

ОЦІНЮВАННЯ МОЖЛИВОГО БАНКРУТСТВА НА ОСНОВІ ІНДИКАТОРІВ ФІНАНСОВОГО СТАНУ КОМПАНІЙ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ЗУСТРІЧНОГО РОЗПОВСЮДЖЕННЯ

О. Д. Шарапов

канд. техн. наук, професор,
декан Факультету інформаційних систем і технологій
ДВНЗ «Київський національний економічний університет
імені Вадима Гетьмана»
fisit_dekanat@ukr.net

Д. Б. Кайданович

аспірант кафедри економіко-математичного моделювання
ДВНЗ «Київський національний економічний університет
імені Вадима Гетьмана»
D.Kaidanovich@i.ua

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 карти Кохонена та шару нейронів Гроссберга. Для оцінки можливості банкрутства проводиться розподіл підприємств на два класи — банкрути та фінансово стабільні компанії — з метою виявлення властивих даним класам характеристик і специфічних значень фінансово-економічних показників їх діяльності. Проведені модельні експерименти засвідчили високу ефективність розроблених моделей.

Ключові слова. *Діагностика банкрутства, штучна нейронна мережа, нейронна мережа зустрічного розповсюдження, карта Кохонена, шар нейронів Гроссберга, самоорганізація.*

В статье разработана модель анализа финансового состояния и оценки риска банкротства. Предложенная модель основывается на использовании аппарата искусственных нейронных сетей встречного распространения, состоящих из карты Кохонена и слоя нейронов Гроссберга. Для оценки возможности банкротства проводится распределение предприятий на два класса — банкроты и финансово стабильные компании — с целью выявления свойственных этим классам характеристик и специфических значений финансово-экономических показателей их деятельности. Проведенные модельные эксперименты показали высокую эффективность разработанных моделей.

Ключевые слова. *Диагностика банкротства, искусственная нейронная сеть, нейронная сеть встречного распространения, карта 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 counter-propagation neural network which 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. Carried out experiments demonstrated the high efficiency of the developed models.

Keywords. *Bankruptcy diagnosis, artificial neural network, counter-propagation neural network, Kohonen map, Grossberg layer of neurons, self-organization.*

Проблема банкрутства є надзвичайно актуальною на сучасному етапі розвитку економіки. Адже в умовах невизначеності транзитивної економіки велика кількість підприємств мають фінансові ускладнення. Саме достовірна і своєчасна ідентифікація глибини фінансової кризи, систематизація і своєчасне виявлення зовнішніх і внутрішніх негативних чинників впливу на фінансово-господарську діяльність і антикризове управління надають можливість вжити необхідні заходи щодо поліпшення і стабілізації фінансового стану суб'єкта господарювання і таким чином запобігти його банкрутству.

Уперше завдання прогнозування банкрутства було вирішене американським ученим Альтманом [1], який на основі аналізу фінансового стану 66 підприємств отримав рівняння кореляційної лінійної функції, яка описує міжгрупові відмінності двох класів підприємств — стабільних і потенційних банкрутів. Розрахований ним показник можливості банкрутства є характеристикою поточного фінансового стану підприємства.

Пізніше цей підхід був використаний для діагностування банкрутства підприємств в інших країнах. Були побудовані багатofакторні дискримінантні моделі Беєрмана для Німеччини [2], Таффлера і Тішоу для Великобританії [3], Давидова і Белікова для Росії [4], Терещенка [5], Черняка [6] і дискримінанта модель Матвійчука [7] для України і багато інших. У основу цих моделей

покладено завдання класифікації підприємств за рівнями потенційної можливості їх банкрутства з використанням ряду незалежних змінних (чинників впливу).

Зазначені моделі мають недостатньо високу здатність до оцінки реального фінансового стану і передбачення банкрутства компаній в умовах української трансформаційної економіки [8]. Крім 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 Недосекина [9] до діагностування банкрутства, який ґрунтується на теорії нечітких множин, має ряд недоліків. І серед них — суб'єктивність в ухваленні рішень (однозначне встановлення експертом меж зміни параметрів моделі) і 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 і передбачення банкрутства підприємств.

Відповідно, для моделювання фінансового стану підприємств та оцінювання ризику банкрутства авторами було розроблено методологічний підхід, що ґрунтується на нейромережевому інструментарії. У зарубіжній практиці нейронні мережі широко використовуються дослідниками і суб'єктами економічних відносин для проектування моделей передбачення банкрутства [10]. Для ефективного діагностування можливості банкрутства підприємства часто необхідно відобразити саме нелінійні залежності між багатьма чинниками, зокрема, індикаторами фінансового стану підприємства [11]. Математичний апарат штучних нейронних мереж дає можливість враховувати вказану особливість та ефективно замінити класичні дискримінантні моделі.

У пошуках необхідних умов ефективного функціонування нейромережевих моделей прогнозування можливого банкрутства дослідники працювали у різних напрямках. Деякі вчені зосередилися на розробці методів створення точних моделей [12]. Інші зупинилися на методиках відбору змінних і оцінюванні їх ролі та ваг у конкретній моделі [13, 15, 16].

Також проводились дослідження у напрямі розвитку багато-критеріальних моделей на базі гібридних нейронних мереж і генетичних алгоритмів, наприклад, для моделювання фінансової ситуації підприємств при вирішенні задачі ліквідації-поглинання, результат яких використовується для підтримки прийняття фінальної резолюції (ліквідація, реорганізація, поглинання і т. п.) [14].

