

МОДЕЛЮВАННЯ КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ ЮРИДИЧНИХ ОСІБ НА ОСНОВІ ДИСКРИМІНАНТНОГО АНАЛІЗУ ТА НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

О. М. Новоселецький

Кан. екон. наук, інтерн

Школа Менеджменту Ліверпульського Університету
вул. Чатам, м. Ліверпуль, L69 7ZH, Великобританія

oleksandr.novoseletskyu@oa.edu.ua

О. В. Якубець

Магістр з економічної кібернетики

Національний університет «Острозька академія»
вул. Семінарська, 2, м. Острог, Рівненська обл., 35800, Україна

olha.yakubets@oa.edu.ua

Метою проведеного в статті дослідження була розробка ефективних економіко-математичних методів і моделей оцінювання кредитоспроможності юридичних осіб — позичальників банківських установ, призначених для зниження їх кредитних ризиків. У статті визначено концептуальні аспекти моделювання кредитоспроможності юридичної особи на основі системи фінансових коефіцієнтів. Обґрунтовано, що для оцінки кредитоспроможності вітчизняних підприємств є достатнім використання кількох фінансових коефіцієнтів, зокрема, коефіцієнтів миттєвої та загальної ліквідності, співвідношення дебіторської і кредиторської заборгованості, рентабельності продажу, оборотності кредиторської заборгованості, автономії та кредитоспроможності. У дослідженні дістав подальшого розвитку синтез кількох підходів до оцінки кредитоспроможності позичальників, що ґрунтуються на застосуванні методів дискримінантного аналізу, класифікаційних функцій, а також нейронних мереж перцептронного типу та на базі радіально-базисних функцій. Для оцінки кредитоспроможності множина юридичних осіб розподіляється на 4 класи: підприємства з високою, задовільною, низькою та незадовільною кредитоспроможністю. Якщо кредитоспроможність позичальника є високою, банківській установі рекомендовано прийняти рішення про надання кредиту, задовільною — надати кредит за умови забезпечення його ліквідною заставою, низькою або незадовільною — відмовити юридичній особі у наданні кредиту. Тестування побудованих моделей підтвердило високий рівень їх ефективності. Побудовані в дослідженні економіко-математичні моделі дозволяють істотно підвищити точність оцінювання кредитоспроможності потенційного позичальника та мінімізувати рівень кредитного ризику банківської установи.

Ключові слова. *Кредитоспроможність, моделювання, дискримінантний аналіз, нейронна мережа, багаточаровий перцептрон, радіально-базисна функція, фінансові коефіцієнти.*

МОДЕЛИРОВАНИЕ КРЕДИТОСПОСОБНОСТИ ЮРИДИЧЕСКИХ ЛИЦ НА ОСНОВЕ ДИСКРИМИНАНТНОГО АНАЛИЗА И НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

А. Н. Новоселецкий

Канд. экон. наук, интерн

Школа Менеджмента Ливерпульского Университета
ул. Чатам, г. Ливерпуль, L69 7ZH, Великобритания

oleksandr.novoseletskyu@oa.edu.ua

О. В. Якубец

Магистр по экономической кибернетике

Национальный университет «Острожская академия»
ул. Семинарская, 2, г. Острог, Ровенская обл., 35800, Украина

olha.yakubets@oa.edu.ua

Целью проведённого в статье исследования была разработка эффективных экономико-математических методов и моделей оценки кредитоспособности юридических лиц — заёмщиков банковских учреждений, предназначенных для снижения их кредитных рисков. В статье определены концептуальные аспекты моделирования кредитоспособности юридического лица на основе системы финансовых коэффициентов. Обосновано, что для оценки кредитоспособности отечественных предприятий является достаточным использование нескольких финансовых коэффициентов, в частности, коэффициентов мгновенной и общей ликвидности, соотношения дебиторской и кредиторской задолженности, рентабельности продаж, оборачиваемости кредиторской задолженности, автономии и кредитоспособности. В исследовании получил дальнейшее развитие синтез нескольких подходов к оценке кредитоспособности заёмщиков, основанный на применении методов дискриминантного анализа, классификационных функций, а также нейронных сетей перцептронного типа и на основе радиально-базисных функций. Для оценки кредитоспособности множество юридических лиц распределяется на 4 класса: предприятия с высокой, удовлетворительной, низкой и неудовлетворительной кредитоспособностью. Если кредитоспособность заёмщика является высокой, для банковского

учреждения следует принять решение о предоставлении кредита, удовлетворительной — предоставить кредит при условии обеспечения его ликвидным залогом, низкой или неудовлетворительной — отказать в предоставлении кредита. Тестирование построенных моделей подтвердило высокий уровень их эффективности. Построенные в исследовании экономико-математические модели позволяют существенно повысить точность оценки кредитоспособности потенциального заёмщика и минимизировать уровень кредитного риска банковского учреждения.

