогнозування за рік, як зазначалось у роботі [17].

Етап 6 (Прийняття рішення). Після побудови моделі та проведення налаштування її параметрів, модель можна використовувати для оцінки поточного рівня фінансового стану підприємства G на основі показників X_i , $i = 1, N$, фінансової звітності та 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^* , $i = 1, N$:

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

де $d_j = \{H, C, B\}$.

Оскільки значення функцій належності вихідної змінної по кожному правилу розраховуються як добуток функцій належності всіх вхідних змінних, а для визначення терму результативного показника G застосовується операція максимізації виходу серед

усіх правил, то вихідну змінну моделі будемо розраховувати в загальному вигляді за функцією

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

Результатом застосування подібної моделі є лінгвістичний опис ризику банкрутства, а також кількісна оцінка часу, що залишається до можливого банкрутства підприємства. Оцінити час до банкрутства можна шляхом проведення операції дефазифікації — кількісної інтерпретації отриманої згідно (5) якісної оцінки. Якщо задачею моделювання є тільки визначення можливості банкрутства, а не передбачення часу до його настання, то операцію дефазифікації можна і не проводити.

Отже, в роботі розроблено концептуальний підхід до комплексного фінансового аналізу підприємства на підґрунті теорії нечіткої логіки та на його основі побудовано модель передбачення банкрутства компанії, входними факторами якої є незалежні змінні, відібрані для дискримінантної функції шляхом перевірки початкового набору показників діяльності підприємства на мультиколінеарність.

Проте, при переході від кількісних значень фінансових показників до лінгвістичних термів у нечітких моделях втрачається сенс мультиколінеарності. Отже, з'являється можливість побудови моделі на тому наборі інформативних показників, який фінансовий аналітик вважає за доцільне використовувати, без проведення попереднього дослідження на наявність між цими показниками кореляційних зв'язків. Побудуємо модель діагностики банкрутства підприємства на основі інструментарію нечіткої логіки із застосуванням найбільш інформативних показників з точки зору оцінки фінансового стану підприємства.

Побудова нечіткої моделі діагностики банкрутства підприємства на основі найбільш інформативних показників

Так як для розрахунку вихідної змінної в нечіткій моделі здійснюється перетворення кількісних значень входних змінних у лінгвістичні терми, то поняття взаємозалежності входних змінних в класичному розумінні стає дещо розпливчастим, оскільки ця

залежність вже не визначається рівнем кореляції між кількісними значеннями фінансових показників. Причому, взаємозалежність змінних не можна також визначати через коефіцієнт кореляції між порядковими номерами термів у множинах їх лінгвістичних значень.

Це обумовлюється тим, що, по-перше, у загальному випадку всі терми охоплюють різні числові інтервали первісних фінансових показників, а по-друге, ці інтервали є розпливчастими і можуть змінюватись при проведенні налаштування параметрів моделі на статистичному матеріалі. Отже, в такому випадку з'являється можливість побудови нечіткої моделі діагностики банкрутства на основі тих показників, які на погляд аналітика є найбільш інформативними для даної задачі, без проведення попереднього дослідження на наявність між цими показниками кореляційних зв'язків [18-20].

Крім того, до набору пояснюючих змінних можуть також бути залучені показники, які ми відкинули з аналізу через те, що для переважної більшості підприємств вони мають нульове значення. І хоча для числових методів аналізу їх доцільно виключити з первинного переліку показників фінансової звітності, що було обґрунтовано в роботах [7, 10], нечіткі моделі можуть без проблем оперувати подібними змінними. Так, наприклад, в одному правилі можна прописати, що у разі, якщо подібна змінна є нижчою від нуля, то це свідчить про незадовільний рівень фінансового стану підприємства. Проте, в інші правила цю змінну можна не включати, тобто всі інші її значення не будуть враховуватись при проведенні аналізу.

Із урахуванням вищесказаного, побудуємо нечітку модель діагностики банкрутства підприємства із застосуванням найбільш інформативних показників діяльності компанії. Всі базові параметри цієї нечіткої моделі будуть співпадати із характеристиками моделі, розробленої вище на основі незалежних між собою показників. Що буде відрізнятись, то це набір пояснюючих змінних та, відповідно, база правил оцінки фінансового стану підприємства. Отже, щоб не робити повторень при побудові та поясненні сутності цієї моделі, викладемо лише ті її особливості, що є відмінними від моделі, побудованої вище. При цьому залишимо попередню нумерацію етапів побудови моделі.

Етап 1 (Показники). Для побудови моделі діагностики банкрутства сформуємо набір найбільш важливих на наш погляд по-

казників оцінки фінансового стану підприємства та зведемо їх разом із співвідношеннями їх розрахунків до табл. 3.

Таблиця 3

**НАЙІНФОРМАТИВНІШІ ПОКАЗНИКИ ОЦІНКИ
ФІНАНСОВОГО СТАНУ ПІДПРИЄМСТВА**

Позначка	Коефіцієнт	Розрахунок
X_1	рентабельність 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)

Подібний набір показників є одним з можливих варіантів і може формуватися експертом індивідуально для кожного окремого підприємства із урахуванням його специфіки та особливостей економічного середовища. У випадку проведення налаштування параметрів моделі на реальних даних, необхідно сформулювати навчальну вибірку із значень цих же показників діяльності фінансово стійких підприємств та компаній — потенційних банкрутів.

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

У етапі 3 (Побудова функцій належності) відбувається конструювання функцій належності всіх термів як вхідних, так і вихідної змінних. Як і в побудованій вище моделі, ці функції належності будуть квазідзвоноподібними — їх вигляд зображений на рис. 1, а аналітична форма запису подана функцією (2).

Розмежування між термами $\{H, C, B\}$ всіх вхідних змінних $X_i, i = \overline{1, N}$, встановимо у відповідності до нормативних значень та шляхом порівняння даних показників за різними підприємствами. Так, порівнюючи відібрані для аналізу показники $X_i, i = \overline{1, N}$, із даними по збанкрутілих компаніях (у різні проміжки часу до банкрутства) та стабільно-функціонуючими підприємствами, було вирішено для рентабельності капіталу X_1 розмежування між термами H та C поставити на рівні $-0,2$, а між термами C та B — на рівні 0 . Для коефіцієнту оборотності активів X_2 границя між термами H та C була визначена на рівні $0,8$, а між термами C та B — на рівні $1,7$. Для коефіцієнту швидкої платоспроможності X_3 дані границі визначені на рівні $0,05$ та $0,35$, а для коефіцієнту автономії X_4 — на рівні $0,18$ та $0,42$. Для коефіцієнту забезпеченості власними оборотними засобами X_5 — на рівні $-1,0$ та 0 , а для коефіцієнту покриття боргів власним капіталом X_6 — $0,4$ та $1,4$. Для вихідної змінної G залишимо такі ж функції належності всіх термів $\{H, C, B\}$, як і в першій моделі діагностування банкрутства на нечіткій логіці.