Більшість сучасних нейромережових підходів, які зустрічаються в науковій літературі, побудовані на основі двошарового перцептрона [15—20]. Проведений аналіз функціональності різноманітних нейромережових структур дозволив авторам цієї статті дійти висновку, що нейронні мережі зустрічного розповсюдження нададуть можливість ефективніше передбачати банкрутство компаній, зменшити час на оптимізацію параметрів моделі та наочно продемонструвати результати діагностики на карті Кохонена.

Відповідно, метою цього дослідження є розробка методологічного підходу та побудова економіко-математичної моделі діагностування можливого банкрутства підприємств на основі нейронних мереж зустрічного розповсюдження.

Згідно з цим підходом для оцінки можливості банкрутства проводиться розподіл підприємств на два класи (банкрути і фінансово-стабільні компанії) з метою виявлення властивих цим класам характеристик і специфічних значень фінансово-економічних показників їх діяльності. У загальному модель набуває вигляду:

$$Y = f(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n), \quad (1)$$

де x_i — значення i -го чинника впливу.

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

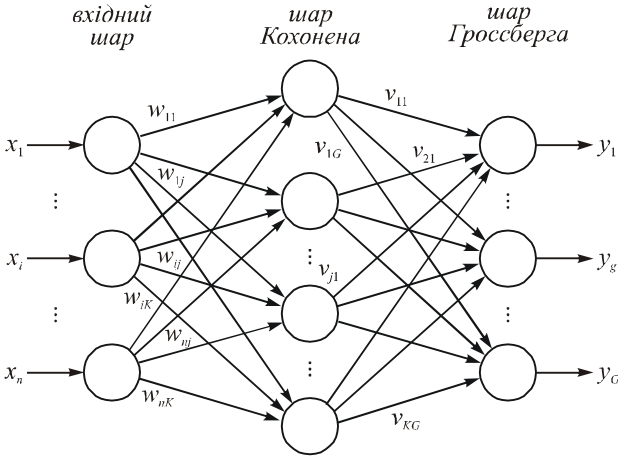


Рис. 1. Структура нейронної мережі зустрічного розповсюдження

На рис. 1 нейрони вхідного шару служать лише точками розгалуження і не виконують обчислень. Кожен нейрон вхідного шару пов'язаний з кожним нейроном шару Кохонена синаптичним зв'язком з вагою w_{ij} , де i — номер елемента вхідного вектора, $i = \overline{1, n}$, j — номер нейрона шару Кохонена, $j = \overline{1, K}$. Аналогічно нейрони шару Кохонена поєднані синаптичним зв'язком з нейронами шару Гроссберга, де v_{jg} — вага зв'язку між j -им нейроном шару Кохонена, $j = \overline{1, K}$, і g -им нейроном шару Гроссберга, $g = \overline{1, G}$.

Зустрічне розповсюдження функціонує в двох режимах: у нормальному режимі, при якому приймається новий вхідний приклад і на виході отримується клас, до якого був віднесений цей приклад; і в режимі навчання, коли здійснюється оптимізація параметрів моделі [21]. Налаштування параметрів нейронної мережі зустрічного розповсюдження (ваг міжнейронних синаптичних зв'язків) відбувається на основі значень фінансових показників банкрутів і стабільних компаній:

$$\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_i, \dots, x_n\}, \tag{2}$$

де \mathbf{x} — вектор, який містить дані про фінансовий стан кожного окремого підприємства;

x_i — значення i -го показника діяльності підприємства, що одночасно є i -им вхідним чинником моделі, $i = \overline{1, n}$;

n — кількість показників оцінки фінансової стійкості підприємства.

На першому етапі побудови моделі передбачення можливого банкрутства підприємств здійснюється вибір необхідних чинників, їх перетворення, формування з них навчальних прикладів і подання їх на вхідний шар.

У нашій задачі множиною незалежних змінних, на основі яких здійснюється висновок про можливість банкрутства, є набір найбільш інформативних показників фінансово-господарської діяльності компаній. Таких чинників у сучасному фінансовому аналізі досить багато, але доцільним є вибір найбільш значущих з них.

Хоча інструментарій штучних нейронних мереж зустрічного розповсюдження дає можливість досліднику включити в модель якомога більше інформативних показників (які здатні якнайповніше охарактеризувати конкретне підприємство), не вимагає для свого функціонування передумов до стаціонарності досліджуваного процесу або ж відсутності мультиколінеарності у вхідних даних, на практиці такий підхід виявляється не досить ефективним. Велика кількість елементів вхідного вектора збільшує зашумленість вхідного сигналу і, отже, спричиняє необхідність збільшення числа нейронів, а так само і міжнейронних синаптичних зв'язків. Таким чином, час на побудову робочої нейронної мережі та її навчання значно збільшується. При цьому адекватність результату моделювання не зростає.

Отже, при побудові моделі постає завдання відбору найбільш значущих незалежних чинників, враховуючи міру впливу на результативний показник. З математичної точки зору це завдання зводиться до оптимального ущільнення інформації про фінансовий стан компанії, тобто відображення початкової інформації мінімальним числом параметрів при заданому рівні точності або мінімізації втрат інформації при заданому числі узагальнених координат.

У дослідженні було сформовано три види моделей передбачення банкрутства, що ґрунтувались на різних множинах фінансових показників. Перша з них базувалася на змінних, відібраних

для дискримінантної економетричної моделі шляхом перевірки фінансових показників на мультиколінеарність [7]: 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 коштами, x_6 — коефіцієнт концентрації залученого капіталу, x_7 — коефіцієнт покриття заборгованості власним капіталом.

