

УДК 338. 27

Кайданович Д. Б.,*аспірант кафедри економіко-математичного моделювання Київського національного економічного університету імені Вадима Гетьмана*

ОЦІНКА РИЗИКУ БАНКРУТСТВА ПІДПРИЄМСТВ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ЗУСТРІЧНОГО РОЗПОВСЮДЖЕННЯ

У статті розроблено модель аналізу фінансового стану підприємств та оцінки ризику банкрутства. Запропонована модель ґрунтується на використанні апарату штучних нейронних мереж зустрічного розповсюдження, які складаються із шару нейронів Кохонена та шару нейронів Гроссберга. Для оцінки можливості банкрутства проводиться розподіл підприємств на два класи – банкрути та фінансово стабільні компанії – з метою виявлення властивих цим класам характеристик і специфічних значень фінансово-економічних показників їх діяльності.

Ключові слова: діагностика банкрутства, штучна нейронна мережа, нейронна мережа зустрічного розповсюдження, шар Кохонена, шар нейронів Гроссберга, самоорганізація.

В статье разработана модель анализа финансового состояния предприятий и оценки риска банкротства. Предложенная модель основывается на использовании аппарата искусственных нейронных сетей встречного распространения, состоящих из слоя нейронов Кохонена и слоя нейронов Гроссберга. Для оценки возможности банкротства проводится деление предприятий на два класса – банкроты и финансово стабильные компании – с целью выявления свойственных данным классам характеристик и специфических значений финансово-экономических показателей их деятельности.

Ключевые слова: диагностика банкротства, искусственная нейронная сеть, нейронная сеть встречного распространения, слой Кохонена, слой нейронов Гроссберга, самоорганизация.

There is developed in the article the new model of analysis of the financial state of enterprises and assessment of its bankruptcy risk. The proposed model is based on the tools of artificial counterpropagation neural network that consists of Kohonen and Grossberg layers of neurons. For estimation of possibility of bankruptcy the companies are divided into two groups – bankrupts and financially stable enterprises. It gives the opportunity to expose the key characteristics and specified financial indexes for these classes.

Key words: bankruptcy diagnosis, artificial neural network counterpropagation neural network, Kohonen and Grossberg layers of neurons, self-organization.

Постановка проблеми. Наукове дослідження, результати якого наведені у цій статті, є актуальним для всіх суб'єктів фінансово-економічних відносин. Запропонований підхід дозволяє підприємствам виявити їх внутрішні проблеми та своєчасно вжити необхідні заходи для покращення фінансового стану, потенційним інвесторам та банкам-кредиторам надає можливість уникнути ризиків і підвищити стабільність та збалансованість економіки країни в цілому.

У статті пропонується модель аналізу фінансового стану підприємств та оцінки ризику банкрутства, що ґрунтується на розробленому авторами методологічному підході. Згідно з цим підходом, для оцінки можливості банкрутства проводиться розподіл підприємств на два класи, – банкрути та фінансово-стабільні компанії, – з метою виявлення властивих цим класам характеристик і специфічних значень фінансово-економічних показників їх діяльності.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Вперше задача прогнозування банкрутства була вирішена американським вченим Альтманом [1], який на основі аналізу 19 підприємств отримав рівняння кореляційної лінійної функції, що описує положення дискримінантної межі між двома класами підприємств – стабільними та потенційними банкрутами. Пізніше цей підхід було використано для діагностування банкрутства підприємств в інших країнах. Були побудовані дискримінантні багатofакторні моделі Беєрмана для Німеччини [2], Таффлера та Тішоу для Великобританії [3], Давидової та Белікова для Росії [4], Терещенка [5], Черняка [6] і дискримінантна модель Матвійчука [7] для України та багато інших. В основу цих моделей покладено завдання класифікації підприємств за рівнями потенційної можливості їх банкрутства з використанням низки незалежних змінних (чинників впливу).