Етап 4 (Формування набору правил). Приведемо в табл. 4 набір вирішальних правил щодо оцінки схильності підприємства до банкрутства на основі представленої в табл. 3 множини найбільш інформативних факторів.

Таблиця 4

**БАЗА ЗНАТЬ ЩОДО ОЦІНЮВАННЯ
АКСІОЛОГІЧНОЇ ЙМОВІРНОСТІ БАНКРУТСТВА
ПІДПРИЄМСТВА НА ОСНОВІ МНОЖИНИ НАЙБІЛЬШ І
НФОРМАТИВНИХ ФАКТОРІВ**

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

Етап 5 (Налаштування параметрів моделі) та етап 6 (Прийняття рішення) відповідають концептуальному підходу, описаному

вище при побудові першої нечіткої моделі. Тобто, заключне рішення моделі обирається таке, для якого функція (5) належності вихідної змінної G буде найбільшою для заданих значень показників діяльності підприємства X_i^* , $i = 1, N$.

Отже, автором розроблено концептуальний підхід до здійснення комплексного фінансового аналізу підприємства на основі теорії нечіткої логіки та на його основі побудовано економіко-математичні моделі передбачення банкрутства компанії на основі множин незалежних змінних та найбільш інформативних факторів.

З метою обґрунтування доцільності використання запропонованого підходу, проведемо аналіз ефективності побудованих моделей на нечіткій логіці у порівнянні з іншими розробленими у цій статті економіко-математичними моделями. Враховуючи, що усі авторські моделі ґрунтуються на однакових множинах пояснюючих змінних та налаштовані на одному й тому ж статистичному матеріалі, результати порівняльних експериментів з передбачення банкрутств підприємств дозволять робити аргументовані висновки стосовно здатності різноманітного математичного інструментарію розв'язувати задачі класифікації об'єктів дослідження.

Проведення експериментів з нечіткими моделями діагностики банкрутства

Після побудови нечітких моделей діагностики банкрутства підприємства, входними факторами яких є незалежні змінні та найбільш інформативні показники оцінки фінансового стану, автором було проведено ряд експериментів з визначення точності передбачення банкрутства. Крім перевірки ефективності моделей, метою даних експериментів було також проведення налаштування параметрів системи та коригування баз логічних правил щодо визначення аксіологічної ймовірності банкрутства компанії.

Для того, щоб моделі могли не лише робити кластеризацію підприємств за двома групами (банкрути та фінансово стійкі компанії), а й передбачати час, що залишається до банкрутства, необхідно здійснювати налаштування їхніх параметрів таким чином, щоб виходом моделей був саме період часу, протягом

якого підприємства ставали банкрутами після оприлюднення своїх фінансових звітностей. Причому, період часу необхідно задавати як для банкрутів, так і для стабільно працюючих компаній.

Відповідно, для всіх фінансово неспроможних підприємств на вихід моделі при навчанні подавався реальний час у місяцях, по закінченні якого підприємства ставали банкрутами. Для фінансово стійких компаній на вихід моделі подавався термін у 60 місяців. Це є достатньо великим проміжком часу, коли можна вважати, що компанія працює дійсно стабільно. До того ж, насмілимося стверджувати, що за такий тривалий проміжок часу передбачити банкрутство не представляється можливим, оскільки за п'ять років можна зробити багато чого, аби підприємство вийшло з кризи. А можна і навпаки, при високих фінансових показниках довести компанію до розорення.

За таких домовленостей було проведено експерименти з передбачення часу до банкрутства із використанням моделі, побудованої на основі набору незалежних змінних. Після налаштування параметрів моделі на фінансових показниках підприємств — потенційних банкрутів та фінансово стійких компаній вона виявила досить високу точність відтворення часу до банкрутства, що можна бачити з рис. 2.

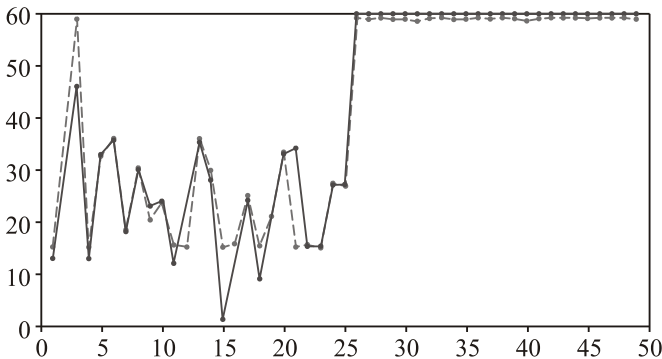


Рис. 2. Відтворення інтервалу часу до банкрутства підприємства після налаштування параметрів моделі на реальних даних

Як видно з рис. 2, модель точно відтворює всі 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), то можна прийти до висновку, що модель правильно класифікувала всі фінансово стійкі компанії H та 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 проведення перевірки на незалежній групі підприємств ефективності вже налаштованої моделі, побудованої на основі набору незалежних змінних, було отримано такі результати. Точність передбачення банкрутств серед фінансово неспроможних компаній склала 87,9 %, точність класифікації фінансово стійких підприємств дорівнює 94,7 %, що за всією групою аналізованих підприємств у середньому склало 91,2 %. Помилка класифікації зменшилась більше ніж у 2 рази (з 19,9 % до 8,8 %) у порівнянні з дискримінантною моделлю, побудованою на тому ж статистичному матеріалі та тих же показниках.

Застосування для передбачення банкрутств підприємств моделі, побудованої на основі набору найбільш інформативних показників, виявило такі результати. Точність передбачення банкрутств серед фінансово неспроможних компаній склала 100,0 %, точність класифікації фінансово стійких підприємств дорівнює 85,7 %, що за всією групою аналізованих підприємств у середньому склало 92,7 %.

Якщо порівняти ефективність цих двох нечітких моделей, то модель, побудована на основі найбільш інформативних показників, продемонструвала більш точний загальний прогноз за всією групою аналізованих підприємств, ніж модель, що базується на незалежних змінних. Проте, що набагато важливіше, значно знизилась саме 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 та уточнено базу вирішальних правил, а також підтверджено можливість побудови нечіткої моделі на основі показників, які в числовому вигляді мають мультиколінеарний зв'язок між собою.

Передбачення банкрутств підприємств на підґрунті інструментарію нейронних мереж

З метою побудови найбільш адекватної економіко-математичної моделі для оцінки фінансового стану підприємств здійснимо реалізацію моделі на нейронних мережах та проведемо порівняльний аналіз ефективності передбачення банкрутства із їх застосуванням та із розробленими вище дискримінантною та нечіткими моделями. При проведенні цього дослідження було побудовано низку нейромережевих моделей різних типів. Перша частина моделей ґрунтувалась на найбільш вживаних нейронних мережах типу багатозаровий персептрон, вперше розроблений Розенблаттом [21]. На рис. 3 представлено модель персептрону, що містить три шари.

