

РОЗДІЛ 1

МЕХАНІЗМИ ТА ІНСТРУМЕНТИ МЕНЕДЖМЕНТУ СУБ'ЄКТІВ ПІДПРИЄМНИЦТВА В УМОВАХ СУЧАСНИХ ВИКЛИКІВ

Л. М. Дебунов, О. Г. Яковенко

ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ AI/ML-МОДЕЛЕЙ ФІНАНСОВОЇ СТІЙКОСТІ ПІДПРИЄМСТВА

Автоматизація й уніфікація перевірки підприємств на наявність загрози банкрутства вже давно є привабливою ідеєю, яка набула великої кількості практичних реалізацій. Сучасні об'єми та швидкість потоків фінансової інформації спонукають підприємства до відмови від звичної обробки шляхом ручної праці на користь виконання необхідних розрахунків електронно-обчислювальними машинами.

Автоматизація інтелектуальної праці є актуальною проблемою сучасних компаній, оскільки впливає на їхню ефективність, рівень адміністративних витрат, конкурентоздатність, якість та своєчасність прийняття управлінських рішень й ін. Фінансова стійкість є складною характеристикою фінансового стану підприємства. При цьому перевірка достатньої фінансової спроможності підприємства до продовження своєї діяльності є вкрай важливою задачею, яку необхідно регулярно виконувати, оскільки її результати дозволять контролювати один з основних фінансових ризиків компанії – загрозу банкрутства.

Питаннями оцінки, управління та моделювання фінансової стійкості підприємства займалися: Е. Альтман, Р. Таффлер, Г. Тішоу, К. Беєрман, Т. А. Аль-Кассара, Дж. С. Сойлеу, П. К. Озілі, А. В. Матвійчук, О. Д. Шарапов, О. О. Терещенко, О. В. Павловська, А. М. Поддєрьогін, Л. Ю. Наумова, Л. Д. Буряк, Г. В. Давидова, О. Г. Яковенко, О. Ю. Беліков, Г. Г. Нам, В. Г. Вершигора А. М. Павліковський та ін.

Для практичної реалізації моделей фінансової стійкості найбільшу популярність набули методи машинного навчання (англ. Machine Learning, ML) та штучного інтелекту (англ. Artificial Intelligence, AI).

Тому метою цієї роботи є огляд найбільш відомих в Україні та світі існуючих на сьогоднішній день ML/AI-моделей фінансової стійкості.

Серед існуючих спроб моделювання фінансової стійкості широкого розповсюдження набули мультиплікативні дискримінантні моделі (англ. *Multiple-discriminant*

analysis – MDA). Вперше така модель була представлена американським вченим Едвардом Альтманом у 1968 р.; вона була актуальною для умов економіки США того часу та в першому варіанті включала в себе 5 факторів [2, с. 589–609].

В результаті використання моделі (1) розраховується значення Z -критерію, діапазон можливих значень якого поділяється на зони високої ймовірності банкрутства, низької ймовірності банкрутства та зону невизначеності.

$$Z = 1,2x_1 + 1,4x_2 + 3,3x_3 + 0,6x_4 + x_5, \quad (1)$$

де Z – загальний індекс; x_1 – оборотний капітал/активи; x_2 – нерозподілений прибуток/активи; x_3 – прибуток до сплати відсотків і податків/активи; x_4 – ринкова вартість власного капіталу/позиковий капітал; x_5 – обсяг продажу/активи.

Ймовірність банкрутства за цією моделлю визначається згідно значення загального індексу: $Z < 1,81$ – висока ймовірність банкрутства; $Z > 2,67$ – низька ймовірність банкрутства; $1,81 \leq Z \leq 2,67$ – інтервал невизначеності.

Також було виявлено діапазон можливих значень загального індексу моделі Альтмана: $-14 \leq Z \leq 22$ [25, с. 199]. Точність прогнозу в горизонті одного року складала 95 %, двох років – 83 %. Модель можливо було застосовувати лише для компаній, акції яких котуються на ринку цінних паперів, оскільки для розрахунку значення одного з її факторів необхідно було знати суму ринкової вартості власного капіталу. Крім того, коефіцієнти самого рівняння було отримано при використанні фінансових звітів компаній саме такого типу.