Ключевые слова. *Кредитоспособность, моделирование, дискриминантный анализ, нейронная сеть, многослойный перцептрон, радиально-базисная функция, финансовые коэффициенты.*

LEGAL ENTITIES CREDITWORTHINESS MODELING USING DISCRIMINANT ANALYSIS AND NEURAL NETWORKS

Oleksandr Novoseletsky

PhD (Economic Sciences),
Intern of University of Liverpool Management School
Chatham Street, Liverpool, L69 7ZH, United Kingdom
oleksandr.novoseletsky@oa.edu.ua

Olha Yakubets

Master's Degree in Economic Cybernetics
National University of Ostroh Academy
2 Seminarska Street, Ostroh, Rivne region, 35800, Ukraine
olha.yakubets@oa.edu.ua

The aim of the article is to develop effective economic and mathematical methods and models of assessment of legal entities creditworthiness, aimed at reducing of credit risk of borrowers of banking institutions. There are determined the conceptual aspects of modeling of legal entity creditworthiness on the basis of the system of financial ratios. The article proves that it is enough to use such financial ratios as instant and overall liquidity, ratio of accounts receivable and payable, return on sales, payable turnover, autonomy and solvency ratio in order to assess the creditworthiness of domestic enterprises. The synthesis of several approaches to the assessment of creditworthiness of a borrower, based on the use of methods of discriminant analysis, classification functions and neural networks of perceptron type, as well as on radial basis functions is developed in the article. For the purpose of assessment of creditworthiness the set of legal entities is divided into 4 classes: companies with high, satisfactory, low and unsatisfactory creditworthi-

ness. If the creditworthiness is high it's recommended to bank to grant loan, if it is satisfactory — to lend provided that the loan is secured by liquid collateral, if it is low or unsatisfactory — to deny loan. Testing of the developed models proved the effectiveness of the proposed approach. So, built in research the economic and mathematical models allow to improve essentially the accuracy of assessing the creditworthiness of potential borrowers and minimize credit risk of the banking institution.

Key words. *Creditworthiness, modeling, discriminant analysis, neural network, multilayer perceptron, radial basis functions, financial ratios.*

JEL Classification: C38, C45, G21.

Постановка проблеми

У сучасних умовах ефективно функціонування економічних суб'єктів усе частіше потребує залучення додаткових джерел фінансування, зокрема, кредитів. Найбільшу частку кредитів становлять кредити, надані банківськими установами. Однак, через високий ризик неповернення коштів банки досить часто відмовляють у задоволенні кредитних заявок, що може негативно відобразитися на фінансовому стані банку та ускладнити функціонування потенційного позичальника. У підсумку такі відносини можуть стати причиною гальмування економічного розвитку держави в цілому.

Згідно даних Асоціації українських банків [19], станом на 1 лютого 2014 р. питома вага кредитів, наданих юридичним особам, становила 76 % у структурі кредитно-інвестиційного портфелю українських банків. У той же час, як свідчать дані Національного банку України [9], частка прострочених кредитів, наданих депозитними корпораціями нефінансовим корпораціям, склала 9 % від загальної суми наданих кредитів. Таким чином, ризик неповернення коштів позичальником є досить значним. Банківські установи зацікавлені у передбаченні здатності та готовності клієнта повернути узяті ним у борг кошти відповідно до умов кредитного договору, а також в оцінюванні доцільності подальших відношень з позичальником у сфері кредитування.

Істотно підвищити ефективність оцінювання кредитоспроможності юридичної особи можна завдяки використанню сучасних методів економіко-математичного моделювання, зокрема, дискримінантного аналізу та нейронних мереж.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Дослідженням оцінювання кредитоспроможності юридичних осіб займалися вітчизняні науковці Азаренкова Г. М., Беленкова О. О. [1], Бордюг В. В. [3], Васильчак С. В., Демус Л. Р. [4], Великоіваненко Г. І., Трокоз Л. О [5; 6], Галасюк В. В. [8], Корольова-Казанська О. В. [10], Вітлінський В. В., Наконечний Я. С., Пернарівський О. В, Великоіваненко Г. І. [11; 17], Маляр М. М., Поліщук В. В. [12], Єпіфанов А. О., Дехтяр Н. А., Мельник Т. М., Школьник І. О. [16], Притоманова О. М., Білай О. С. [21], Терещенко О. О. [22] та ін. Найпоширенішими підходами до моделювання кредитоспроможності є: використання скорингових систем оцінки, моделей банкрутства, що базуються на множинному дискримінантному аналізі, нечіткій логіці, нейронних мережах, а також систем експертного оцінювання можливості надання кредиту. Однак, досить часто фінансові показники та моделі оцінювання кредитоспроможності, що базуються на них, не є адекватними реаліям сучасної української економіки. Відповідно, все це обумовлює актуальність теми даного дослідження та доцільність розробки нових методів оцінювання кредитоспроможності позичальника у зв'язку з динамічним розвитком кредитних відносин в Україні.

Метою дослідження є розробка ефективних економіко-математичних методів і моделей оцінювання кредитоспроможності юридичних осіб-позичальників банківських установ, призначених для зниження їх кредитних ризиків.

Концептуальні аспекти моделювання кредитоспроможності юридичної особи

Визначення рівня кредитоспроможності позичальника є першим етапом реалізації кредитних відносин, адже слугує основою для прийняття рішення про надання кредиту. Адекватна діагностика поточного стану позичальника та прогноз можливих напрямків його змін у подальшому дозволяють звести до мінімуму ризик неповернення коштів через виникнення складного фінансового становища позичальника. Провівши інтерпретацію результатів оцінки кредитоспроможності із застосуванням сучасних економіко-математичних методів і моделей, відповідальна особа здатна прийняти раціональне та обґрунтоване рішення стосовно надання або не надання кредиту потенційному позичальнику.