Для адекватного аналізу фінансової стійкості підприємства важливо, щоб відібрані до моделі вхідні чинники охоплювали різні узагальнені групи фінансово-економічних показників діяльності компаній. Зважаючи на те, що для нейронних мереж зустрічного розповсюдження неважливо, чи є мультиколінеарність у множині вхідних змінних, то в основу другої моделі був покладений набір найбільш важливих на авторський погляд показників оцінки фінансового стану підприємства із забезпеченням якнайповнішого відображення ситуації в компанії, незалежно від наявності або відсутності серед цих показників лінійних функціональних залежностей: x_1 — рентабельність капіталу, x_2 — коефіцієнт оборотності активів, x_3 — коефіцієнт швидкої платоспроможності, x_4 — коефіцієнт автономії, x_5 — коефіцієнт забезпеченості власними оборотними коштами, x_6 — коефіцієнт покриття боргів власним капіталом.

Також авторами була реалізована економіко-математична модель діагностики банкрутства на основі використання фінансових індикаторів, затверджених наказом Міністерства фінансів України «Про затвердження порядку проведення оцінки фінансового стану бенефіціара і визначення виду забезпечення для обслуговування і погашення позики, наданої за рахунок засобів міжнародних фінансових організацій» [22]. До цих індикаторів відносяться: x_1 — коефіцієнт покриття, x_2 — коефіцієнт фінансової незалежності, x_3 — коефіцієнт оборотності капіталу, x_4 — коефіцієнт оборотності запозиченого капіталу, x_5 — коефіцієнт рентабельності продажів, x_6 — коефіцієнт рентабельності власного капіталу, x_7 — коефіцієнт оборотності оборотних активів.

Процес конструювання та налаштування нейронної мережі зустрічного розповсюдження ґрунтується на об'єднанні двох алгоритмів навчання: «без учителя» і «з учителем» [21]. Як було зазначено вище, така нейромережа складається з конкурентного шару, який представлений в даному випадку картою Кохонена, і

вихідного шару — вихідної зірки Гроссберга. Шар нейронів Кохонена (карта самоорганізації) навчається «без учителя» і для коректного налаштування синаптичних ваг йому не потрібен бажаний відгук мережі. Саме за рахунок реалізації цієї процедури здійснюється пошук прихованих залежностей в структурі фінансових показників компаній. Такий алгоритм навчання нейронної мережі забезпечує двовимірне відображення багатовимірних вхідних векторів, здійснюючи їх кластеризацію.

Після формування усіх прикладів для подачі їх на входи нейронної мережі з метою її навчання необхідно вибрати структуру карти Кохонена. Кількість параметрів (ваг зв'язків) кожного нейрона шару Кохонена співпадає з кількістю показників у сформованих вхідних прикладах, яка для першої моделі дорівнюватиме семи елементам, другої і третьої — шести:

$$\mathbf{w}^j = \{w_{1j}, \dots, w_{ij}, \dots, w_{Kj}\}, \quad (3)$$

де \mathbf{w}^j — вектор параметрів j -го нейрона карти Кохонена, $j = \overline{1, K}$;
 w_{ij} — i -ий параметр j -го нейрона карти Кохонена;
 K — кількість нейронів карти Кохонена.

Перед проведенням навчання нейронної мережі здійснюється ініціалізація карти, згідно якої усім параметрам нейронів привласнюються невеликі випадкові числа. Коли подається навчальний приклад на входи мережі, запускається процес конкуренції, який в алгоритмі навчання «без учителя» передує синаптичній адаптації. Процесом конкуренції називається процес визначення найбільш подібного нейрона з карти Кохонена до вектора вхідних даних. На кожному кроці навчання на вхідний шар випадковим чином подається один з векторів, а потім виконується пошук найбільш схожого на нього вектора коефіцієнтів нейронів (3). Міра подібності вектора вхідних даних до кожного нейрона визначається Евклідовою відстанню:

$$\|\mathbf{x} - \mathbf{w}^j\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - w_{ij})^2}, \quad j = \overline{1, K}. \quad (4)$$

Коли вектор вхідних даних подається на входи, відбувається змагання нейронів шару Кохонена за право бути переможцем. У результаті такого змагання виходом лише одного нейрону буде «одиниця», всі інші нейрони карти Кохонена видадуть «нуль»:

$$k_j = \begin{cases} 1, & \|\mathbf{x} - \mathbf{w}^j\| = \min_{l=1, K} \|\mathbf{x} - \mathbf{w}^l\|, \\ 0, & \|\mathbf{x} - \mathbf{w}^j\| \neq \min_{l=1, K} \|\mathbf{x} - \mathbf{w}^l\|, \end{cases} \quad j = \overline{1, K}. \quad (5)$$

Таким чином реалізується правило «переможець отримує усе», згідно якого обирається нейрон-переможець, що є найближчим до вхідного вектора даних. На рис. 2 чорним кольором позначено нейрон-переможець.