Для побудови моделі економіст використав дані фінансових звітів 66 підприємств, половина з яких продовжували зберігати фінансову стійкість, а інші збанкрутували в період з 1946 по 1965 роки.

У 1983 р. вийшла стаття «Труднощі корпоративних фінансів» [3], у якій було представлено модель для підприємств, що не розміщують акції на фондовій біржі (2). Перелік факторів залишився незмінним, окрім x_4 , де ринкову вартість власного капіталу було замінено балансовою вартістю. При цьому значення усіх вагових коефіцієнтів змінилися.

$$Z = 0,717x_1 + 0,847x_2 + 3,107x_3 + 0,42x_4 + 0,998x_5, \quad (2)$$

де x_4 – балансова вартість власного капіталу/позиковий капітал. Залежна змінна Z відображає рівень схильності до банкрутства: $Z < 1,23$ – висока ймовірність банкрутства; $Z > 2,9$ – низька ймовірність банкрутства; $1,23 \leq Z \leq 2,9$ – інтервал невизначеності. Точність прогнозу в горизонті одного року складала 90,9 %.

У 1993 р. автор представив книгу «Труднощі корпоративних фінансів і банкрутство» [1, 6], що містила модель (3) для невиробничих компаній (Z'' -Score model).

$$Z'' - \text{Score} = 6,56x_1 + 3,26x_2 + 6,727x_3 + 1,05x_4, \quad (3)$$

де x_1 – оборотний капітал/активи; x_2 – нерозподілений прибуток/активи; x_3 – прибуток до сплати відсотків та податків/активи; x_4 – власний капітал (за балансом)/позиковий капітал.

$Z < 1,1$ – висока ймовірність банкрутства; $Z > 2,6$ – низька ймовірність банкрутства; $1,1 \leq Z \leq 2,6$ – інтервал невизначеності. Точність прогнозу в горизонті одного року складала 90,9 %.

Бачимо, що в цьому варіанті моделі виключено показник x_5 (обсяг продажу/активи). За поясненням автора: «це було зроблено щоб мінімізувати потенційний вплив промисловості, який, швидше за все, відбудеться, коли включається індустріальна змінна, наприклад, оборотність активів» [9, с. 149]; «ця конкретна модель корисна в тих галузях, де компанії фінансують свої активи зовсім по-різному, і де такі коригування, як капіталізація оренди, не здійснюються. Хорошим прикладом цього є сектор роздрібної торгівлі» [9, с. 149].

У 2003 р. вийшла стаття «Управління кредитним ризиком: завдання на нове тисячоліття» [4], де описано модель Альтмана для ринків, що розвиваються. До регресійного рівняння було додано константу +3,25; інші вагові коефіцієнти залишилися без змін.

Підхід прогнозування банкрутства шляхом побудови дискримінантних моделей набув розвитку та був застосований для умов різних країн. Яскравими прикладами є моделі Беєрмана для Німеччини (10 факторів) [8, с. 118–121], Тафлера та Тішоу для Великобританії (4 фактори) [15, с. 50–54], О. О. Терещенка (6 факторів) [28, с. 38–45; 29; 30;] та А. В. Матвійчука (7 факторів) [23, с. 24–46] для України, Спрінгейта (4 фактори) [14], Фулмера (9 факторів) [12], Ліса (4 фактори), Конана і Гольдера (5 факторів) [11], Чессера (6 факторів) [10].

Як було згадано вище, для умов української економіки було побудовано моделі О. О. Терещенка та А. В. Матвійчука.

Достатньо розповсюдженою є модель О. О. Терещенка, що розроблена для українських підприємств у 2003 р. [28, с. 38–45]. Модель має такий вигляд:

$$Z = 1,5x_1 + 0,08x_2 + 10x_3 + 5x_4 + 0,3x_5 + 0,1x_6, \quad (4)$$

де x_1 – Cash Flow/зобов'язання; x_2 – валюта балансу/зобов'язання; x_3 – чистий прибуток/валюта балансу; x_4 – чистий прибуток/виручка; x_5 – виробничі запаси/виручка; x_6 – виручка/основний капітал.