Побудові та використанню економіко-математичної моделі передує розробка її концептуальної схеми. У даному випадку побудова моделі оцінювання кредитоспроможності включає такі етапи:

- 1) постановка проблеми;
- 2) вибір та обґрунтування вхідних факторів моделі;
- 3) вибір конфігурації моделі та налаштування її параметрів;
- 4) перевірка моделі на адекватність;
- 5) експериментальне моделювання;
- 6) аналіз та інтерпретація результатів.

Вхідні фактори моделі повинні характеризувати не лише поточний стан підприємства, а й його динаміку, що дозволить передбачити можливий напрям розвитку досліджуваного суб'єкта господарювання. Розроблена система відносних показників фінансового стану підприємства базується на аналізі існуючих методичних підходів [10; 18; 24; 26], вимогах чинного законодавства [20], а також рекомендаціях експертів у сфері банківського кредитування. Вважаємо за доцільне виділити фінансові коефіцієнти, наведені у табл. 1.

Рішення стосовно надання потенційному позичальнику кредиту приймається з урахуванням класу кредитоспроможності. Розподілимо позичальників за рейтингом надійності на 4 класи:

1) висока кредитоспроможність — фінансовий стан підприємства надійний, позичальник має можливість своєчасного виконання зобов'язань за кредитними операціями, зокрема погашення основної суми боргу та відсотків за ним;

2) задовільна кредитоспроможність — фінансовий стан близький до 1 класу, однак ймовірність того, що він і надалі залишатиметься таким, не є високою;

3) низька кредитоспроможність — фінансовий стан позичальника незадовільний, існує ймовірність несвоєчасного погашення кредитної заборгованості в повній сумі та в строки, передбачені договором;

4) незадовільна кредитоспроможність — діяльність позичальника збиткова, частка зобов'язань по відношенню до власних коштів є досить значною, що свідчить про відсутність можливості виконання позичальником своїх зобов'язань.

Якщо кредитоспроможність позичальника є високою, банку рекомендовано прийняти рішення про надання кредиту, задовільною — надати кредит за умови забезпечення його ліквідною заставою, низькою або незадовільною — відмовити юридичній особі у наданні кредиту.

**СИСТЕМА ФІНАНСОВИХ КОЕФІЦІЄНТІВ
ДЛЯ ПОБУДОВИ МОДЕЛІ ОЦІНКИ КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ ЮРИДИЧНОЇ ОСОБИ**

Фінансовий коефіцієнт	Характеристика	Формула розрахунку	Алгоритм розрахунку
<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>
Коефіцієнт миттєвої ліквідності (Кмл)	Дозволяє визначити частку короткострокових зобов'язань, що підприємство може погасити найближчим часом, не чекаючи оплати дебіторської заборгованості й реалізації інших активів	$\frac{\text{Грошові активи}}{\text{Поточні зобов'язання}}$	$\frac{\Phi 1 \text{ p.}(220+230+240)}{\Phi 1 \text{ p.}(620+630)}$
Коефіцієнт поточної ліквідності (Кпл)	Здатність підприємства розраховуватися за своїми поточними зобов'язаннями монетарними оборотними активами. Характеризує очікувану платоспроможність боржника в короткостроковому періоді	$\frac{\text{Оборотні активи} - \text{запаси}}{\text{Поточні зобов'язання}}$	$\frac{\Phi 1 \text{ p.}(150+160+170+180+190+200+210)}{\Phi 1 \text{ p.}(620+630)}$
Коефіцієнт загальної ліквідності (коефіцієнт покриття) (Кзл)	Здатність підприємства покривати поточні зобов'язання оборотними активами	$\frac{\text{Оборотні активи}}{\text{Поточні зобов'язання}}$	$\frac{\Phi 1 \text{ p. } 260}{\Phi 1 \text{ p.}(620+630)}$
Коефіцієнт співвідношення дебіторської і кредиторської заборгованості (Ксп)	Здатність розраховуватись з кредиторами за рахунок дебіторів протягом року	$\frac{\text{Дебіторська заборгованість}}{\text{Кредиторська заборгованість}}$	$\frac{\Phi 1 \text{ p.}(160+170+180+190+200+210)}{\Phi 1 \text{ p.}(620-500-510)}$
Рентабельність продажу (Рп)	Ефективність реалізації продукції	$\frac{\text{Прибуток від реалізації продукції}}{\text{Чистий дохід від реалізації продукції}}$	$\frac{\Phi 2 \text{ p.} 220}{\Phi 2 \text{ p.} 035}$