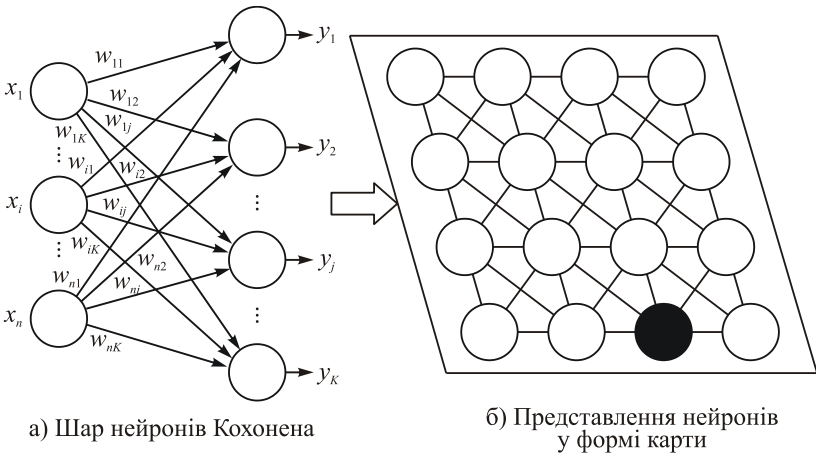


Рис 2. Структура карти самоорганізації Кохонена

Часто шар Кохонена в структурі мережі зустрічного розповсюдження розглядають як простий шар нейронів з конкурентним навчанням, не враховуючи таку ключову характеристику карти Кохонена, як просторова орієнтація нейронів і вплив їх один на одного. Нейрон-переможець знаходиться в центрі топологічного сусідства нейронів, які співпрацюють. Отже, після визначення нейрона-переможця здійснюється оцінка його впливу на сусідні нейрони з метою здійснення корегування їх параметрів та, відповідно, формування топологічної поверхні карти Кохонена. Вплив нейрона-переможця на сусідні нейрони зменшується із збільшенням відстані до них [23-25]. На рис. 3 темно-сірим відмічена зона сусідства, в межах якої вплив нейрона переможця найбільший, світло-сірим — менший.

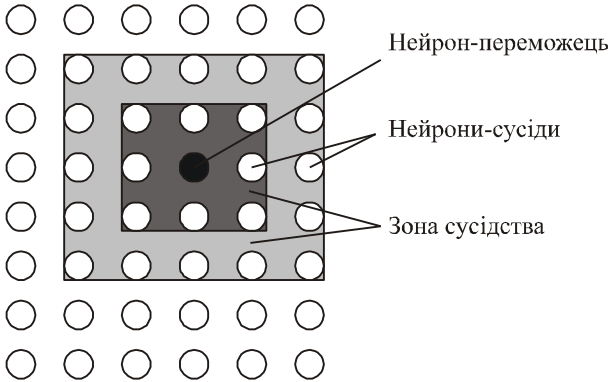


Рис. 3. Схематичне зображення зони сусідства

Типовим прикладом функції зони топологічного сусідства є функція Гауса:

$$h_{oj}(t) = \exp \left[-\frac{\|\mathbf{r}_o - \mathbf{r}_j\|^2}{2\sigma^2(t)} \right], \quad (6)$$

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

$\sigma(t)$ — монотонно спадаюча функція, котра зменшується з часом у процесі навчання.

Отже, при використанні Гаусової функції сусідства в межах впливу нейрона-переможця знаходяться усі нейрони карти Кохонена. Для переможця функція сусідства h_{oj} , яка виражає силу впливу при коригуванні параметрів нейронів карти, набуде значення 1 і зменшуватиметься із збільшенням відстані від нього (рис. 4).

На рис. 4 показано градацію зон топологічного сусідства нейронів відповідно до величини функції Гауса. Через залежність параметру σ від часу, зі збільшенням кількості епох навчання міра корекції нейронів-сусідів зменшується, емітуючи звуження зони сусідства (рис. 5). Наприкінці навчання значущо підлаштовуються тільки ваги найближчих до переможця нейронів.

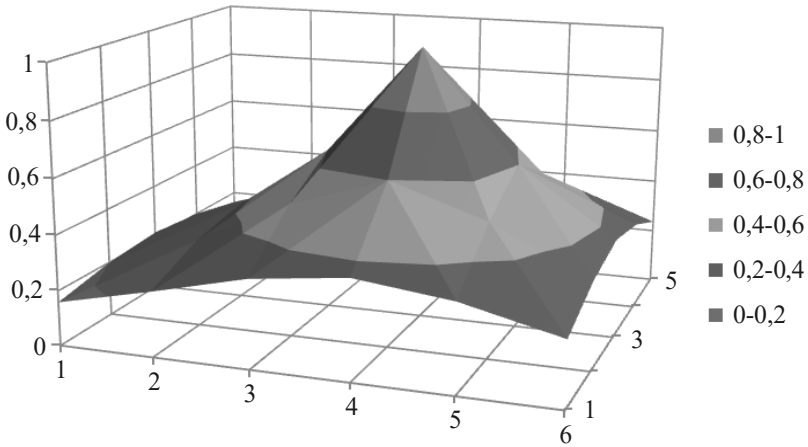


Рис. 4. Гаусова функція сусідства, що визначає міру корегування нейронів у топології карти Кохонена на початку навчання

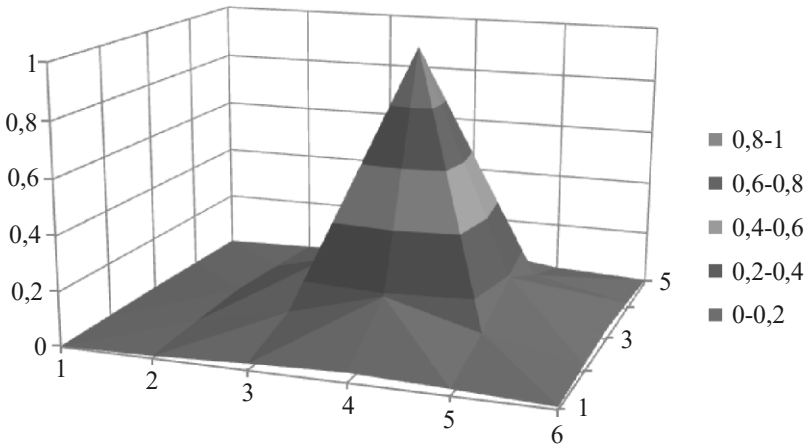


Рис. 5. Вигляд Гаусової функції всередині процесу навчання

У результаті реалізації процесу синаптичної адаптації здійснюється самоорганізація нейронної мережі, коли вектор синаптичних ваг w^j нейрона j , $j=1, K$, змінюється відповідно до вхідного вектора x . З кожною ітерацією здійснюється корекція ваг нейрона-переможця і його сусідів:

$$\mathbf{w}^j(t+1) = \mathbf{w}^j(t) + \alpha(t) \cdot h_{oj}(t) \cdot [\mathbf{x}(t) - \mathbf{w}^j(t)], \quad j = \overline{1, K}, \quad (7)$$

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

Ця процедура адаптації нейронів шару Кохонена повторюється у міру подання на входи мережі усіх спостережень \mathbf{x} з навчальної вибірки. На початку процесу налаштування мережі значення коефіцієнта швидкості навчання $\alpha(t)$ задається на рівні близько одиниці, яка дає можливість на початкових етапах навчання швидше настроювати параметри нейронів Кохонена.