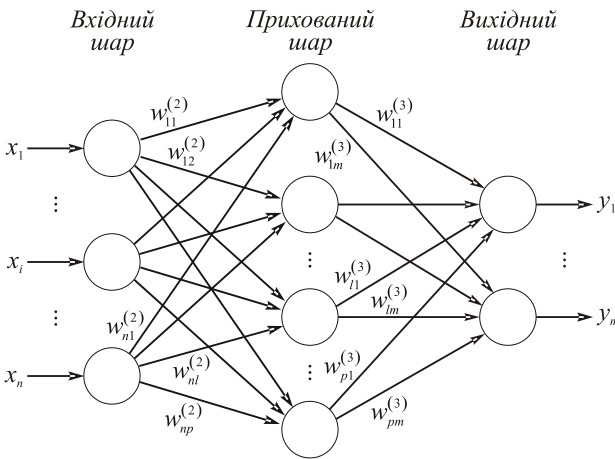


Рис. 3. Структура нейронної мережі типу персептрон

Персептрон здійснює розрахунок вихідних показників шляхом послідовного нелінійного 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. Таким чином, тришарова нейронна мережа типу персептрон зі структурою, представленою на рис. 3,

здійснюватиме розрахунок вихідних змінних за функціональним співвідношенням:

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

де $\psi_i^{(k)}(\cdot)$, $b_i^{(k)}$ — функція активації та параметр зміщення суматора i -го нейрона k -го шару нейронної мережі;

$w_{li}^{(k)}$ — вага міжнейронного зв'язку між i -им нейроном $(k-1)$ -го шару та l -им нейроном k -го шару нейронної мережі.

Зауважимо, що нейронна мережа типу персептрон може ефективно відтворювати залежності між вхідними та вихідними змінними навіть за повної відсутності значимих кореляційних зв'язків між ними, оскільки здатна виявити не лише лінійні закономірності розвитку (як це роблять класичні економетричні моделі), але й складні нелінійні функціональні залежності. Така здатність обумовлюється використанням в нейронах нелінійного функціонального перетворювача, який описується деякою функцією активації (наприклад, пороговою, сигмоїдною, гаусовою тощо). Через таку їх особливість, нейронні мережі отримують більшу апроксимуючу здатність для відтворення вихідних функціональних залежностей та, відповідно, прогнозування подальшого розвитку досліджуваних процесів, ніж їх економетричні аналоги.

При проведенні даного дослідження було побудовано значну кількість економіко-математичних моделей на нейронних мережах різної конфігурації, в основу яких було покладено дві окремі множини пояснюючих змінних, які наведені у табл. 1 та 3. Низку нейронних мереж ми налаштували, як і моделі на нечіткій логіці, на передбачення часу до банкрутства підприємства після декларування фінансових результатів. Проте розподіл підприємств нейронними мережами здійснювався лише за двома класами: фінансово стабільні та потенційні банкрути. Деякі нейромеревеві моделі типу персептрон ми налаштували суто на класифікацію підприємств за цими двома класами без оцінювання часу до настання можливого банкрутства.

При побудові моделей на нейронних мережах, виходом яких був час, що відділяє підприємство від банкрутства, по аналогії з моделюванням на нечіткій логіці для фінансово стабільних підп-

риємств ми штучно встановили час до настання банкрутства на рівні 60 місяців.

Зауважимо, що можна регулювати підозрілість кожної нейронної мережі до діагностування банкрутства. Але, із зменшенням альфа-помилки класифікації (визначення підприємства-потенційного банкрута як фінансово стабільної компанії) одночасно збільшується бета-помилка (діагностування стабільної компанії як потенційного банкрута). При проведенні експериментів ми налаштовували економіко-математичні моделі кілька разів, змінюючи підозрілість нейронних мереж до діагностування банкрутства. В результаті моделі на нейронних мережах із ідентичними структурами отримували різні значення параметрів налаштування та виявлялись здатними по різному здійснювати класифікацію об'єктів дослідження. Наведемо результати моделювання із застосуванням нейронних мереж, які виявили найбільшу адекватність і рівномірність класифікації та передбачення банкрутств (за умови збалансованості альфа і бета помилок, що вказує на коректність проведення лінії поділу між двома класами підприємств).

Усі економіко-математичні моделі на нейронних мережах будувались таким чином, щоб уникнути ефекту перенавчання (тобто, кількість параметрів моделі була значно меншою за обсяг навчальної вибірки). Спочатку було побудовано модель на нейронних мережах такої структури: багат шаровий перцептрон із одним внутрішнім шаром, який складався з 3 нейронів, вхідний шар складався з 7 нейронів за кількістю пояснюючих змінних (відібраних до авторської дискримінантної моделі шляхом перевірки початкового набору фінансових показників на мультиколінеарність), а вихідний — з одного нейрону, на якому отримувалась розрахована оцінка часу до настання банкрутства підприємства. Перетворення вхідних сигналів здійснювалось лише на нейронах другого шару. Для цього було застосовано сигмоїдну функцію активації. Вихід нейрону третього шару визначався лише розрахунком на суматорі, тобто, його функція активації була лінійною. Кількість параметрів налаштування нейронної мережі (ваг між нейронних зв'язків та параметрів зміщення в суматорах нейронів) для такої моделі дорівнювала 28, що істотно менше за обсяг навчальної вибірки.

Коли ми здійснювали класифікацію підприємств за двома класами із застосуванням описаної вище моделі, виходом якої є час у місяцях до настання можливого банкрутства, результати моде-

лювання на тестовій вибірці обсягом 70 підприємств виявились такими. Точність ідентифікації фінансово неспроможних підприємств склала 78,8 %, фінансово стійких компаній — 94,6 %, що в цілому за всією групою аналізованих підприємств становило 87,1 % точної класифікації. Проте, крім здатності із досить високою точністю здійснювати розподіл підприємств на два класи, модель виявилась повністю нездатною передбачати час до настання банкрутства. Зазначимо, що навіть істотне збільшення кількості параметрів мережі (нейронів внутрішнього шару) не суттєво сприяло підвищенню точності моделювання.

У результаті проведення експериментів було визначено, що з метою підвищення ефективності функціонування нейронної мережі, значення змінних моделі повинні бути переведені у відносну форму або нормалізовані, щоб характеризуватись приблизно одною розмірністю. Причому це стосується як значень вхідних змінних, так і вихідного показника. І тут навіть 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 такому випадку точність відтворення вихідного показника здебільшого суттєво підвищується, оскільки після налаштування на реальних даних розмірності параметрів системи не будуть мати суттєвих перекосів у числовому вимірюванні (і це забезпечить уникнення нейронною мережею екстремальної поведінки).

У результаті проведення експериментів було визначено, що найбільш точне передбачення банкрутств було продемонстровано нейронною мережею зазначеної структури, 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 із вихідним нейроном, що має сигмоїдну функцію активації, представлено на рис. 4.