$Z < 0$ – висока ймовірність банкрутства; $0 \leq Z \leq 1$ – ймовірне банкрутство, якщо не провести санацію; $1 \leq Z \leq 2$ – фінансова стійкість порушена; $Z > 2$ – підприємство фінансово стійке, банкрутство не загрожує. По суті, інтервал від 0 до 2 в цій моделі є зоною невизначеності, котра є доволі широкою.

Також О. О. Терещенко розробив цілий ряд моделей для різних галузей економіки України [27], зокрема для таких видів економічної діяльності: сільське

господарство, харчова промисловість; інші галузі обробної промисловості (текстильна, переробка деревини, хімічна, целюлозно-паперова тощо); добувна промисловість, металургія, машинобудування, виробництво електроенергії, газу, води; будівництво; оптова і роздрібна торгівля, готелі та ресторани; транспорт; інші види діяльності.

Кожна модель містить свій набір факторів. Найчастіше в наукових роботах наводиться модель для підприємств, що діють в сфері сільського господарства:

$$Z = 0,105x_1 + 1,567x_2 + 0,301x_3 + 1,375x_4 + 1,689x_5 + 0,168x_6 - 0,26, \quad (5)$$

де x_1 – поточні активи/поточні зобов'язання; x_2 – власний капітал/валюта балансу; x_3 – чиста виручка від реалізації/валюта балансу; x_4 – cash-flow1/чиста (виручка від реалізації + інші операційні доходи); x_5 – прибуток або збиток (перед оподаткуванням)/чиста виручка від реалізації; x_6 – прибуток або збиток (після оподаткування)/власний капітал.

$Z < -0,8$ – висока ймовірність банкрутства; $Z > 0,48$ – низька ймовірність банкрутства; $-0,8 \leq Z \leq 0,48$ – інтервал невизначеності. Точність прогнозу для підприємств сільського господарства складала 92,2 %.

До цього ж додаються певні рекомендації щодо контролю за значеннями показників при використанні моделі. Щоб уникнути занадто високого впливу значення показника x_3 , рекомендується вручну встановлювати це значення не вище 10,0 при використанні моделей для харчової промисловості, переробки сільськогосподарської продукції, сільського та лісового господарства, транспорту і зв'язку, та не вище 5,0 для всіх інших видів діяльності.

Також зазначається, що значення показника x_1 має знаходитись в діапазоні від 1,5 до 2,5. У випадку, коли його значення лежить в діапазоні $2,51 \leq x_1 \leq 2,99$, пропонується встановлювати його на рівні $x_1 = 2,5$; якщо в діапазоні $3,00 \leq x_1 \leq 4,00$, тоді $x_1 = 2,00$; якщо $x_1 > 4,00$, то його слід замінити на $x_1 = 1,5$ [25, с. 200–201]. Представлену вище модель часто використовують як універсальну.

Для оцінювання ймовірності банкрутства українських підприємств дискримінантну модель також було побудовано А. В. Матвійчуком (6) [25, с. 228]:

$$Z = 0,033x_1 + 0,268x_2 + 0,045x_3 - 0,018x_4 - 0,004x_5 - 0,015x_6 + 0,702x_7, \quad (6)$$

де x_1 – оборотні активи/необоротні активи; x_2 – чистий дохід від реалізації/поточні зобов'язання; x_3 – чистий дохід від реалізації/власний капітал; x_4 – баланс/чистий дохід від реалізації; x_5 – (оборотні активи – поточні зобов'язання)/оборотні активи; x_6 – (довгострокові зобов'язання + поточні зобов'язання)/баланс; x_7 – власний капітал/(забезпечення наступних витрат і платежів + довгострокові зобов'язання + поточні зобов'язання).

$Z < 1,104$ – висока ймовірність банкрутства; $Z > 1,104$ – низька ймовірність банкрутства. Точність класифікації на тренувальній вибірці складала 82,5 %, на

незалежній тестовій групі – 80,1 % [25, с. 229]. Представлена модель є універсальною по відношенню до видів економічної діяльності.