Із застосуванням функції адаптації (7) відбувається зрушення параметрів цілої області нейронів у напрямку вхідного образу. У результаті утворюється певна топологічна зона в околиці нейрона-переможця, нейрони якої отримують більш-менш схожі між собою характеристики. У міру проведення навчання функція сумісності зменшується, швидкість навчання також спадає і кожен новий вхідний сигнал здійснює все менший вплив на меншу кількість нейронів.

Паралельно з навчанням карти Кохонена в мережах зустрічного розповсюдження здійснюється оптимізація міжнейронних синаптичних зв'язків нейронів вихідної зірки Гроссберга за алгоритмом навчання «з учителем». Для реалізації цього алгоритму необхідно сформувати бажаний відгук мережі. Для задачі оцінки можливості банкрутства компанії вихідними значеннями мережі будуть класи банкрут та стабільна компанія, які відповідають поданому на нейронну мережу вхідному прикладу. Кількість нейронів шару Гроссберга відповідає кількості класів результуючої змінної (тобто, двом для нашої задачі). Цей шар нейронів встановлює міру відповідності вектора вхідних даних (зведеного в результаті пониження розмірності до єдиного нейрона на карті Кохонена) кожному з можливих значень вихідної змінної [26].

Вектор станів нейронів шару Кохонена (значення усіх елементів цього вектора дорівнюватимуть нулю, окрім одного, який дорівнює одиниці) подається на шар нейронів Гроссберга. Далі ваги усіх синаптичних зв'язків нейронів шару Гроссберга підлягають корекції у тому випадку, якщо вони поєднані з нейроном Кохонена, який має ненульовий вихід. Величина корекції ваги пропорційна різниці між вагою зв'язку і відомим значенням виходу нейрона Гроссберга, з яким пов'язаний нейрон-переможець:

$$v_{jg}(t+1) = v_{jg}(t) + \beta(t) \cdot (y_g(t) - v_{jg}(t)) \cdot k_j, \quad j = \overline{1, K}, \quad g = \overline{1, G}, \quad (8)$$

де $v_{jg}(t+1)$, $v_{jg}(t)$ — уточнене і попереднє значення ваги зв'язку між j -им нейроном шару Кохонена і g -им нейроном Гроссберга;

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

k_j — вихід j -го нейрона шару Кохонена (приймає значення 1 для нейрона-переможця карти Кохонена та 0 для всіх інших нейронів);

$\beta(t)$ — коефіцієнт швидкості навчання зв'язків нейронів шару Гроссберга ($0 < \beta(t) \leq 1$), що з кожною епохою t зменшується [23].

Викладений алгоритм навчання нейронної мережі зустрічного розповсюдження зводиться до того, що на основі показників фінансової звітності підприємств формуються вектори даних, які подаються на входи нейронної мережі. На їх основі мережа вчиться, здійснюючи самоорганізацію карти Кохонена. Виходи в недетермінованих позиціях шару Кохонена відносяться до відповідних класів нейронами шару Гроссберга. При здійсненні розподілу об'єктів на класи виходом того нейрону шару Гроссберга, який відповідає класу досліджуваного об'єкта, буде одиниця. Інші нейрони шару Гроссберга для такого об'єкта видадуть на виході нуль. Таким чином, шар Кохонена може утворити певну кількість кластерів, а шар Гроссберга співвідносить їх до встановлених класів. За необхідності більш детального відображення фінансової ситуації можна збільшити число нейронів шару Гроссберга, але кількість класів не повинна перевищувати кількості кластерів на карті Кохонена.

У процесі навчання нейронні мережі реалізують викладені оптимізаційні алгоритми заздалегідь встановлену кількість разів — епох навчання, що можуть суттєво перевищувати кількість вхідних прикладів, на яких мережа налаштовується. Цей показник впливає на силу корекції ваг зв'язків нейронів як шару Кохонена, так і шару Гроссберга.

В ході проведення дослідження критерієм ефективності нейронних мереж була мінімізація помилки класифікації, що визначала тривалість навчання. Ваги зв'язків нейронів підлаштовуються залежно від чинника швидкості навчання, який, у свою чергу, з часом прямує до нуля. Якщо не відбувалась помітна зміна в результативності мережі, то корекція ваг нейронів була настільки

малою, що вважалась несуттєвою. У такому разі можна стверджувати, що сконструйована нейронна мережа оптимізована.

При проведенні дослідження було побудовано ряд економіко-математичних моделей на основі нейронних мереж зустрічного розповсюдження різних конфігурацій з метою визначення найбільш адекватної множини пояснюючих змінних, необхідної кількості нейронів шару Кохонена і кількості епох навчання для ефективного функціонування моделі.