Зазначені моделі мають низьку здатність до оцінки реального фінансового стану та передбачення банкрутства компаній в умовах української трансформаційної економіки [8]. Окрім того, проведені в цьому напрямі дослідження [5; 8; 9] показують, що коефіцієнти подібних дискримінантних моделей змінюються з часом і відмінні для різних країн. А отже, побудована на ретроспективних даних дискримінантна модель застаріє вже через рік.

Підхід Недосекіна [9] до діагностування банкрутства, який ґрунтується на теорії нечітких множин, має чимало недоліків. І серед них – суб'єктивність у прийнятті рішень (однозначне встановлення експертом меж зміни параметрів моделі) та відсутність можливості оптимізації параметрів на реальних даних. Таким чином, аналіз існуючих методів діагностики банкрутства привів авторів до висновків щодо необхідності побудови нових економіко-математичних моделей оцінки фінансового стану та передбачення банкрутства підприємств.

Мета і завдання дослідження. Метою цього дослідження є побудова економіко-математичної моделі діагностування можливого банкрутства підприємств на основі нейронних мереж зустрічного розповсюдження.

Виклад основного матеріалу. Математичною основою моделі є штучна нейронна мережа зустрічного розповсюдження, побудована на основі поєднання шару нейронів Кохонена, так званої "карти самоорганізації", завданням якої є виділення спільних характеристичних особливостей у досліджуваних об'єктах шляхом їх кластеризації, та вихідної зірки Гроссберга, яка інтерпретує проведену кластеризацію (рис. 1).

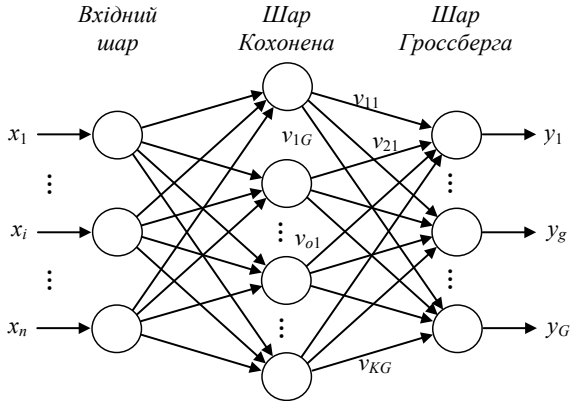


Рис. 1. Структура нейронної мережі зустрічного розповсюдження

Реалізація такої нейронної мережі ґрунтується на об'єднанні двох алгоритмів навчання: "із вчителем" та "без вчителя" [10].

При проведенні дослідження було побудовано низку економіко-математичних моделей на основі нейронних мереж різної конфігурації.

Так, одна частина нейромережових моделей передбачення банкрутства ґрунтувалась на змінних, відібраних для дискримінантної економетричної моделі шляхом перевірки фінансових показників на мультиколінеарність: X_1 – коефіцієнт мобільності активів, X_2 – коефіцієнт оборотності кредиторської заборгованості, X_3 – коефіцієнт оборотності власного капіталу, X_4 – коефіцієнт окупності активів, X_5 – коефіцієнт забезпеченості власними оборотними засобами, X_6 – коефіцієнт концентрації залученого капіталу, X_7 – коефіцієнт покриття заборгованості власним капіталом [7].

Налаштування параметрів нейронної мережі зустрічного розповсюдження відбувається на основі фінансових даних банкрутів та стабільних компаній. Кожен вхідний приклад характеризує окреме підприємство за відібраними вище показниками. Кількість елементів вхідних прикладів збігається із кількістю параметрів кожного нейрона шару Кохонена.

За рахунок реалізації процедури навчання "без вчителя" здійснюється пошук прихованих залежностей у структурі даних фінансових показників компаній.

Такий алгоритм навчання нейронної мережі забезпечує двовимірне відображення багатовимірних вхідних векторів, здійснюючи їх кластеризацію.

На цьому кроці є можливість отримати візуальне представлення результату навчання шару нейронів Кохонена у вигляді карти самоорганізації. Оскільки кожному вхідному образу відповідає певний нейрон-переможець, то на карті можна визначити нейрони, які відповідають компаніям-банкрутам, та нейрони, що свідчать про стабільний фінансовий стан підприємства (приклад карти самоорганізації див. рис. 2).