Закінчення табл. 1

Фінансовий коефіцієнт	Характеристика	Формула розрахунку	Алгоритм розрахунку
1	2	3	4
Рентабельність активів (Ра)	Ефективність використання всього капіталу	$\frac{\text{Прибуток від реалізації продукції}}{\text{Валюта балансу}}$	$\frac{\Phi 2 \text{ р.}220}{\Phi 1 \text{ р.}280}$
Коефіцієнт оборотності кредиторської заборгованості (Кокз)	Кількість оборотів кредиторської заборгованості в рік	$\frac{\text{Виручка від реалізації продукції}}{\text{Кредиторська заборгованість}}$	$\frac{\Phi 2 \text{ р.}035}{\Phi 1 \text{ р.}(620-500-510)}$
Коефіцієнт оборотності дебіторської заборгованості (Кодз)	Кількість оборотів дебіторської заборгованості в рік	$\frac{\text{Виручка від реалізації продукції}}{\text{Дебіторська заборгованість}}$	$\frac{\Phi 2 \text{ р.}035}{\Phi 1 \text{ р.}(160+170+180+90+200+210)}$
Коефіцієнт автономії (Ка)	Питома вага власного капіталу в загальному обсязі джерел фінансування. Характеризує ступінь залежності підприємства від позикових джерел фінансування	$\frac{\text{Власний капітал}}{\text{Валюта балансу}}$	$\frac{\Phi 1 \text{ р.}380}{\Phi 1 \text{ р.}640}$
Коефіцієнт кредитоспроможності (Кк)	Показує здатність підприємства розрахуватись зі своїми боргами за рахунок грошових надходжень від господарської діяльності	$\frac{\text{Чистий грошовий потік}}{\text{Позиковий капітал}}$	$\frac{\Phi 3 \text{ р.}400}{\Phi 1 \text{ р.}(430+480+620+630)}$

Джерело: розроблено автором на основі [10; 18; 20; 24; 26]

Кластерний аналіз множини досліджуваних об'єктів

Для побудови моделі оцінки кредитоспроможності юридичної особи обрано галузь харчової промисловості, що розвивається досить швидкими темпами та має високу потребу в залученні кредитних ресурсів. Для дослідження було сформовано вибірку з 50 підприємств різних областей України, звітність яких наявна у вільному доступі на офіційному сайті державної установи «Агентство з розвитку інфраструктури фондового ринку України» [15]. У якості вхідних даних для побудови моделі використовувались показники форм № 1, № 2, № 3 фінансової звітності підприємств.

З метою упорядкування об'єктів дослідження у відносно однорідні сукупності розіб'ємо їх на 4 групи (підприємства з високою, задовільною, низькою та незадовільною кредитоспроможністю) з використанням кластерного аналізу методом k -середніх. Для здійснення кластеризації суб'єктів господарювання за рівнем кредитоспроможності необхідно використовувати показники їх діяльності, що характеризують різні аспекти кредитоспроможності (табл. 1). З цією метою для всіх підприємств із сформованої вибірки на основі даних їх фінансової звітності було обраховано фінансові коефіцієнти, наведені в табл. 1.

Перший крок кластерного аналізу методом k -середніх передбачає початкове розбиття даних — множини досліджуваних об'єктів довільно розбивають на k кластерів. Після цього обраховують центри тяжіння кластерів. Далі визначають евклідові відстані між усіма об'єктами та центрами тяжіння k кластерів. Після кожної ітерації, на якій об'єкти відносять до найближчого центру тяжіння, обраховуються центри тяжіння нових кластерів [23, с. 176]. Вибір даного методу кластеризації зумовлений можливістю розподіляти вхідну множину на наперед задану кількість кластерів. Окрім того, на відміну від агломеративних ієрархічних методів кластеризації, ітеративний підхід дозволяє працювати з великими масивами даних, компенсувати неточності початкового розбиття множини, а також уникати перекриття кластерів.

Задля отримання адекватних результатів моделювання вхідні дані повинні бути стандартизовані (нормалізовані). У нашому випадку було здійснено нормалізацію за допомогою середньоквадратичного відхилення, оскільки із використанням даної процедури скореговані дані отримують нульове математичне сподівання та одиничну дисперсію, унаслідок чого вони стають від-

повідними базовим припущенням кластерного та дискримінантного аналізу. Вибірку було очищено від 2 спостережень, котрі характеризуються екстремальними значеннями.

За результатами проведення кластеризації отримано 4 групи підприємств: до першого кластера було віднесено 20 підприємств, до другого — 6, третього — 4, четвертого — 18. Проаналізувавши значення показників, ми дійшли висновку, що 1 кластер включає підприємства з незадовільною кредитоспроможністю, 2 — з низькою, 3 — з задовільною, 4 — з високою кредитоспроможністю.

Дискримінантна модель оцінки кредитоспроможності юридичної особи

З метою коректної класифікації підприємств і визначення їх рівня кредитоспроможності, доречно здійснювати подальший аналіз їх належності тому чи іншому кластеру не експертно, а доручити цей процес комп'ютеру, алгоритмізувавши процедуру визначення належності суб'єкта господарювання до певного класу. Оцінювання кредитоспроможності підприємства здійснюватиметься за сформованими вище чотирма класами: 1 — висока кредитоспроможність, 2 — задовільна, 3 — низька, 4 — незадовільна кредитоспроможність.

Завдання класифікації можна вирішити, зокрема, за допомогою методів дискримінантного аналізу, який є розділом класичного факторного статистичного аналізу [23]. Для вирішення задачі класифікації позичальників комерційного банку за рівнем кредитоспроможності застосовуватимемо канонічні дискримінантні та класифікаційні функції з теорії дискримінантного аналізу. За своєю сутністю дискримінантний аналіз — це статистичний метод, що дозволяє вивчати відмінності між двома та більше групами об'єктів за кількома змінними одночасно [23, с. 81]. У нашому випадку об'єкти — це великі та середні підприємства, а змінні — наведені в табл. 1 фінансові коефіцієнти.