В роботі [25, с. 229–231] наведено результати експериментів щодо використання деяких з перерахованих моделей в умовах української економіки. Точність класифікації за моделлю А. В. Матвійчука на вибірці, що використовувалась для її створення, склала 82,5 % (92 % – для банкрутів, 72,4 % – для фінансово стійких); на незалежній вибірці – 80,1 % (89,2 % та 71,2 % відповідно) [25, с. 229]. На тих же даних модель Альтмана показала точність 54,3 % (54,1 % – банкрути, 54,5 % – фінансово стійкі); для 11,7 % підприємств модель не змогла надати оцінку [25, с. 230]. Модель О. О. Терещенка не надала оцінку 51,4 % компаній; серед оцінених підприємств точність склала 67,6 % [25, с. 230–231]. На наш погляд, деякі з приведених вище результатів є незадовільними для використання зазначених моделей на практиці в сучасних умовах української економіки; інші можуть застосовуватись, але має сенс спроба побудови нових більш точних класифікаторів прогнозування можливості банкрутства.

Широкого розповсюдження останнім часом набули Logit-моделі (або логістично-регресійні моделі), що дуже схожі на дискримінантні моделі, але поряд з ними мають ряд переваг. На відміну від дискримінантних, значення результуючої змінної логістичних моделей часто трактується величина ймовірності банкрутства підприємства; значення залежної змінної логістичної моделі лежить на проміжку від 0 до 1, в той час, як більшість дискримінантних моделей мають «зону невизначеності»; оцінювання підприємства за допомогою логістичної моделі передбачає застосування порогового значення результуючого показника, яке переважно дорівнює 0,5 (але не є єдино можливим, поріг може змінюватись).

В той час, як дискримінантні моделі є лінійними, logit-моделі мають можливість відображення нелінійної залежності [7]. Сам метод логістичного моделювання передбачає надання оцінки величини неперервної залежної змінної для спостереження, значення якої можуть набувати значень в проміжку [0; 1], при наявності множини пояснюючих змінних шляхом апроксимації даних до логістичної кривої; поряд з використанням порогового значення надає можливість розв'язання задач бінарної класифікації, зокрема задачі прогнозування можливого банкрутства.

Для розв'язання задач класифікації (зокрема класифікації підприємств на «фінансово стійкі» та «потенційні банкрути») шляхом застосування машинного навчання може бути отримана межа, яка відділяє спостереження цих класів і має вигляд кривої (або гіперповерхні). Ця обставина значно підвищує шанси

на знаходження такого розмежування, що матиме мінімально можливу помилку класифікації.

Про доцільність застосування Logit-моделей для моделювання фінансової стійкості наголошено в роботі [16, с. 194]. Як вже згадувалось вище, в роботі [5] було представлено Logit-модель для США. В роботі [26] при порівнянні з дискримінантними моделями логістичну регресію було визнано більш ефективним методом, зважаючи на результати роботи Г. А. Хайдаршиної [32].

При використанні логістичного моделювання значення результуючої змінної розраховується за допомогою загальної формули логістичної функції (сигмоїди):

$$S(Y) = \frac{1}{1+e^{-Y}}, \quad (7)$$

де S – значення результуючої змінної (приймає значення від 0 до 1); Y – інтегральний показник розробленої моделі.

У 1974 році Д. Чессер [10] для банківського сектору запропонував модель оцінки ймовірності невиконання позичальником умов кредитного договору:

$$Y = - 2,0434 - 5,24x_1 + 0,0053x_2 - 6,6507x_3 + \\ + 4,4009x_4 - 0,0791x_5 - 0,1220x_6, \quad (8)$$

де x_1 – (грошові кошти + ліквідні цінні папери)/сукупні активи; x_2 – чистий дохід/(грошові кошти + ліквідні цінні папери); x_3 – валовий прибуток/сукупні активи; x_4 – сукупна заборгованість/сукупні активи; x_5 – основний капітал/чисті активи; x_6 – оборотний капітал/чистий дохід.

Після розрахунку значення показника Y підставляється у формулу (7) для отримання результуючого значення. Якщо отримане значення менше за 0,5, то ймовірність банкрутства оцінюється як «низька», якщо більше за 0,5 – як «висока».