В результаті використання подібної нейронної мережі аналітик може отримувати конкретні прогнози щодо фінансової ситуації в компанії на основі того, була вона віднесена до класу потенційних банкрутів чи стабільних компаній, залежно від значень її ключових фінансових індикаторів. А так само з'являється можливість отримати візуальне відображення результату розподілу підприємств на карті Кохонена за станами їх фінансової стійкості. Оскільки кожному досліджуваному об'єкту відповідає певний нейрон-переможець, то на карті можна визначити нейрони, які відповідають компаніям-банкрутам, і нейрони, які свідчать про стабільний фінансовий стан підприємства. Приклад карти самоорганізації наведено на рис. 6.

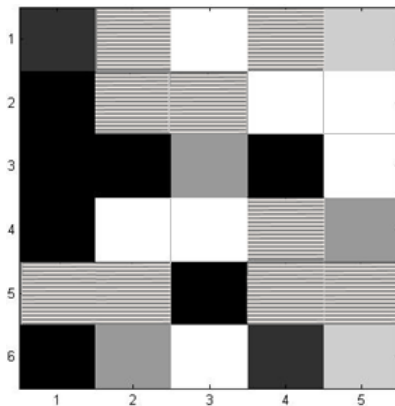


Рис. 6. Карта Кохонена, яка складається з 30 нейронів

На рис. 6 зображена карта самоорганізації, сформована на основі відібраних для першої моделі семи показників діяльності підприємств, яка складається з 30 нейронів і має розмірність 6×5.

Аналогічно було сформовано карти іншої розмірності для цієї та інших моделей. Авторами була розроблена схема візуалізації карти Кохонена (детальніше описана в роботі [28]), згідно якої градація сірого кольору відбувається в порядку зниження вірогідності потенційного банкрутства: від білого (потенційний банкрут) до чорного (стабільна фінансова ситуація); горизонтальною штриховкою позначені неактивні нейрони.

Після налаштування нейронної мережі зустрічного розповсюдження на навчальній вибірці з'являється можливість її використання для діагностування можливості банкрутства підприємств, на яких модель не навчалась. Для цього на вході нейромережі подається аналогічно сформований вхідний вектор з фінансовими показниками підприємства і здійснюється проектування цього вектора до одного з нейронів карти Кохонена, який дозволяє оцінити можливість банкрутства компанії по аналогії з даними щодо підприємств з навчальної вибірки.

При поданні тестових даних на розроблені в ході експериментів нейронні мережі було виявлено, що для нових наборів даних переможцем може ставати нейрон, який під час навчання не відповідав жодному з прикладів. Це вказує на неможливість зробити коректний висновок відносно аналізованої компанії. Такі випадки пояснюються тим, що фінансові показники підприємств із тестової вибірки мають значну відмінність від навчальних прикладів. Причому із збільшенням розміру карти спостерігається збільшення випадків попадання тестових векторів даних до «порожніх» нейронів, що зменшує точність діагностування банкрутства.

Уникнути проблем кластеризації, які викликані попаданням в «порожні» нейрони, можна шляхом включення додаткових умов, які обмежуватимуть участь неактивованих нейронів в роботі мережі після її навчання. Також можна відносити такі нейрони до найближчих до них по Евклідовій відстані кластерів. Це дає можливість істотно збільшити ефективність роботи моделі та звужити зону невизначеності.

Нейронні мережі зустрічного розповсюдження продемонстрували високу здатність до діагностування фінансового стану підприємств. При реалізації нейронної мережі на першому переліку пояснюючих змінних з 80 нейронами карти Кохонена, точність визначення підприємств-банкрутів складає 91,9 %, а фінансово-стабільних компаній — 60,6 %. Загальний рівень вірно визначених класів стійкості підприємств — 77,14 %. Нейронна мережа

зустрічного розповсюдження, до складу шару Кохонена якої входить 30 нейронів, показала найвищу ефективність. Точність класифікації за усіма підприємствами на базі цієї моделі складає 81,63 %, з них рівень вірно діагностованих потенційних банкрутів — 92 %, а стабільних компаній — 72,72 %.

Аналогічним чином сконструйовані нейромережі зустрічного розповсюдження і проведені відповідні модельні експерименти на основі найбільш інформативних показників, відібраних до другої моделі. Серед них найбільшу ефективність продемонструвала нейронна мережа, яка складається також з 30 нейронів шару Кохонена і шару Гроссберга (див. рис. 7). Тестування цієї нейронної мережі показало точність класифікації за усією групою аналізованих компаній на рівні 79,8 %, з яких точність діагностування підприємств-банкрутів складає 82 %, а стабільних компаній — 75 %.

Для відбору до моделі найбільш адекватного переліку пояснюючих змінних також було сконструйовано нейронну мережу зустрічного розповсюдження на базі показників, запропонованих Міністерством фінансів України [22]. Точність класифікації такою нейромережею за усіма підприємствами складає 76 %, з них рівень вірно передбачених банкрутств — 80,7 %, а стабільних компаній — 70,8 %.

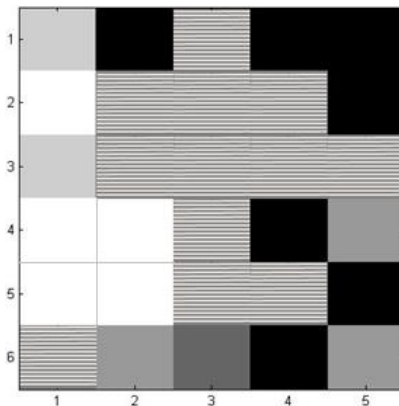


Рис 7. Карта Кохонена для моделі на основі другого набору показників

Побудовані нейронні мережі зустрічного розповсюдження продемонстрували істотно вищу точність класифікації порівняно з

розробленими раніше іншими дослідниками дискримінантними моделями. Проведене дослідження надало також можливість сформулювати ряд рекомендацій щодо побудови і налаштування моделі.