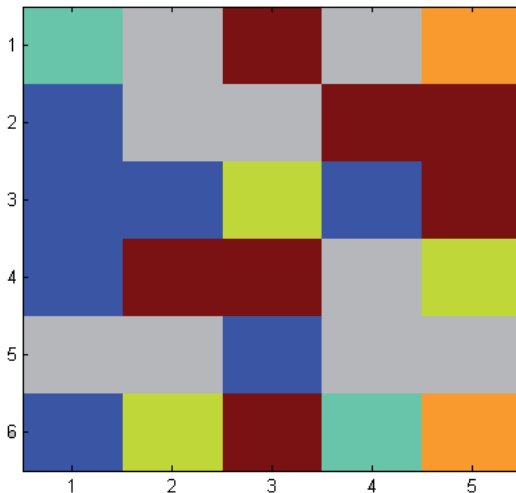


Рис. 2. Карта Кохонена, яка складається з 30 нейронів.

Наступний крок реалізується шаром Гроссберга, який навчається “з вчителем”, і полягає у визначенні фінансового стану компанії шляхом пов’язування кластеру, до якого її було віднесено, з одним із встановлених класів (банкрутів чи стабільних підприємств). Цей шар нейронів встановлює відповідність ваг вихідних міжнейронних синаптичних зв’язків до певних категорій, які формують масив виходів [11].

Під час навчання нейронної мережі реалізують зазначені алгоритми заздалегідь обрану кількість разів – епох навчання. Цей показник впливає на силу корекції ваг нейронів як шару Кохонена, так і шару Гроссберга.

Проведені дослідження дали змогу сформулювати низку рекомендацій щодо побудови та налаштування моделі.

Реалізація моделі на основі невеликої кількості нейронів шару Кохонена є неефективною для оцінки аналізу банкрутства. У такому випадку карта Кохонена здійснює кластеризацією дуже укрупнено. Це означає, що

один і той самий нейрон може відповідати і банкрутам, і стабільним компаніям. Зірка Гроссберга не дає можливості точно віднести до конкретних класів сформовані шаром Кохонена кластери.

Нейронні мережі зустрічного розповсюдження продемонстрували високу здатність до розпізнавання фінансового стану підприємств. Так, при реалізації нейронної мережі із 80 нейронами Кохонена, точність визначення підприємств-банкрутів становить 91,9%, а фінансово-стабільних компаній – 60,6%. Загальний рівень правильно визначених класів – 77,14%.

Нейронна мережа зустрічного розповсюдження, до складу шару Кохонена якої входить 30 нейронів, показала найвищу ефективність. Точність класифікації за всіма підприємствами на базі цієї моделі становить 81,63%, з них рівень правильно визначених банкрутів – 92%, а стабільних компаній – 72,72%.

Враховуючи результати моделювання, доходимо висновку, що для досягнення найбільшої ефективності запропонованої моделі, за умов наявності більш-менш однорідної множини прикладів, кількість нейронів шару Кохонена повинна бути не набагато меншою за кількість вхідних прикладів, як і зазначав сам Тейво Кохонен [12]. Проте бажано не використовувати карти дуже малої розмірності. Оскільки компанії можуть ставати банкрутами з різних причин, відповідно, пошук спільних закономірностей у структурі фінансових даних компаній-потенційних банкрутів шаром нейронів Кохонена може розподіляти їх за різними кластерами, зважаючи на характерні риси діяльності.

Було встановлено, що зі збільшенням числа нейронів Кохонена затрати часу на навчання нейронної мережі та симуляцію значно зростають, а результативність дещо зменшується. Так, при орієнтуванні цілі навчання на мінімізацію помилки віднесення до класів нейронна мережа із 30 нейронами шару Кохонена закінчила навчання на 189-ти ітераціях.

До позитивних характеристик результатів роботи моделі слід віднести низьке значення альфа-помилки класифікації (частки фінансово-неспроможних підприємств, які класифіковано як стійкі), бета-помилка (частка фінансово-стійких підприємств, які класифіковано як потенційні банкрути) є не дуже великою. Це свідчить про можливість недоотримання прибутку від деяких помилково-класифікованих стабільних компаній, але у кредитора є можливість отримати цей же прибуток від інших вкладів. Проте він не зазнає збитків від надання кредиту потенційним банкрутам.