Дещо пізніше у 1980 році Дж. Олсоном [13] також було запропоновано модель логістичної регресії, яка згодом стала вважатись основоположною у напрямку логістичного моделювання ймовірності банкрутства. Модель було побудовано для економічних умов США; було залучено звітність 2163 підприємств за період 1970–1976 рр. Формула розрахунку інтегрального показника має такий вигляд:

$$Y = -1,32 - 0,407x_1 - 6,03x_2 - 1,43x_3 + 0,0757x_4 - 2,37x_5 - 1,83x_6 + \\ + 0,285x_7 - 1,72x_8 - 0,521x_9 \quad (9)$$

де $x_1 = \ln\left(\frac{\text{сукупні активи}}{\text{темп росту ввп}}\right)$; x_2 – загальна заборгованість/активи; x_3 – чистий оборотний капітал/активи; x_4 – поточні зобов'язання/поточні активи; x_5 – чистий прибуток/середньорічна вартість активів; x_6 – чистий оборотний капітал/загальна заборгованість; x_7 – змінна, що приймає значення «1», якщо чистий дохід був

від'ємним протягом останніх двох років, «0» – якщо навпаки; x_8 – змінна, що приймає значення «1», якщо поточна заборгованість перевищує поточні активи, «0» – якщо навпаки; $x_9 = \frac{NI_t - NI_{t-1}}{|NI_t| + |NI_{t-1}|}$ (NI – чистий прибуток, t – період).

Як і у більшості logit-моделей, розраховане значення Y використовується для розрахунку кінцевого значення за формулою (7) та порівнюється з порогом 0,5. При значенні, що є меншим за 0,5, ймовірність банкрутства визнається «низькою», більше за 0,5 – «високою».

У 2007 році Е. Альтман і Г. Сабато в статті «Моделювання кредитного ризику для МСП (МСП англ. SME – малі та середні підприємства): дані ринку США» [5] представили logit-модель, для побудови якої було залучено звітність 120 підприємств-банкрутів і 2010 фінансово стійких підприємств США за період 1994–2002 рр. Часовий горизонт прогнозування банкрутства за допомогою моделі складає один рік. Модель має вигляд:

$$Y = 53,48 + 4,09x_1 - 1,13x_2 + 4,32x_3 + 1,84x_4 + 1,97x_5, \quad (10)$$

де $x_1 = -\ln\left(1 - \frac{\text{ЕВІТДА}}{\text{сукупні активи}}\right)$, де ЕВІТДА (англ. Earnings before interest, taxes, depreciation and amortization – прибуток до вирахування відсотків, податків, зносу та амортизації); $x_2 = \ln\left(\frac{\text{короткострокова заборгованість}}{\text{капітал}}\right)$; $x_3 = -\ln\left(1 - \frac{\text{нерозподілений прибуток}}{\text{сукупні активи}}\right)$; $x_4 = \ln\left(\frac{\text{грошові кошти}}{\text{сукупні активи}}\right)$; $x_5 = \ln\left(\frac{\text{ЕВІТДА}}{\text{відсотки до виплати}}\right)$.

В роботах А. В. Матвійчука [24, с. 100–101; 25, с. 250–257] було описано приклади застосування методу штучних нейронних мереж для розв'язання задачі класифікації підприємств на «фінансово стійкі» та «потенційні банкрути». Оскільки цей інструментарій не потребує уникнення мультиколінеарності чи наявності кореляційного зв'язку між пояснюючими та результуючою змінною, автором було побудовано моделі за допомогою таких же двох наборів факторів, що використовувались і для нечітких моделей, які були згадані вище.

Класифікація здійснювалась лише за двома групами: «фінансово стабільні» та «потенційні банкрути». В якості результуючої змінної було обрано час від дати звіту до дати настання банкрутства; при цьому для фінансово стійких підприємств для цього показника було встановлено значення 60 місяців. Структура першої нейронної мережі була такою: 3-шаровий перцептрон з 7-ма нейронами на вхідному шарі (відповідно кількості факторів моделі); 3-ма нейронами на прихованому шарі; 1-м нейроном на вихідному шарі; в якості функції активації нейронів прихованого шару було застосовано сигмоїду; на вихідному шарі функція активації не застосовувалась. Точність класифікації склала 81,7 % (94,7 % – для банкрутів, 78,8 % – для фінансово стійких підприємств). При

цьому, хоча модель і класифікувала підприємства з достатньо високою точністю, вона виявилася нездатною передбачати час до настання банкрутства [25, с. 252].