Зокрема, реалізація моделі на основі невеликої кількості нейронів шару Кохонена є неефективною для оцінки можливості банкрутства, оскільки у такому разі карта Кохонена здійснює класифікацію надто узагальнено. Це означає, що один і той самий нейрон може відповідати і потенційним банкрутам, і стабільним компаніям. За таких умов зірка Гроссберга може неправильно класифікувати сформований шаром Кохонена кластер. Відповідно, бажано не використовувати карту надто малої розмірності. Оскільки компанії можуть ставати банкрутами з різних причин, відповідно, пошук загальних закономірностей в структурі фінансових даних цих компаній-потенційних банкрутів може розподіляти їх по різних кластерах на карті Кохонена, зважаючи на характерні риси їх діяльності.

Поеднання великих карт самоорганізації з шаром Гроссберга дозволяє істотно підвищити ефективність класифікації. І хоча самі лише карти Кохонена з числом нейронів, що перевищує кількість прикладів з навчальної вибірки, виявили свою неефективність при вирішенні задачі класифікації, нейромережі зустрічного розповсюдження продемонстрували високу здатність до розпізнавання фінансового стану підприємств.

Враховуючи результати моделювання, можна зробити висновок, що для досягнення найбільшої ефективності подібного типу моделей за умов наявності більш-менш однорідного набору прикладів, кількість нейронів шару Кохонена має бути ненабагато меншою кількості вхідних прикладів, як і відмічав сам Тейво Кохонен [27]. Разом з тим було встановлено, що із збільшенням числа нейронів карти Кохонена витрати часу на навчання нейронної мережі і моделювання значно зростають, а результативність дещо зменшується.

Варто зазначити, що використання нейронної мережі зустрічного розповсюдження, яка ґрунтується на поєднанні шарів Кохонена і Гроссберга, дозволяє уникнути ситуацій, за яких неможливо зробити однозначний висновок стосовно фінансового стану підприємства. Хоча, як засвідчили проведені дослідження [28], у разі використання лише карт самоорганізації Кохонена не завжди можна провести однозначну класифікацію. Таким чином, залу-

чення до моделі шару нейронів Гроссберга підвищує ефективність класифікації та дозволяє позбутися зони невизначеності. Зауважимо, що для задач діагностування можливості банкрутства це є суттєвим досягненням, особливо якщо врахувати, що за результатами проведених експериментів в деяких з дискримінантних моделей зона невизначеності сягала 51,4 % [8].

До позитивних характеристик результатів роботи нейронної мережі зустрічного розповсюдження доцільно також віднести низьке значення альфа-помилки класифікації (частки фінансово-неспроможних підприємств, які класифіковані як стійкі), хоча бета-помилка (частка фінансово-стійких підприємств, які класифіковані як потенційні банкрути) є трохи вищою. Це свідчить про можливість не отримати прибуток від деяких помилково-класифікованих стабільних компаній, але у кредитора є можливість отримати цей же прибуток від інших вкладів. Однак він не зазнає збитків від надання кредиту потенційним банкрутам.

Висновки

У ході дослідження було розроблено три види моделей діагностики можливості банкрутства підприємств, які базуються на апараті штучних нейронних мереж зустрічного розповсюдження та ґрунтуються на різних множинах пояснюючих змінних: на фінансових показниках компаній, відібраних шляхом їх перевірки на мультиколінеарність; найбільш важливих на авторський погляд показниках оцінки фінансового стану підприємств; на основі використання фінансових індикаторів, затверджених наказом Міністерства фінансів України.

Розроблені у статті нейронні мережі зустрічного розповсюдження можна використовувати для аналізу фінансової стійкості підприємств і діагностування можливості банкрутства компаній як з аналітичною метою, так і для забезпечення ухвалення управлінських рішень щодо інвестування коштів. Відповідно, запропонований підхід і розроблені економіко-математичні моделі надзвичайно актуальні у першу чергу для інвесторів і комерційних банків.

Було проведено експериментальне дослідження запропонованих моделей на нейромережах різної конфігурації та сформульовано низку рекомендацій відносно кількості нейронів шарів Кохонена і Гроссберга та необхідної кількості епох навчання. В

процесі конструювання нейронної мережі був розроблений авторський підхід до візуалізації карти самоорганізації Кохонена, запропоновані можливі варіанти підвищення її результативності та вирішення проблеми невизначеності висновку відносно фінансового стану компанії.

Результати проведених експериментів продемонстрували високу ефективність запропонованого підходу для діагностування банкрутства підприємств. Зокрема, відсоток вірного діагностування потенційних банкрутів досягає 92 %, що суттєво зменшує можливість інвестора або кредитора зазнати збитки при використанні запропонованої моделі.

Вагомим аргументом на користь побудови карт самоорганізації і нейронних мереж зустрічного розповсюдження є велика кількість обмежень і передумов для використання інструментарію дискримінантного аналізу, зокрема, відносно стаціонарності досліджуваних процесів, незмінності зовнішніх умов і т. п. Проте реалії сучасної економіки не задовольняють цим передумовам. Для використання моделей, в основі яких знаходиться інструментарій нейронних мереж зустрічного розповсюдження, немає потреб у дотриманні цих вимог. Ця модель здатна швидко адаптуватися до нових даних, не потребує залучення експертів і дозволяє виявляти приховані нелінійні закономірності. Все це свідчить на користь доцільності використання подібного інструментарію з метою вирішення практичного завдання аналізу фінансового стану компанії і для проведення подальших наукових досліджень у даному напрямі.