Побудова моделі кредитоспроможності юридичних осіб містить 2 фази дискримінантного аналізу: фазу виведення дискримінантних функцій і фазу групування об'єктів у відповідності з отриманими значеннями функцій дискримінації. На першій фазі будуються канонічні дискримінантні функції, що мають такий вигляд [23, с. 88]:

$$f_d = u_{d0} + u_{d1} X_1 + u_{d2} X_2 + \dots + u_{dp} X_p, \quad (1)$$

де f_d — значення d -ї канонічної дискримінантної функції для аналізованого позичальника; X_i — значення i -ї дискримінантної змінної для аналізованого позичальника, $i = 1, p$; p — кількість пояснюючих змінних; u_{di} — параметри d -ї канонічної дискримінантної функції.

Коефіцієнти u_{di} обираються для всіх канонічних дискримінантних функцій таким чином, щоб їх середні значення для різних класів як можна більше відрізнялись одне від одного. Причому, коефіцієнти кожної наступної функції обираються так, щоб середнє значення описуваного нею класу максимально відрізнялось від середніх значень функцій уже визначених класів. При цьому накладається додаткова умова, щоб значення цієї функції були некорельованими зі значеннями раніше визначених дискримінантних функцій. Максимальна кількість канонічних дискримінантних функцій дорівнює кількості класів за вирахуванням одиниці, або кількості дискримінантних змінних, залежно від того, яка з цих величин є меншою (а може бути ще меншою, якщо якісь дискримінантні функції виявляться статистично незначущими) [23, с. 88—90].

Для того, щоб отримати параметри канонічної дискримінантної функції u_{di} , можна скористатись матрицею суми квадратів і попарних добутків квадратної симетричної матриці T .

Елементи матриці T задаються співвідношенням [23, с. 90]:

$$t_{ij} = \sum_{k=1}^g \sum_{m=1}^{n_k} (X_{ikm} - \bar{X}_i)(X_{jkm} - \bar{X}_j), \quad (2)$$

де g — кількість класів позичальників; n_k — кількість позичальників у k -му класі; X_{ikm} — значення дискримінантної змінної X_i для m -го позичальника в k -му класі, $i = 1, p$; \bar{X}_i — середнє значення змінної X_i в усіх класах.

Якщо поділити кожен елемент матриці T на $(n - 1)$, то отримаємо коваріаційну матрицю. Для того, щоб перетворити матрицю T на кореляційну матрицю, потрібно поділити кожний елемент на квадратний корінь з добутку двох відповідних діагональних елементів.

Для оцінки розкиду всередині класу використовують матрицю W , яка відрізняється від T лише тим, що її елементи визначаються середніми значеннями змінних для окремих класів:

$$W_{ij} = \sum_{k=1}^g \sum_{m=1}^{n_k} (X_{ikm} - \overline{X_{ik}})(X_{jkm} - \overline{X_{jk}}), \quad (3)$$

де $\overline{X_{ik}}$ — середнє значення змінної X_i у k -му класі.

Якщо центроїди різних класів співпадають, то елементи матриць W і T також будуть рівними. Якщо центроїди класів є різними, то елементи W будуть меншими від відповідних елементів матриці T . Цю різницю прийнято позначати як матрицю B , що називається міжгруповою сумою квадратів відхилень і попарних добутків. Побудова канонічних дискримінантних функцій зводиться до знаходження розв'язку системи рівнянь (4) відносно λ_d та v_{di} [23, с. 92, 93]:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^p b_{1i} v_{di} &= \lambda_d \sum_{i=1}^p W_{1i} v_{di}; \\ \sum_{i=1}^p b_{2i} v_{di} &= \lambda_d \sum_{i=1}^p W_{2i} v_{di}; \\ &\vdots \\ \sum_{i=1}^p b_{pi} v_{di} &= \lambda_d \sum_{i=1}^p W_{pi} v_{di}, \end{aligned} \quad (4)$$

де b_{ji} — елемент матриці B ($b_{ji} = t_{ji} - W_{ji}$), λ_d — власне значення (eigen value) канонічної дискримінантної функції, v_{di} — послідовність p коефіцієнтів.

Для отримання єдиного розв'язку накладається умова, що сума квадратів v_{di} дорівнює одиниці. Кожен розв'язок, що має власне значення λ_d та послідовність v_{di} , відповідає одній канонічній дискримінантній функції [23, с. 93]. Число можливих розв'язків загальної задачі в дійсності дорівнює числу дискримінантних змінних p . Однак деякі з них будуть математично тривіальними рішеннями, а деякі — статистично малозначущими. Всі власні значення λ_d будуть позитивними чи дорівнюватимуть нулю, причому чим вище значення λ_d , тим більше груп буде розділяти відповідна дискримінантна функція. Таким чином, функція з найбільшим власним значенням є і найпотужнішим дискримінатором.

На практиці для порівняння дискримінантних можливостей канонічних функцій їх власні значення перетворюють у відносні величини. Для цього знаходять суму усіх власних значень і вираховують частку кожного з них. Отримана величина показує, яку частку загальних дискримінантних властивостей (cumulative proportion), тобто частку поясненої дисперсії, містить конкретна функція.