Крім того, автор зазначає, що в ході експериментів було виявлено підвищення точності нейромережових моделей в разі нормалізації значень вхідних і вихідних змінних або при використанні відносних показників. Після застосування у моделі нормалізації значень вихідного показника точність класифікації зросла до 91,4 % (91,9 % – для банкрутів, 90,9 % – для фінансово стійких підприємств), а при нормалізації значень вхідних сигналів до діапазону [0; 1] точність зросла до 98,6 % (100 % – для банкрутів, 97,0 % – для фінансово стійких підприємств) [25, с. 254].

На наш погляд, побудовані А. В. Матвійчуком нейромережові моделі фінансової стійкості демонструють високу придатність цього методу до розв'язання вказаної задачі. Особливої точності було досягнуто при використанні набору незалежних пояснюючих факторів та нормуванні значень вхідних показників і результуючої змінної.

При цьому варто зауважити, що навчання відбувалось при використанні даних докризового періоду, тобто до зламу економіки України у 2014–2015 рр. На нашу думку, оскільки представлений підхід до моделювання фінансової стійкості передбачає використання лише ендогенних факторів впливу, то така модель може бути дієвою лише за відносно незмінних екзогенних умов. Таким чином не можна бути впевненими, що отримана модель і досі залишається достатньо дієвою та зберігає свою точність у нині сформованих фінансово-економічних умовах України. Тим не менш, згадана модель демонструє високу доцільність використання саме штучних нейронних мереж для здійснення класифікації підприємств на «фінансово стійкі» та «потенційні банкрути».

В статті О. Л. Тимошук і К. М. Дорундяк [31, с. 26–28] представлено штучну нейронну мережу оцінки ймовірності банкрутства підприємства для України. Модель використовує значення фінансових показників підприємств для віднесення фінансового стану компанії до одного з трьох класів: 1 – підприємству нічого не загрожує, оскільки воно фінансово стійке; 2 – наявні певні фінансові труднощі, існує невелика ймовірність настання банкрутства; 3 – підприємство має високий рівень ризику стати банкрутом [31, с. 27]. Точність класифікації склала 97,7 %. При цьому слід зазначити, що для навчання нейронної мережі за методом «з учителем» значення вихідної змінної (класу, до якого слід віднести підприємство) були розраховані «на основі Методики Міністерства фінансів України» [31, с. 28] (на відміну від моделей А. В. Матвійчука, в яких підвибірка «банкрутів» складалася з підприємств, що насправді збанкрутіли через певний час після подачі звіту).

Варто зауважити, що згадана методика, скоріш за все, також має свою похибку та спрямована на уніфікацію оцінки глибини кризи українських

підприємств. Таким чином, при використанні представленої моделі не може бути з'ясовано час настання банкрутства або встановлено часовий горизонт, в якому підприємство збанкрутує чи збереже фінансову стійкість. Тим не менш, варто підкреслити, що вдале створення цієї моделі також свідчить на користь спроможності нейронних мереж до побудови моделі фінансової стійкості підприємств, оскільки з дуже високою точністю може відтворити ті зв'язки між факторами та змінною, що закладені у зазначену Методику Міністерства фінансів України.

У статтях [17–22] автора цієї роботи описано шлях побудови нейронних мереж, що здійснюють класифікацію підприємств на «фінансово стійкі» та «потенційні банкрути», а також запропоновано подальше використання отриманих моделей з метою теоретичного вивчення поняття «фінансова стійкість» і досягнення якісно нових практичних результатів такого моделювання.