Варто зазначити, що використання нейронної мережі зустрічного розповсюдження на основі поєднання шарів Кохонена та Гроссберга дозволяє уникнути ситуацій, за яких не можливо здійснити висновок щодо фінансового стану підприємства, які часто зустрічаються у випадку використання карт, що самоорганізуються. Таким чином, шар нейронів Гроссберга виключає також проблеми кластеризації.

Зауважимо, що зона невизначеності в такій моделі відсутня, особливо

якщо порівняти її із дискримінантними моделями, де у деяких із них за результатами проведених експериментів вона сягала 51,4% [8]. Зазначимо, що побудована нейронна мережа зустрічного розповсюдження продемонструвала суттєво вищу точність класифікації у порівнянні з розробленими раніше іншими дослідниками дискримінантними моделями.

Вагомим аргументом на користь побудови карт самоорганізації та 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 передумовам. Відповідно, застосування для моделювання фінансового стану підприємств дискримінантних моделей є необґрунтованим. Для використання моделей, в основі яких знаходиться інструментарій нейронних мереж зустрічного розповсюдження, немає потреб у дотриманні цих вимог.

Висновки. Розроблені в статті на основі інструментарію нейронних мереж зустрічного розповсюдження економіко-математичні моделі можна використовувати для аналізу фінансових показників підприємств та діагностування можливості банкрутства компаній як з аналітичною метою, так і для забезпечення прийняття управлінських рішень керівником. Також надзвичайно актуальною ця методика є для інвесторів або комерційних банків.

Результати проведених експериментів продемонстрували високу ефективність запропонованого підходу для діагностування банкрутства підприємств. Зокрема, відсоток правильного діагностування потенційних банкрутів сягає 92%, відповідно, можливість зазнати збитку для інвестора або кредитора при використанні запропонованої моделі є дуже малою.

Серед переваг цієї моделі виділимо, перш за все, можливість виявлення специфічних закономірностей у структурі вхідних даних без необхідності налаштування на відомих значеннях вихідної змінної. В економіці така здатність моделі є особливо важливою, з огляду на природу багатьох задач, де значення вихідної змінної заздалегідь невідомі. Нейронні мережі зустрічного розповсюдження не накладають обмежень щодо стаціонарності досліджуваних процесів чи незмінності зовнішніх умов, яким повинні задовольняти економетричні моделі чи навіть деякі інші різновиди нейронних мереж. Ця модель здатна швидко адаптуватись до нових даних, не потребує залучення експертів та дозволяє виявляти приховані нелінійні закономірності.

Нейронні мережі зустрічного розповсюдження надають чіткий результат відображення стану підприємства, який позбавлений ймовірнісного характеру, а також виключають поняття зони невизначеності.

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. Beer mann 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.
3. Taffler R., Tishaw H. Going, going, gone – four factors which predict // *Accountancy*. – 1977. – March. – P. 50-54.
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. Дискримінантна модель оцінки ймовірності банкрутства // *Моделювання та інформаційні системи в економіці*. – К.: КНЕУ, 2006. – Вип. 74. – С. 299-314.
8. Матвійчук А. В. Моделювання економічних процесів із застосуванням методів нечіткої логіки. – К.: КНЕУ, 2007. – 264 с.
9. Недосекин А. О. Нечетко-множественный анализ рисков фондовых инвестиций. – СПб.: Сезам, 2002. – 181 с.
10. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. – М.: Мир, 1992. – 184 с.
11. Grossberg S. Some networks that can learn, remember and reproduce any number of complicated space-time patterns. // *Journal of Mathematics and Mechanics*, 1969. – № 19. – P. 53-91.
12. Дебок Г., Кохонен Т. Анализ финансовых данных с помощью самоорганизующихся карт. – М.: Издательский Дом "АЛЬПИНА", 2001. – 317 с.