Результати діагностування банкрутств підприємств із тестової вибірки на підґрунті описаної вище економіко-математичної моделі виявились такими: точність правильної класифікації підприємств — потенційних банкрутів склала 100% (альфа-помилка прогнозування дорівнює нулю), точність діагностування фінан-

сово стабільних компаній 97,0%, що склало 98,6% правильної класифікації підприємств для всієї тестової вибірки. І хоча показники прогнозування часу до банкрутства виявились більш точними порівняно із попередніми нейромережевими моделями, але все-таки недостатніми, щоб можна було вважати модель здатною адекватно прогнозувати час до настання банкрутства підприємства. Пояснити недостатню спроможність нейронних мереж передбачати час до можливого банкрутства можна тим, що реальне фінансове становище підприємства не визначається лише показниками фінансової звітності — багато що залежить від рівня менеджменту компанії, крім того, завжди можна піддати сумніву достовірність задекларованих фінансових результатів.

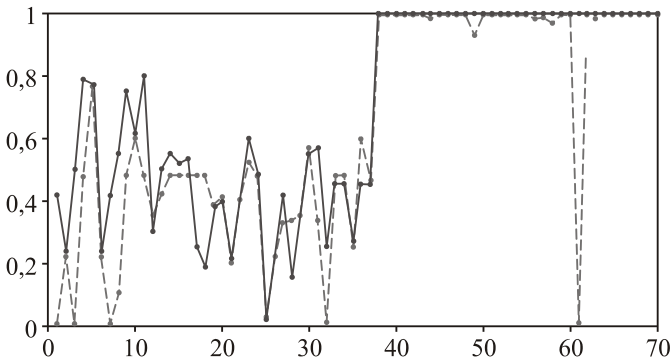


Рис. 4. Прогнозування нормалізованих інтервалів часу до настання банкрутства підприємств нейронною мережею типу персептрон

При проведенні експериментів було перевірено точність прогнозування часу до настання банкрутства із застосуванням нейронних мереж з іншою структурою. Було виявлено, що точність прогнозу зазвичай зростає із збільшенням нейронів внутрішнього шару. Проте, тут важливо відстежувати, щоб при налаштуванні параметрів моделі на навчальній вибірці не проявився ефект перенавчання (щоб кількість параметрів мережі була меншою за обсяг навчальної вибірки). Була також перевірена залежність ефективності нейромережевої моделі від виду функцій активації нейронів внутрішнього шару та окремо нейрону вихідного шару. В результаті було отримано значну кількість висновків і рекомен-

дацій щодо принципів конструювання нейронних мереж, з якими можна ознайомитись, зокрема, в авторській роботі [22].

Також ми провели низку експериментів з моделювання часу до настання банкрутства підприємства із застосуванням економіко-математичних моделей на нейронних мережах, що були побудовані на основі сформованого набору найбільш інформативних показників оцінки фінансового стану (див. табл. 3). І хоча економіко-математична модель на нечіткій логіці, яку було побудовано на цьому наборі показників, виявилась більш точною за нечітку модель, що ґрунтувалась на незалежних змінних, нейронні мережі продемонстрували нижчу ефективність. Найбільш точний отриманий результат передбачення банкрутств на підґрунті подібних моделей на нейронних мережах виявився таким: 88,6% правильної класифікації всієї множини підприємств із тестової вибірки, 87,9 % коректного розпізнавання фінансово стабільних компаній, 89,2 % правильного передбачення банкрутств компаній.

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

Таким чином, у якості висновку до отриманих результатів проведених експериментів із нейронними мережами типу перцептрон можна вказати на необхідність здійснення спеціального відбору пояснюючих змінних. Адже, як виявилось в результаті моделювання, не можна відбирати для нейромереж будь-які показники, котрі аналітик вважає за потрібне, як це прийнятно для моделей на нечіткій логіці. Крім того, перцептрони виявили досить низьку точність оцінювання часу, яке відділяє підприємство від банкрутства. Проте, вони виявились дійсно ефективними для розподілу підприємств за двома класами (потенційні банкрути та фінансово стійкі компанії) у порівнянні з альтернативними підходами, якщо множина пояснюючих змінних сформована коректно.

Оцінка ризику банкрутства підприємств із застосуванням карт самоорганізації та нейронних мереж зустрічного розповсюдження

Задачу класифікації крім перцептронів здатні вирішувати й інші різновиди нейронних мереж. Зокрема, у дослідженні був проведений аналіз ефективності розподілу підприємств за двома класами із застосуванням окремо карт самоорганізації Кохонена [23], а також нейронних мереж зустрічного розповсюдження [24], які являють собою комбінацію карти Кохонена із вихідною зіркою Гроссберга [25]. У такій мережі кожен елемент вектора вхідних даних пов'язаний з усіма нейронами шару Кохонена, як показано на рис. 5.

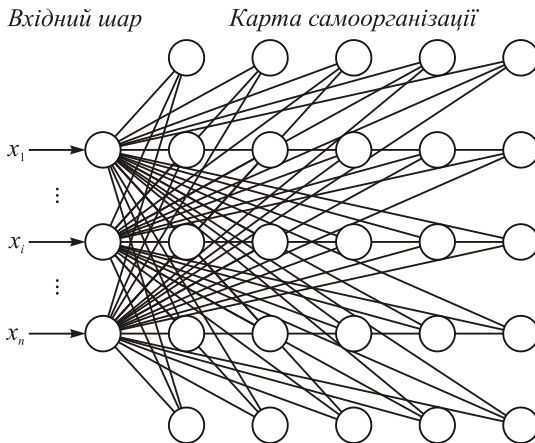


Рис. 5. Структура нейронної мережі Кохонена

У свою чергу всі нейрони шару Кохонена мають зв'язки із усіма нейронами шару Гроссберга. Графічно структура нейронної мережі зустрічного розповсюдження у спрощеному вигляді представлена на рис. 6.

Карта самоорганізації являє собою нейронну мережу без зворотних зв'язків, налаштування параметрів якої здійснюється із застосуванням алгоритму навчання без вчителя шляхом виявлення невідомих образів та 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). В задачі діагностування можливості банкрутства підприємства елементами вхідного вектора є показники діяльності компанії. Цими показниками, як і при побудові моделей на нечіткій логіці та нейронмереж персептронного типу, були множини пояснюючих змінних, наведені у табл. 1 та 3. Відповідно, вхідний шар одної частини сконструйованих у дослідженні карт самоорганізації складався із семи нейронів (за кількістю незалежних показників, відібраних до дискримінантної моделі), а другої частини — з шести нейронів (за кількістю найбільш інформативних показників для аналізу фінансового стану підприємства).

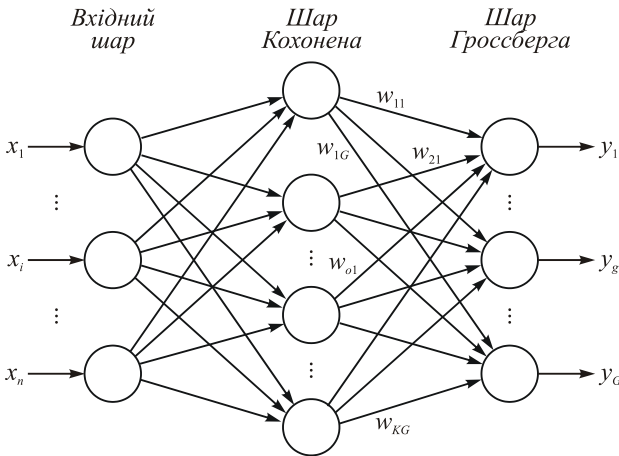


Рис. 6. Структура нейронної мережі зручного розповсюдження

Перед проведенням навчання нейронної мережі здійснюється ініціалізація карти, згідно якої всім параметрам нейронів привласнюються невеликі випадкові числа. Коли на входи мережі подається навчальний приклад, який характеризує окреме підприємство за відібраними вище показниками, значення його елементів порівнюються з параметрами кожного нейрону карти самоорганізації за Евклідовою відстанню.