Для моделювання фінансової стійкості було побудовано трирівневу штучну нейронну мережу класифікації прямого розповсюдження сигналу. Для цього використовувались фінансові дані українських підприємств періоду післяекономічної кризи 2014–2015 рр. [18, с. 101–123]. Вхідними факторами виступили 17 фінансових показників. Побудована модель має вигляд:

$$y_s = f \left(\sum_{j=1}^5 \left[f \left(\sum_{i=1}^{17} [x_{i,1} \cdot w_{i,j}] + a_j \right) \cdot v_{j,s} \right] + d_s \right), \quad (11)$$

$$y_b = f \left(\sum_{j=1}^5 \left[f \left(\sum_{i=1}^{17} [x_{i,1} \cdot w_{i,j}] + a_j \right) \cdot v_{j,b} \right] + d_b \right), \quad (12)$$

$$f(p) = \frac{2}{1 + e^{-2p \cdot k}} - 1, \quad (13)$$

$$z(y_s, y_b) = \begin{cases} \text{sustainable}, & y_s > y_b \\ \text{bankrupt}, & y_s \leq y_b \end{cases} \quad (14)$$

де $x_{i,1}$ – вхідний сигнал (відповідно до факторів); j – індекс нейрону прихованого шару; $w_{i,j}$ – вага синаптичного зв'язку між нейронами i та j ; a_j – параметри зсуву суматорів нейронів прихованого шару; d_s та d_b – параметри зсуву суматорів нейронів вихідного шару (s – sustainable, b – bankrupt); $v_{j,s}$ та $v_{j,b}$ – вага синаптичних зв'язків між нейронами j прихованого та s і b вихідних шарів; y_s та y_b – розраховані сигнали нейронів вихідного шару; z – висновок нейронної мережі щодо фінансової стійкості компанії.

Дослідження [18] демонструє, що прогнозування банкрутства з високою точністю можливе в часовому горизонті до 3-х років від часу подачі річної фінансової звітності. Отримана модель дозволяє не тільки достатньо точно

класифікувати підприємства на «фінансово стійкі» та «потенційні банкрути», а також відкриває можливості для проведення подальших досліджень взаємозалежності значень фінансових показників при збереженні певного рівня фінансової стійкості.

Таким чином, бачимо, що моделювання фінансової стійкості підприємств набуло широкого розповсюдження у розвинутих країнах та має свої аналоги для різних періодів економіки незалежної України. Найбільш поширеними є дискримінантні та logit-моделі.

В той же час, у сучасних умовах для української економіки великий потенціал має моделювання фінансової стійкості підприємств за допомогою штучних нейронних мереж. Більше того, побудова AI/ML-моделей фінансової стійкості дозволяє не тільки використовувати їх за прямим призначенням, але і проводити за їх допомогою подальші дослідження поняття «фінансова стійкість», що може бути перспективою майбутнього розвитку за напрямом цієї роботи.

Список використаних джерел

1. Altman E., Hotchkiss E. Corporate financial distress and bankruptcy. (3rd ed.). New York: John Wiley & Sons, Inc, 1993. 354 p.
2. Altman E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*. 1968. No. 4. P. 589–609.
3. Altman E. I. Corporate Financial Distress. New York: John Wiley. 1983. P. 355–361.
4. Altman E. I. Managing credit risk: a challenge for the new millennium. *Economic Notes*. 2003. Vol. 31, Issue 2, December. P. 201–214. DOI: <https://doi.org/10.1111/1468-0300.00084>.
5. Altman E. I., Sabato G. Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from the US Market. *ABACUS*. 2007. Vol. 43 (3), P. 332–357.
6. Altman E. I., Saunders A. Credit risk measurement: Developments over the last 20 years. *Journal of Banking and Finance*. 1998. Vol. 21. P. 1721–1742.
7. Back B., Laitinen T., Sere K., van Wezel M. Choosing Bankruptcy Predictors Using Discriminant Analysis, Logit Analysis, and Genetic Algorithms. *Turku Centre of Computer Science*. 1996. № 40, 2, September. P. 1–18.
8. Beermann K. Prognosemöglichkeiten von Kapitalverlusten mit Hilfe von Jahresabschlüssen. *Schriftenreihe des Instituts für Revisionswesen der Westfälischen Wilhelms-Universität Münster*. 1976. Band 11. S. 118–121.
9. Caouette J. B., Altman E. I., Narayanan P., Nimmo R. *Managing Credit Risk*. New York: Wiley: John Wiley & Sons, Inc, 2008. 627 p. ISBN 978-0-470-11872-6
10. Chesser D. L. Predicting Loan Noncompliance. *The Journal of Commercial Bank Lending*. 1974. № 56 (12). P. 28–38.
11. Conan J., Holder M. Variables explicatives de performances et controle de gestion dans les PMI: These de doctorat d'Etat. Paris: Universite Dauphine, 1979. 448 p.
12. Fulmer J. G. et al. A Bankruptcy Classification Model for Small Firms. *Journal of Commercial Bank Lending*. 1984. № 66 (11). P. 25–37.
13. Ohlson J. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*. 1980. Vol. 19. P. 109–131.
14. Springate G. L. V. Predicting the Possibility of Failure in a Canadian Firm: Unpublished M.B.A. Research Project. Simon Fraser University. 1978.