Коефіцієнти v_{di} могли би безпосередньо бути використані для класифікації. Однак їх складно інтерпретувати (відповідні ним значення дискримінантної функції не мають сенсу), адже дані рішення не мають обмежень за метрикою дискримінантного простору. Тому доцільним є проведення їх нормування, яке задається функціями:

$$u_{di} = v_{di} \sqrt{n - g}, \quad u_{d0} = -\sum_{i=1}^p u_{di} X_i \quad (5)$$

Класифікацію позичальників проводитимемо також із застосуванням лінійної комбінації дискримінантних змінних, що запропонована Фішером. Лінійна комбінація максимізує відмінності між класами та мінімізує дисперсію всередині класів. Особлива лінійна комбінація для кожного класу, котра називається «класифікаційною функцією» (у багатьох роботах саме ці функції називаються дискримінантними, а функції, що визначаються із співвідношення (1), — канонічними дискримінантними), виглядає таким чином [23, с. 113]:

$$f_{km} = u_{k0} + u_{k1} X_{1km} + u_{k2} X_{2km} + \dots + u_{kp} X_{pkm}, \quad (6)$$

де f_{km} — значення класифікаційної функції для m -го позичальника в k -му класі, $k = 1, g$, $m = 1, n_k$; u_{ki} — параметри класифікаційної функції для k -го класу.

Коефіцієнти класифікаційних функцій обраховуються за такими формулами:

$$u_{ki} = (n - g) \sum_{j=1}^p a_{ij} \overline{X_{jk}}, \quad i = \overline{1, p}, \quad (7)$$

де $\overline{X_{jk}}$ — середня величина змінної X_j у k -му класі; n — кількість позичальників у навчальній вибірці; a_{ij} — елемент матриці, оберненої до внутрішньогрупової матриці сум попарних добутоків W (3).

Постійний член визначається так:

$$u_{k0} = -0,5 \sum_{j=1}^p u_{kj} \overline{X_{jk}}. \quad (8)$$

Зазвичай коефіцієнти класифікаційної функції не інтерпретуються, оскільки вони не є стандартизованими, кожному класу відповідає своя функція. На другій фазі дискримінантного аналізу досліджуваній позичальник-юридична особа s відноситься до класу k з найбільшим обрахованим значенням f_{ks} . Точні значення функцій не відіграють ролі: важливо лише знати, для якого класу це значення найбільше — саме до нього об'єкт є найближчим [23, с. 114].

Однак, перед побудовою канонічних дискримінантних функцій (1) для кожного класу кредитоспроможності необхідно відібрати до моделі найбільш значущі пояснюючі змінні. Процедура відбору факторів дискримінантної моделі передбачає перевірку вхідних показників на мультиколінеарність за алгоритмом Фаррара-Глобера [27], наявність якої може призвести до зміщення оцінок і незначущості параметрів моделі. Для того, щоб провести відсіювання надлишкових показників, побудуємо кореляційну матрицю вхідних показників, представлених у табл. 1, яку зведемо до табл. 2.

Розраховані коефіцієнти кореляції свідчать про наявність лінійної залежності між деякими факторами. Так, досить високою є залежність між показниками ліквідності: коефіцієнт кореляції між коефіцієнтами загальної та поточної ліквідності складає 0,8263. Окрім того, щільний лінійний зв'язок з іншими фінансовими коефіцієнтами мають такі показники, як коефіцієнт оборотності дебіторської заборгованості та рентабельності активів, що унеможливило їхнє застосування як вхідних факторів для побудови моделі.

Значення критерію χ^2 становить 61,38 при критичному 30,61 (при $(m - 1) * m / 2 = 45$ ступенях свободи та $\alpha = 0,05$), що є свідченням наявності множинної мультиколінеарності. Табличний F -критерій дорівнює 2,13 (при $m - 1 = 9$, $n - m = 38$ та $\alpha = 0,05$). Значення даного критерію для коефіцієнтів поточної ліквідності, рентабельності активів й оборотності кредиторської заборгованості перевищує критичні та в абсолютному вираженні становлять 16,64, 5,45 і 7,7, що є свідченням того, що дані показники є непридатними для побудови моделі.

Таблиця 2

МАТРИЦЯ КОРЕЛЯЦІЇ ВХІДНИХ ПОКАЗНИКІВ ДЛЯ ПОБУДОВИ МОДЕЛІ

Показник	Кмл	Кпл	Кзл	Ксп	Рп	Ра	Кокз	Кодз	Ка	Кк
Кмл	1,0000	0,5084	0,3347	0,1062	0,1803	0,2165	-0,0636	0,1014	0,2422	0,2257
Кпл	0,5084	1,0000	0,8263	0,3067	0,2136	0,2994	-0,1374	0,1143	0,4363	-0,2695
Кзл	0,3347	0,8263	1,0000	0,2583	0,2320	0,1959	-0,0378	0,1855	0,4878	-0,4005
Ксп	0,1062	0,3067	0,2583	1,0000	0,1490	0,2721	0,0476	0,6250	0,3397	-0,1252
Рп	0,1803	0,2136	0,2320	0,1490	1,0000	0,4221	0,2744	0,2803	0,4235	0,0761
Ра	0,2165	0,2994	0,1959	0,2721	0,4221	1,0000	0,3382	0,4471	0,5977	0,3483
Кокз	-0,0636	-0,1374	-0,0378	0,0476	0,2744	0,3382	1,0000	0,4774	0,2489	0,1957
Кодз	0,1014	0,1143	0,1855	0,6250	0,2803	0,4471	0,4774	1,0000	0,4603	0,0854
Ка	0,2422	0,4363	0,4878	0,3397	0,4235	0,5977	0,2489	0,4603	1,0000	0,0905
Кк	0,2257	-0,2695	-0,4005	-0,1252	0,0761	0,3483	0,1957	0,0854	0,0905	1,0000

Джерело: розраховано автором

Застосовуючи алгоритм Фаррара-Глобера, нам не вдалось повністю позбавитись від мультиколінеарності, однак вдалось її мінімізувати, видаливши з переліку вхідних факторів коефіцієнти поточної ліквідності, рентабельності активів та оборотності кредиторської заборгованості.