Після визначення нейрона-переможця здійснюється відповідне коригування згідно спеціального алгоритму його параметрів, а також низки нейронів у деякому його околі в напрямку поданого на входи навчального прикладу. Так утворюється певна тополо-

гічна область в околиці нейрона-переможця, нейрони якої отримують більш-менш схожі між собою характеристики. Подібна операція повторюється шляхом багатократного подання на входи нейромережі навчальних прикладів щодо діяльності як стабільних підприємств, так 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 — потенційним банкрутам, та нейрони, що свідчать про стабільний фінансовий стан підприємства. Відповідно, після здійснення самоорганізації карти Кохонена з'являється можливість її застосування для діагностування можливості банкрутства підприємств із незалежної вибірки (на даних щодо компаній, на яких модель не навчалась). Для цього на входи нейромережі подається аналогічно сформований вхідний вектор із фінансовими показниками підприємства та здійснюється проектування цього багатовимірного вектору до одного нейрону карти Кохонена.

Для цього вектора гарантовано буде визначений нейрон-переможець, який дозволяє оцінити можливість банкрутства компанії за аналогіями з даними щодо підприємств із навчальної вибірки. Наприклад, на оптимізовану мережу подається вхідний вектор, який складається із фінансових показників досліджуваної компанії. Якщо цей вектор потрапив до кластеру, який при навчанні був сформований нейронною мережею тільки із компаній банкрутів, то у такому разі можна стверджувати, що дане підприємство характеризується значною ймовірністю банкрутства, оскільки структура його фінансових даних є подібною до підприємств, які вже збанкрутували. Як наслідок може бути прийнято рішення про недоцільність вкладання коштів або надання кредиту такій компанії.

Щоб не здійснювати самостійно інтерпретацію, якому класу підприємств відповідає нейрон карти самоорганізації, до котрого було віднесено аналізований вектор вхідних даних, цей процес можна передоручити комп'ютеру, додавши до нейронної мережі після шару Кохонена ще шар розпізнавання. Така функція виконуватиметься шаром Гроссберга, який здійснює відображення виходу карти самоорганізації у відповідні образи. Він показує, з якою мірою впевненості нейрон-переможець карти Кохонена ві-

дповіді кожному з можливих виходів шару Гроссберга. Такими значеннями можуть бути наперед встановлені класи об'єктів дослідження, характеристичні показники яких подаються на входи карти самоорганізації, наприклад, рівні фінансового стану підприємства тощо. У технічних системах подібні нейронні структури з успіхом застосовуються для розпізнавання тексту, де виходом шару Гроссберга є всі літери абетки.

Таким чином, із застосуванням нейронних мереж зустрічного розповсюдження спочатку здійснюється пошук прихованих залежностей в структурі даних фінансових показників компаній шляхом проведення їх кластеризації за рахунок реалізації процедури навчання «без вчителя». А далі проводиться розпізнавання фінансового стану компанії шляхом пов'язування кластеру, до якого її було віднесено, з одним із встановлених класів (банкрутів та стабільних компаній), що реалізується шаром Гроссберга, який навчається «із вчителем» (на прикладах банкрутств одних компаній та тривалого функціонування інших після оприлюднення їх фінансових показників).

Детально ознайомитись з реалізацією описаного вище алгоритму застосовно до цієї задачі можна у роботах [26, 27].

Проведення модельних експериментів з діагностування банкрутства підприємств із застосуванням карт самоорганізації Кохонена

Спочатку при виконанні дослідження було реалізовано карти самоорганізації з першим набором фінансових показників з табл. 1, відібраних для дискримінантної моделі шляхом їх перевірки на мультиколінеарність. Для отримання емпіричних знань щодо впливу параметрів подібної нейромережі на ефективність кластеризації було сконструйовано низку карт з різною кількістю нейронів шару Кохонена. У результаті проведення експериментів з класифікації підприємств за рівнем фінансового стану на основі карт самоорганізації було отримано деякі висновки, які викладемо нижче у формі рекомендацій.

Було виявлено, що карти, які складаються із зовсім малої кількості нейронів (наприклад, із 6 нейронів розмірністю 2×3), здійснюють кластеризацію надто укрупнено і не дають можливості точно виокремити кластери конкретного виду (за ознакою належності до певного класу підприємств). За такої конфігурації зроби-

ти достовірний висновок щодо можливості банкрутства досить складно.

Крім того, компанії можуть ставати банкрутами з різних причин, відповідно, фінансові показники їх діяльності будуть характеризуватися власними специфічними особливостями. І 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.

Було встановлено, що зі збільшенням розміру карти відбувається зменшення кількості нейронів, які відповідають обом типам компаній. Це дає можливість більш точно розподілити навчальні приклади за кластерами банкрутів та стабільних компаній. Проте карти Кохонена із числом нейронів, що значно перевищує кількість вхідних прикладів, також виявили свою неефективність до вирішення задачі класифікації. Так, при реалізації нейронної мережі із 70 нейронами, які організовано в карту розмірністю 7×10 , точність визначення підприємств — потенційних банкрутів становить 54,2 %, а фінансово стабільних компаній — 40 %.

В результаті проведення експериментів було визначено, що для досягнення найбільшої ефективності карти самоорганізації за умов наявності більш-менш однорідної множини навчальних прикладів доцільно встановити, щоб кількість нейронів карти була дещо меншою за обсяг навчальної вибірки, як і зазначав сам Тейво Кохонен [28].

У нашому дослідженні найвищу точність розпізнавання фінансового стану підприємств серед карт самоорганізації, сформованих на основі визначених сімох незалежних показників, продемонструвала карта, яка складається із 30 нейронів та має розмірність 6×5 . Точність класифікації за всіма підприємствами на базі цієї моделі становить 73,5 %, з них рівень правильно визначених підприємств — потенційних банкрутів — 91,9 %, а стабільних компаній — 47 %. Наведемо на рис. 7 зображення цієї карти.

І хоча досить великі карти самоорганізації дозволяють уникнути більшості проблем, пов'язаних з неможливістю чіткого розмежування класів, які мають карти малої розмірності, вони все-таки характеризуються своїми власними недоліками. Зокрема, на

картах великого розміру значна кількість нейронів після навчання залишається неактивною. А при поданні тестових даних на розроблені в ході експериментів нейронні мережі переможцем часто ставав нейрон, який під час навчання не відповідав жодному із прикладів. Це вказує на неможливість зробити коректний висновок стосовно аналізованої компанії. Зі зростанням розміру карти спостерігається збільшення випадків потрапляння тестових векторів даних до «пустих» нейронів, що також зменшує точність діагностування банкрутства. Такі випадки пояснюються тим, що значення фінансових показників, які характеризують подібні компанії, мають значну відмінність від навчальних прикладів.