15. Taffler R., Tishaw H. Going, going, gone – four factors which predict. *Accountancy*. 1977. P. 50–54.
16. Головач К. С. Моделі оцінки ймовірності банкрутства у сільськогосподарських підприємствах та антикризовий менеджмент. *Економічний форум*. 2016. № 3. С. 189–195. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/ecfor_2016_3_28.
17. Дебунов Л. М. Аналіз сучасних підходів до визначення поняття фінансової стійкості підприємства. *Наукові записки Національного університету «Острозька академія». Серія : Економіка*. 2019. № 12. С. 86–91. URL: <https://journals.oa.edu.ua/Economy/article/download/2197/1971>
18. Дебунов Л. М. Моделювання фінансової стійкості підприємств за допомогою штучних нейронних мереж. *Економіка і прогнозування*. 2019. № 3. С. 101–123. DOI: <https://doi.org/10.15407/eip2019.03.101>
19. Дебунов Л. М., Яковенко О. Г. Моделювання межі фінансової стійкості підприємств при використанні штучних нейронних мереж. *Economic Stability Studies*. 2018. № 1. С. 59–66.
20. Дебунов Л. М., Яковенко О. Г. Моделювання систем управління фінансовим станом підприємства. *Управління розвитком суб'єктів підприємництва: механізми, реалії, перспективи* : колект. моногр. / за заг. ред. Т. В. Гринько. Дніпро, 2018. С. 302–315.
21. Дебунов Л. М., Яковенко О. Г. Формування датасету та вибір параметрів для побудови штучної нейронної мережі класифікації підприємств за фінансовою стійкістю. *Review of transport economics and management*. 2019. № 17. С. 158–169. URL: <http://pte.diit.edu.ua/article/download/176655/179638>
22. Дебунов Л. Н. Применение искусственных нейронных сетей в моделировании финансовой устойчивости предприятия. *Бизнес-Информ*. 2017. № 9. С. 112–119. URL: https://www.business-inform.net/annotated-catalogue/?year=2017&abstract=2017_09_0&lang=ua&stqa=18
23. 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.
24. Матвійчук А. В. Нечіткі, нейромережеві та дискримінантні моделі діагностування можливості банкрутства підприємств. *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2013. № 2. С. 71–118.
25. Матвійчук А. В. Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка : монографія. Київ: КНЕУ, 2011. 439 с.
26. Самойленко А. Моделі ідентифікації стійкості фінансового стану підприємства. *Економічний вісник Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут»*. 2018. № 15. С. 611–621. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/evntukpi_2018_15_69.
27. Терещенко О. О. Антикризове управління фінансами підприємств : автореф. дис. на здобуття наук. ступеня д-ра екон. наук : 08.04.01. Київ, 2005. 34 с.
28. Терещенко О. О. Дискримінантна модель інтегральної оцінки фінансового стану підприємства. *Економіка України*. 2003. № 8. С. 38–45.
29. Терещенко О. О. Дискримінантний аналіз в оцінці кредитоспроможності підприємства. *Вісник Національного банку України*. 2003. № 6 (88). С. 24–27.
30. Терещенко О.О. Антикризове фінансове управління на підприємстві: Монографія. Київ: КНЕУ, 2004. 268 с.
31. Тимошук О. Л., Дорундяк К. М. Оцінювання ймовірності банкрутства підприємств за допомогою дискримінантного аналізу та нейронних мереж. *Системні дослідження та інформаційні технології*. 2018. № 2. С. 22–34.
32. Хайдаршина Г. А. Эффективность современных методов оценки риска банкротства предприятий в российской практике финансового менеджмента: logit и SVM-модели. *Экономические науки*. 2008. № 7 (44). С. 300–304.