Розрахунок дискримінантних функцій проводився з використанням пакету для статистичного аналізу даних STATISTICA 10, що дозволяє швидко та ефективно провести дискримінантний аналіз, а також протестувати адекватність отриманих моделей. У якості групуючої змінної виступав клас кредитоспроможності підприємства (1 — висока кредитоспроможність, 2 — задовільна, 3 — низька, 4 — незадовільна), а в якості незалежних — коефіцієнти миттєвої та загальної ліквідності (Кмл, Кзл), співвідношення дебіторської і кредиторської заборгованості (Ксп), рентабельності продажу (Рп), оборотності кредиторської заборгованості (Кокз), автономії (Ка) та кредитоспроможності (Кк). Для вибору значимих змінних було обрано метод Forward stepwise — покроковий з включенням, що дозволяє оцінити суттєвість внеску в модель кожного з показників. Результати покрокового включення змінних до моделі представлено у табл. 3.

Таблиця 3

**ЗМІННІ, ВКЛЮЧЕНІ ДО ДИСКРИМІНАНТНОЇ МОДЕЛІ ОЦІНКИ
КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ ЮРИДИЧНОЇ ОСОБИ**

Змінна	λ Вілкса	Частинна λ -статистика	F-включення	p-value	Толерантність	R ²
Кмл	0,0946	0,2247	44,8517	0,0000	0,6982	0,3018
Кзл	0,0322	0,6601	6,6941	0,0009	0,6948	0,3052
Кк	0,0319	0,6672	6,4854	0,0011	0,7303	0,2697
Кокз	0,0338	0,6292	7,6617	0,0004	0,8639	0,1361
Ксп	0,0323	0,6576	6,7695	0,0009	0,8249	0,1751
Ка	0,0244	0,8720	1,9083	0,1442	0,8349	0,1651

Джерело: розраховано автором

З ймовірністю допущення помилки 0,1 можна зробити висновок про те, що спостереження не належать до одного класу, тому дискримінантний аналіз є можливим. Як свідчать дані таблиці,

першою до моделі була включена змінна, що робить найбільший вклад у розрізнення навчаючих вибірок — коефіцієнт миттєвої ліквідності, істотність вкладу змінних з кожним кроком зменшується. У той же час зменшується і значення λ Вілкса, тобто якість дискримінації підвищується. До моделі увійшло 6 показників. Показники толерантності свідчать про те, що жодна із змінних, включених до моделі, не є надлишковою по відношенню до інших. Із відібраних нами показників до моделі не ввійшов лише один — коефіцієнт рентабельності продажу, котрий робив найменший внесок у розрізнення об'єктів навчальної вибірки.

Залишкова дискримінантна здатність (тобто здатність змінних розрізняти класи, якщо виключити інформацію, отриману за допомогою раніше обрахованих функцій) є незначною і становить в абсолютному вираженні 0,02. Тобто лише 2 % відмінностей між класами та когезивності (однорідності або ступеня скупчення об'єктів навколо центроїда їх класу) кожного класу не описується моделями, отриманими в ході проведення дискримінантного аналізу. Отже, модель є надійною і може бути використана в подальшому для оцінювання кредитоспроможності підприємств харчової промисловості України.

Для того, щоб побачити, як 6 відібраних змінних розділяють об'єкти на 4 класи залежно від рівня кредитоспроможності, обрахуємо канонічні дискримінантні функції (1). У нашому випадку максимальне число коренів (канонічних дискримінантних функцій) є меншим на одиницю від кількості класів і дорівнює трьом. Визначимо, чи є отримані функції математично нетривіальними та статистично значимими, за допомогою критерію χ^2 (табл. 4).

Таблиця 4

РЕЗУЛЬТАТИ χ^2 -ТЕСТУ

Кількість видалених коренів	Власне значення функції	λ Вілкса	χ^2
0	4,5598	0,0212	161,7601
1	2,6553	0,1181	89,7066
2	1,3156	0,4318	35,2668

Джерело: розраховано автором

Як свідчать дані таблиці, рівень значимості третього кореня після видалення двох перших є досить низьким, що підтверджу-

ється незначною залишковою дискримінантною здатністю (високим рівнем λ Вілкса). Для того, щоб вирішити питання про доцільність застосування канонічних дискримінантних функцій, оцінимо їх власні значення. Значення стандартизованих коефіцієнтів при змінних у канонічних функціях наведено у табл. 5. Таблиця містить дані, отримані з використанням формул (2)—(5) у рамках побудови канонічних дискримінантних функцій.