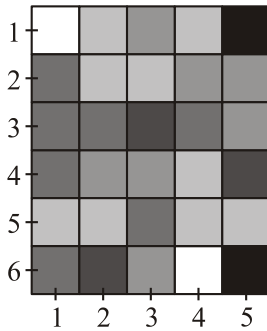


Рис. 7. Карта Кохонена, сконструйована на множині незалежних змінних

Уникнути проблем кластеризації, викликаних потраплянням тестових векторів даних у «пусті» нейрони, можна шляхом введення додаткових умов, які будуть обмежувати участь неактивованих нейронів у роботі мережі після її навчання. Так, за умови вилучення неактивованих нейронів карти Кохонена при тестуванні описаної вище мережі із 30 нейронами точність діагностування підприємств із незадовільним фінансовим станом зростає до 97,3 %. Фінансово стабільні підприємства нейромережа визначає з точністю 56 %. Стосовно 4 % компаній висновок щодо фінансового стану не був зроблений однозначно. Зазначимо, що ця модель продемонструвала найбільшу точність класифікації серед усіх побудованих у дослідженні карт самоорганізації.

Аналогічно побудовано карти самоорганізації та проведено низку модельних експериментів на основі найбільш інформатив-

них показників, віднесених до другої групи. Тестування такої нейронної мережі із 30 нейронів та розмірністю 6×5 показало точність класифікації за всією групою аналізованих компаній на рівні 52 %, з яких точність визначення підприємств — потенційних банкрутів становить 83,3 %, а стабільних компаній — 28 %. При цьому відсоток підприємств, для яких не можна зробити однозначний висновок щодо фінансового стану, становить приблизно 20 %. Зауважимо, що така модель виявилася значно менш ефективною за карту самоорганізації, побудовану на основі множини незалежних змінних.

Якщо проаналізувати найбільш адекватну з усіх побудованих у дослідженні карт самоорганізації, то до позитивних характеристик 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 потенційні банкрути) є досить великою. Це вказує на можливість недоотримання прибутку від деяких помилок класифікованих стабільних компаній, але у кредитора є можливість отримати такий же прибуток від інших вкладів (навіть від кредитування інших коректно визначених стійких підприємств). Проте він не зазнає значних збитків від надання кредиту потенційним банкрутам.

Зауважимо, що зона невизначеності в такій моделі є досить малою, особливо якщо порівняти її із дискримінантними моделями, в деяких з яких за результатами проведених нами експериментів на цій же статистичній вибірці зона невизначеності сягала 51,4 %. Зазначимо, що найбільш адекватна карта самоорганізації продемонструвала суттєво вищу точність класифікації порівняно з розробленими раніше іншими дослідниками дискримінантними моделями. Однак авторська дискримінантна модель, побудована на цій самій статистиці, виявилась більш ефективною за розроблену карту самоорганізації (точність класифікації за всією групою аналізованих підприємств із застосуванням дискримінантної моделі склала 82,5 % за відсутності зони невизначеності). А розроблені нейромережі перцептронного типу та моделі на нечіткій логіці продемонстрували ще більшу ефективність.

Відповідно, результати проведених експериментів з моделювання фінансового стану підприємств із застосуванням карт самоорганізації Кохонена показали досить низьку ефективність цього інструментарію для передбачення банкрутств. Однією з причин

цього є недостатня точність інтерпретації результатів кластеризації. Тобто, якщо вхідний вектор із фінансовими показниками підприємства потрапив до кластера, який при навчанні нейронної мережі був сформований тільки із підприємств — потенційних банкрутів або з фінансово стабільних компаній, то у такому випадку проблем із класифікацією фінансового стану аналізованого підприємства не виникне. Однак часто трапляються випадки, коли важко однозначно зробити висновок, до якого класу може бути віднесено підприємство, наприклад, при активуванні нейрона, який не відповідає жодному з прикладів навчальної вибірки або несе в собі відомості рівною мірою як про банкрутів, так і про стабільні компанії.

Щоби не здійснювати самостійно інтерпретацію, якому класу підприємств відповідає нейрон карти самоорганізації, до котрого було віднесено аналізований вектор вхідних даних, цей процес можна передоручити комп'ютеру, додавши до нейронної мережі після шару Кохонена ще шар розпізнавання. Така функція виконуватиметься шаром Гроссберга, який здійснює відображення виходу карти самоорганізації у відповідні образи. Він показує, з якою мірою впевненості нейрон-переможець карти Кохонена відповідає кожному з можливих виходів шару Гроссберга. Такими виходами є заздалегідь встановлені рівні фінансового стану підприємства (потенційний банкрут чи стабільне підприємство), характеристичні показники яких подаються на входи карти самоорганізації.

Оцінка ризику банкрутства підприємств із застосуванням нейронних мереж зустрічного розповсюдження

Оскільки основою нейромережі зустрічного розповсюдження є карта Кохонена, яка налаштовується тільки на вхідних даних без відомостей про значення результативного показника, то додавання шару Гроссберга жодним чином не вплине на процес самоорганізації карти. Відповідно, ми можемо скористатись картою Кохонена, сконструйованими вище, та долучити до них шар Гроссберга з метою здійснення автоматизованої інтерпретації результатів кластеризації.

Під час проведення експериментів з моделювання фінансового стану підприємств із застосуванням штучних нейронних мереж

зустрічного розповсюдження спочатку було використано карти Кохонена, сконструйовані на базі першого набору фінансових показників (відібраних для дискримінантної моделі шляхом їх перевірки на мультиколінеарність).

Як зазначалося вище, карти Кохонена невеликого розміру (наприклад, які складаються із 6 нейронів) здійснюють кластеризацію надто укрупнено. Це не дає можливості шару Гроссберга однозначно віднести до конкретних класів сформовані шаром Кохонена кластери, оскільки за таких умов один і той самий нейрон карти самоорганізації може відповідати і банкрутам, і стабільним компаніям одночасно. Відповідно, застосування функції автоматизованого розпізнавання результатів кластеризації в нейронній мережі зустрічного розповсюдження не дає змоги підвищити точність класифікації порівняно з ідентифікацією підприємств лише на базі карти Кохонена, якщо вона є малого розміру.

Однак поєднання великих карт самоорганізації із шаром Гроссберга дозволяє суттєво підвищити ефективність класифікації. І хоча самі лише карти Кохонена з числом нейронів, більшим за кількість прикладів із навчальної вибірки, виявили свою неефективність при вирішенні задачі класифікації, нейромережі зустрічного розповсюдження продемонстрували високу здатність до розпізнавання фінансового стану підприємств. Так, нейронна мережа зустрічного розповсюдження із 80 нейронами шару Кохонена продемонструвала точність визначення підприємств — потенційних банкрутів на рівні 91,9 %, а фінансово стабільних компаній — 60,6 %. Загальний рівень правильно визначених класів становив 77,1 %.