Література

1. *Altman E. I.* Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy / E. I. Altman // *The Journal of Finance*. — 1968. — No. 4. — P. 589—609.
2. *Beermann K.* Prognosemöglichkeiten von Kapitalverlusten mit Hilfe von Jahresabschlüssen / K. Beermann // *Schriftenreihe des Instituts für Revisionswesen der Westfälischen Wilhelms-Universität Münster*. — Düsseldorf, 1976. — Band 11. — S. 118—121.
3. *Taffler R.* Going, going, gone — four factors which predict / R. Taffler, H. Tishaw // *Accountancy*. — 1977. — Vol. 88. — No. 1003. — P. 50—54.
4. *Давыдова Г. В.* Методика количественной оценки риска банкротства предприятий / Г. В. Давыдова, А. Ю. Беликов // *Управление риском*. — 1999. — № 3. — С. 13—20.

5. *Терещенко О. О.* Антикризове фінансове управління на підприємстві / О. О. Терещенко. — К.: КНЕУ, 2004. — 268 с.
6. Виявлення ознак неплатоспроможності підприємства та можливого його банкрутства / О. І. Черняк, В. О. Крєкївський, В. О. Монаков, Д. В. Ящук // Статистика України. — 2003. — № 4. — С. 87—94.
7. *Матвійчук А. В.* Дискримінантна модель оцінки ймовірності банкрутства / А. В. Матвійчук // 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 / А. В. Матвійчук. — К.: КНЕУ, 2007. — 264 с.
9. *Недосєкин А. О.* Нечетко-множественный анализ рисков фондовых инвестиций / А. О. Недосєкин. — СПб.: Сєзам, 2002. — 181 с.
10. *Atiya A. F.* Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: a survey and new results / A. F. Atiya // IEEE Transactions on Neural Networks. — 2001. — №7. — P. 929—935.
11. *Laitinen E.* Bankruptcy prediction: application of the Taylor's expansion in logistic regression / E. Laitinen, T. Laitinen // International Review of Financial Analysis. — 2000. — № 9. — P. 327—349.
12. *Odom M. D.* A neural network model for bankruptcy prediction / M. D. Odom, R. Sharda // IJCNN International Joint Conference on Neural Networks. — San Diego, 1990. — P. 163—168.
13. *Jardin P.* Predicting bankruptcy using neural networks and other classification methods: The influence of variable selection techniques on model accuracy / P. du Jardin // Neurocomputing. — 2010. — № 73. — P. 2047—2060.
14. *Kumar N.* Financial decision support with hybrid genetic and neural based modeling tools / N. Kumar, R. Krovi, B. Rajagopalan // European Journal of Operational Research. — 1997. — № 103. — P. 339—349.
15. *Altman E.* Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant analysis and neural network — the Italian experience / E. Altman, G. Marco, F. Varetto // Journal of Banking and Finance. — 1994. — № 18. — P. 505—529.
16. *Back B.* Choosing bankruptcy predictors using discriminant analysis, logit analysis and genetic algorithms / B. Back, G. Oosterom, K. Sere, M. Wezel // Proceedings of the 1st International Meeting on Artificial Intelligence in Accounting, Finance and Tax. — 1996. — P. 337—356.
17. *Back B.* Neural networks and genetic algorithms for bankruptcy predictions / B. Back, G. Oosterom, K. Sere // Expert Systems with Applications. — 1996. — № 11. — P. 407—413.
18. *Alfaro E.* Bankruptcy forecasting: an empirical comparison of adaboost and neural networks / E. Alfaro, N. Garcia, M. Games, D. Ellison // Decision Support Systems. — 2008. — № 45. — P. 110—122.

19. *Agarwal A.* Abductive networks for two-group classification: a comparison with neural networks / *A. Agarwal // The Journal of Applied Business Research.* — 1999. — Vol. 15. — № 2. — P. 1—12.
20. *Wilson R. L.* Bankruptcy prediction using neural networks / *R. L. Wilson, R. Sharda // Decision Support System.* — 1994. — № 32. — P. 545—557.
21. *Уоссермен Ф.* Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика / *Ф. Уоссермен.* — М.: Мир, 1992. — 184 с.
22. Наказ міністерства фінансів України № 1234 від 22.10.2009 «Про затвердження Порядку проведення оцінки фінансового стану бенефіціара та визначення виду забезпечення для обслуговування та погашення позики, наданої за рахунок коштів міжнародних фінансових організацій».
23. *Lo Z. P.* Analysis of neighborhood interaction in Kohonen neural networks / *Z. P. Lo, M. Fujita, B. Bavarian // 6th International Parallel Processing Symposium Proceedings.* — Los Alamitos, CA, 1991. — P. 247—249.
24. *Lo Z. P.* Analysis of the convergence properties of topology preserving neural networks / *Z. P. Lo, Y. Yu, B. Bavarian // IEEE Transactions on Neural Networks.* — 1993. — Vol. 4. — P. 207—220.
25. *Ritter H.* Neural Computation and Self-Organizing Maps: An Introduction / *H. Ritter, T. Martinetz, K. Schulten.* — New York: Addison-Wesley, 1992. — 293 p.
26. *Grossberg S.* Some networks that can learn, remember and reproduce any number of complicated space-time patterns / *S. Grossberg // Journal of Mathematics and Mechanics.* — 1969. — № 19. — P. 53—91.
27. *Дебок Г.* Анализ финансовых данных с помощью самоорганизующихся карт / *Г. Дебок, Т. Кохонен.* — М.: Издательский Дом «АЛЬПИНА», 2001. — 317 с.
28. *Матвійчук А. В.* Оцінка ризику банкрутства підприємств із застосуванням карт самоорганізації / *А. В. Матвійчук, Д. Б. Кайданович // Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля.* — Луганськ: СНУ ім. В. Даля, 2010. — № 8. — Ч. 1. — С. 171—177.

Стаття надійшла до редакції 5.01.2012