Найбільшу адекватність продемонструвала нейронна мережа зустрічного розповсюдження, сформована на основі визначених сімох показників діяльності підприємств (див. табл. 1), до складу шару Кохонена якої входить 30 нейронів (карту зображено на рис. 7). Так, точність класифікації за всіма підприємствами на базі цієї моделі становить 81,6 %, з них рівень правильно визначених підприємств — потенційних банкрутів — 91,9 %, а стабільних компаній — 72,7 %.

Якщо порівняти отримані результати із картою Кохонена, яку було покладено в основу цієї моделі, то нейронна мережа зустрічного розповсюдження виявилась більш ефективним інструментарієм (нагадаємо, що точність класифікації за всією групою аналі-

зованих підприємств із застосуванням карти самоорганізації склала 73,5 % за наявності зони невизначеності).

Відповідно, додання шару Гроссберга до карти самоорганізації шляхом конструювання єдиної нейронної мережі зустрічного розповсюдження суттєво збільшило ефективність автоматизованого розпізнавання результатів кластеризації порівняно з напівавтоматичною інтерпретацією, навіть якщо вона базується на заздалегідь установлених правилах. Тобто, залучення до процесу налаштування таких нейронних мереж процедури навчання «із учителем» дозволило значно підвищити ефективність узагальнення та видобування знань з реальних даних.

Варто зауважити, що використання нейронної мережі зустрічного розповсюдження, яка складається із шарів Кохонена та Гроссберга, надало можливість уникнути ситуацій, за яких неможливо зробити однозначний висновок щодо фінансового стану підприємства та які часто трапляються у разі використання карт самоорганізації. Таким чином шар нейронів Гроссберга виключає проблеми класифікації, пов'язані з потраплянням вектора вхідних даних у «пусті» нейрони. Тобто, на відміну від карт Кохонена, нейронній мережі зустрічного розповсюдження вдається уникнути зони невизначеності.

Аналогічним чином сконструйовано нейромережі зустрічного розповсюдження та проведено відповідні модельні експерименти на основі найбільш інформативних показників, віднесених до другої групи (див. табл. 3). Серед них найбільшу ефективність продемонструвала нейронна мережа, яка складається також із 30 нейронів шару Кохонена та шару Гроссберга. Тестування цієї нейронної мережі засвідчило точність класифікації за всією групою аналізованих компаній на рівні 74,3 %, з яких точність діагностування підприємств — потенційних банкрутів — 78,4 %, а найбільш стабільних компаній — 69,7 %.

Побудовані нейромережі зустрічного розповсюдження, як і самі карти Кохонена, продемонстрували суттєво вищу точність класифікації порівняно з розробленими раніше іншими дослідниками дискримінантними моделями. Проте, якщо порівняти з авторською дискримінантною моделлю, яку було налаштовано на цій же статистиці, то нейронні мережі зустрічного розповсюдження виявилися менш ефективним інструментарієм (точність класифікації за всією групою аналізованих підприємств із засто-

суванням дискримінантної моделі склала 82,5 %). Звісно, можна проводити додаткові дослідження з пошуку більш ефективної структури карти самоорганізації, переліку вхідних факторів та їх попередньої обробки, але це є досить складним та трудомістким процесом. І на фоні результатів, продемонстрованих більш простими та інтуїтивно зрозумілими дискримінантними моделями, необхідно ретельно зважити на доцільність проведення додаткового дослідження з конструювання більш адекватної структури нейронної мережі зустрічного розповсюдження для вирішення завдання діагностування можливості банкрутства.

Вагомим аргументом на користь побудови нейронних мереж зустрічного розповсюдження є велика кількість обмежень і передумов для використання інструментарію дискримінантного аналізу, зокрема, щодо стаціонарності досліджуваних процесів, незмінності зовнішніх умов тощо. Проте реалії сучасної української економіки не задовольняють цим вимогам, про що зазначалося вище. 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 зазначених передумов. Однак немає необхідності дотримання цих вимог також і при побудові та використанні моделей на нечіткій логіці. Сутність роботи цих моделей є значно більш зрозумілою для кінцевого користувача і вони продемонстрували суттєво вищу точність класифікації — 92,7 % за всією групою досліджуваних підприємств.

Висновки

Задачами проведеного дослідження були побудова адекватних моделей діагностування банкрутства підприємств в умовах української економіки та порівняння ефективності інструментарію нейронних мереж із методами нечіткої логіки та дискримінантного аналізу для моделювання складних нелінійних закономірностей в економічних системах. З цією метою було розроблено низку моделей на підґрунті вказаного інструментарію із використанням однієї й тієї ж статистичної бази щодо банкрутств українських компаній.

Спочатку було побудовано дискримінантну модель діагностування банкрутства, ґрунтуючись на незалежних змінних, відібраних із застосуванням оригінального алгоритму перевірки вхідних

факторів на мультиколінеарність із забезпеченням найбільш чіткого розмежування підприємств за рівнем їх фінансового стану (стійких компаній від потенційних банкрутів). Із використанням побудованої автором дискримінантної моделі оцінки можливості банкрутства, а також моделей Альтмана, Давидової-Белікова та Терещенко, було проведено ряд 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 та незмінності зовнішніх умов, яким не задовольняють реалії розвитку сучасної економіки, зокрема, трансформаційної української. Відповідно, у статті доводиться необхідність застосування нелінійних моделей кластеризації об'єктів дослідження, які не вимагають дотримання вказаних гіпотез.

Отже, в роботі розроблено моделі на нечіткій логіці, що здатні працювати навіть без налаштування на реальних даних — лише базуючись на закладених в них наборах логічних правил та встановлених параметрах функцій належності. Ці моделі є ще більш відкритими і зрозумілими, ніж багатofакторні дискримінантні моделі, оскільки представлені у виразах природної мови. Разом з тим, на відміну від інших методів, вони здатні поєднувати можливість налаштування своїх параметрів на реальних даних із урахуванням при проведенні аналізу як кількісних, так і якісних показників діяльності підприємств. А використання правил прийняття рішень в моделях на нечіткій логіці дає можливість враховувати при проведенні аналізу експертні знання у предметній області, що дозволяє оминати специфічні для задачі пастки некогерентної класифікації.

Проведений аналіз експериментів показав високу точність передбачення банкрутства на основі нечітких моделей, побудованих на основі множин незалежних змінних та найбільш інформативних показників. Крім того, із застосуванням нечітких моделей вдається не тільки оцінювати можливість банкрутства компанії, а

ще й досить ефективно передбачати час, протягом якого банкрутство може відбутись. При проведенні експериментів була підтверджена можливість побудови нечіткої моделі на основі показників, які у числовому вигляді мають мультиколінеарний зв'язок між собою.

Також у дослідженні приділено увагу розробці інших нелінійних моделей класифікації, що ґрунтуються на інструментарії нейронних мереж, зокрема, багат шарових перцептронів та нейронних мереж зустрічного розповсюдження. Проведений аналіз експериментів показав, що перцептрони виявились значно ефективнішими за дискримінантні моделі при розподілі підприємств за двома класами (фінансово стабільні та потенційні банкрути). Це пояснюється їх нелінійною природою (тобто здатністю до більш точного відтворення нелінійних закономірностей у досліджуваних процесах). Однак нейронні мережі виявились дещо менш ефективними за нечіткі моделі у сенсі передбачення часу до настання банкрутств українських компаній, 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 стосовно підвищення їх ефективності за рахунок попередньої обробки даних, вибору виду функцій активації нейронів тощо. Також результати експериментів показали, що при побудові нейронних мереж доцільно здійснювати спеціальний відбір пояснюючих змінних, а не застосовувати будь-які показники, котрі аналітик вважає за потрібне, як це прийнятно для моделей на нечіткій логіці. Це дещо ускладнює процедуру побудови нейронних мереж, як і необхідність володіння достатньо репрезентативною статистичною вибіркою (зауважимо, що моделі на нечіткій логіці здатні ефективно здійснювати розрахунок вихідної змінної і без налаштування на реальних даних).

Також у статті побудовано низку економіко-математичних моделей оцінки фінансового стану підприємств на основі карт самоорганізації Кохонена, результати експериментів з якими виявили значну трудомісткість їх конструювання та продемонстрували досить низьку ефективність цього інструментарію для передбачення банкрутств. Однією з головних причин цього було визначено недостатню точність інтерпретації результатів кластеризації.

З метою підвищення ефективності ідентифікації сформованих кластерів до шару Кохонена було додано шар Гроссберга шляхом утворення нейронної мережі зустрічного розповсюдження. Залучення до процесу налаштування таких нейронних мереж процедури навчання «із учителем» дозволило значно підвищити ефективність узагальнення та видобування знань з реальних даних, що суттєво збільшило точність автоматизованого розпізнавання результатів кластеризації. На відміну від карт Кохонена, нейронній мережі зустрічного розповсюдження вдається також уникнути зони невизначеності у проведенні класифікації.

Отже, викладені у цій статті результати проведеного дослідження демонструють досить високу ефективність усіх запропонованих економіко-математичних моделей, особливо які ґрунтуються на нелінійному інструментарії. Причому кожен із запропонованих підходів має свої власні переваги для вирішення тої чи іншої задачі, враховуючи її специфічні особливості. У роботі показано межі застосовності запропонованих моделей та викладено рекомендації щодо їх використання для вирішення різноманітних задач фінансового аналізу.

Враховуючи результати виконаного дослідження з моделювання фінансового стану підприємств із застосуванням різноманітних математичних підходів (методів теорії нечіткої логіки, перцептронів, карт самоорганізації, нейронних мереж зустрічного розповсюдження, методів дискримінантного аналізу), найбільш адекватним та ефективним інструментарієм у сучасних умовах розвитку економіки можна визнати теорію нечіткої логіки. В окремих випадках для діагностування можливості банкрутства компаній доречним може бути застосування деяких різновидів нейронних мереж.

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 їх внутрішні проблеми та завчасно вживати відповідні заходи, а також надасть ефективний інструмент потенційному інвестору здійснювати фінансовий аналіз об'єктів інвестування чи кредитування, що дозволить уникнути зайвого ризику та, відповідно, підвищити стабільність і збалансованість економіки країни в цілому.

Література

1. Altman E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy // The Journal of Finance.— 1968.— No. 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. Черняк О. І., Креківський В. О., Монаков В. О., Ящук Д. В. Виявлення ознак неплатоспроможності підприємства та можливого його банкрутства // Статистика України.— 2003.— № 4.— С. 87—94.
7. Матвійчук А. В. Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка : Монографія. — К.: КНЕУ, 2011. — 439 с.
8. Недосекин А. О. Нечетко-множественный анализ рисков фондовых инвестиций.— СПб.: Сезам, 2002.— 181 с.
9. 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.
10. Матвійчук А. В. Дискримінантна модель оцінки ймовірності банкрутства // Моделювання та інформаційні системи в економіці.— К.: КНЕУ, 2006.— Вип. 74.— С. 299—314.
11. Altman E.I. Further Empirical Investigation of the Bankruptcy Cost Question // The Journal of Finance.— 1984.— No. 4.— P. 1067—1089.
12. Недосекин А. О. Сводный финансовый анализ российских предприятий за 2000 — 2003 г.г.— На сайте: http://sedok.narod.ru/sc_group.html.
13. Эйтингон В., Анохин С. Прогнозирование банкротства: основные методики и проблемы. — [Электронный ресурс]: <http://www.iteam.ru/articles.php?tid=2&pid=1&sid=&id=141>.
14. Zadeh L. Fuzzy Sets // Information and Control.— 1965.— № 8.— P. 338—353.
15. Ротштейн А. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети.— Винница: Універсум-Вінниця, 1999.— 320 с.

16. *Rummelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J.* Learning Internal Representation by Back-Propagation Errors // *Nature*.— 1986.— № 23.— P. 533—536.
17. *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.
18. *Матвійчук А. В.* Диагностика банкротства предприятий в условиях трансформационной экономики // *Экономическая наука современной России*.— 2008.— № 4 (43).— С. 90—104.
19. *Матвійчук А. В.* Моделювання фінансової стійкості підприємств із застосуванням теорій нечіткої логіки, нейронних мереж і дискримінантного аналізу // *Вісник НАН України*.— 2010.— № 9.— С. 24—46.
20. *Andriy Matviychuk.* Bankruptcy prediction in transformational economy: discriminant and fuzzy logic approaches // *Fuzzy economic review*.— 2010.— May.— Vol. XV.— No. 1.— P. 21—38.
21. *Rosenblatt F.* The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain // *Psychological Review*.— 1958.— № 65.— P. 386-407.
22. *Матвійчук А. В.* Прогнозирование банкротств предприятий с использованием инструментария нейронных сетей // *Управление финансовыми рисками*.— 2008.— № 04(16).— С. 280-288.
23. *Kohonen T.* Self-organized formation of topologically correct feature maps // *Biological Cybernetics*, 1982.— Vol. 43.— P. 59—69.
24. *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.
25. *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.
26. *Матвійчук А. В., Кайданович Д. Б.* Оцінка ризику банкротства підприємств із застосуванням карт самоорганізації // *Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля*.— 2010.— № 8 (150).— С. 171—177.
27. *Шарапов О. Д., Кайданович Д. Б.* Оцінювання можливого банкрутства на основі індикаторів фінансового стану компаній з використанням нейронних мереж зустрічного розповсюдження // *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*.— 2012.— № 1.— С. 207—227.
28. *Дебок Г., Кохонен Т.* Анализ финансовых данных с помощью самоорганизующихся карт.— М.: Издательский Дом «АЛЬПИНА», 2001.— 317 с.

Стаття надійшла до редакції 17.01.2013