Таблиця 5

ЗНАЧЕННЯ КОЕФІЦІЄНТІВ ПРИ ЗМІННИХ ДЛЯ КАНОНІЧНИХ ФУНКЦІЙ

Змінна	Корінь 1	Корінь 2	Корінь 3
Кмл	-1,0703	-0,4570	-0,1833
Кзл	-0,1595	0,6688	0,5025
Кк	0,3241	0,4200	-0,6519
Кокз	-0,1974	0,6850	-0,3150
Ксп	-0,4458	0,5889	-0,0184
Ка	0,1583	0,4073	-0,1467
Власне значення функції	4,5598	2,6553	1,3156
Кумулятивна частка, %	53,4511	31,1265	15,4223

Джерело: розраховано автором

Найпотужнішим дискримінатором є функція з найбільшим власним значенням. Згідно даних таблиці, перший корінь містить 53,45 % загальних дискримінантних властивостей, другий — 31,13 %, а третій — 15,42 %. Таким чином, перший корінь відповідає за найбільшу частку поясненої дисперсії, проте потреба у застосуванні інших функцій не відпадає, оскільки частка жодного з коренів значно не перевищує частки інших. Точність класифікації позичальників за рівнем кредитоспроможності із застосуванням першого кореня становить 51,31 %, другого — 29,84 %, третього — 14,81 %. Таким чином, у зв'язку з низькою здатністю канонічних дискримінантних функцій до вирішення задачі класифікації позичальників, виникає необхідність розробки інших моделей для вирішення поставленої задачі.

Як зазначалось вище, в рамках дискримінантного аналізу, окрім канонічних функцій, є можливою побудова класифікацій-

них функцій Фішера. Застосуємо їх для вирішення задачі класифікації позичальників банківської установи за рівнем кредитоспроможності. Результати обрахунку значень коефіцієнтів при змінних класифікаційних функцій (6) з використанням формул (7) та (8) наведено у табл. 6.

Таблиця 6

КОЕФІЦІЕНТИ ПРИ ЗМІННИХ КЛАСИФІКАЦІЙНИХ ФУНКЦІЙ

Змінна	Кредитоспроможність позичальника			
	Висока	Задовільна	Низька	Незадовільна
Коефіцієнт миттєвої ліквідності	-0,4580	15,0261	-0,7865	-2,3571
Коефіцієнт загальної ліквідності	0,6635	-1,1386	3,9055	-1,5411
Коефіцієнт кредитоспроможності	1,5484	-3,7634	-1,4918	-0,1933
Коефіцієнт оборотності кредиторської заборгованості	1,5774	-0,5710	0,8122	-1,5491
Коефіцієнт співвідношення дебіторської та кредиторської заборгованості	1,0816	1,3841	1,6981	-1,7597
Коефіцієнт автономії	0,8474	-2,3865	0,3268	-0,3834
Константа	-2,4929	-23,2451	-7,4883	-3,1238

Джерело: розраховано автором

Спостереження відноситиметься до тієї групи, для якої обраховане значення класифікаційної функції є вищим.

Про результати точності моделі можна зробити висновки, якщо звернутись до класифікаційної матриці, представленої в табл. 7.

Як свідчать дані класифікаційної матриці, помилка класифікації стосується лише підприємств з високим рівнем кредитоспроможності та становить 11,11 %. Для всіх інших класів аналізовані підприємства були розподілені коректно, внаслідок чого в межах досліджуваної вибірки 95,83 % об'єктів із початкової сукупності класифіковані вірно. Отже, точність класифікації позичальників із застосуванням класифікаційних функцій є значно вищою порівняно з канонічними дискримінантними функціями.

Таблиця 7

КЛАСИФІКАЦІЙНА МАТРИЦЯ

Клас кредитоспроможності	Відсоток правильно класифікованих об'єктів	Висока модельована	Задовільна модельована	Низька модельована	Незадовільна модельована
Висока спостережувана	88,8889	16	0	0	2
Задовільна спостережувана	100,0000	0	4	0	0
Низька спостережувана	100,0000	0	0	6	0
Незадовільна спостережувана	100,0000	0	0	0	20
Всього	95,8333	16	4	6	22

Джерело: розраховано автором

Оцінювання кредитоспроможності юридичної особи із застосуванням нейронних мереж

Слід зазначити, що на практиці традиційні методи класифікації об'єктів не завжди можуть точно передати сутність досліджуваного явища, у таких випадках науковці все частіше застосовують методи штучного інтелекту, зокрема, нейромереві технології. Здатність працювати з нелінійними залежностями, зашумленими даними та високі адаптивні властивості підтверджують доцільність використання нейронних мереж при роботі з фінансовими показниками. Побудуємо низку штучних нейронних мереж для вирішення задачі класифікації кредитоспроможності позичальників та здійснимо порівняльний аналіз їх класифікаційних здатностей із побудованими вище дискримінантними моделями, що ґрунтуються на методах багатовимірною статистичного аналізу.

У підґрунтя функціонування штучних нейронних мереж покладено відповідні математичні моделі, на підставі яких рішення виробляється як реакція на зовнішні сигнали (дані), що надходять на вхід системи. Отриманий числовий розв'язок (вихід системи) інтерпретується людиною [7].

Основний блок мережі — формальний або штучний нейрон, що являє собою електронну, математичну, алгоритмічно або програмно реалізовану модель, елементи якої мають прямі аналоги компонент біологічних нейронів [2, с. 5]. На вхід нейрона подається сигнал X_i , при цьому з кожним входом пов'язана синаптична вага w_i . У тілі нейрона вираховується функція $\psi(\sum_{i=1}^n w_i X_i)$, що перетворює багатовимірний простір входів на скалярний вихід.

У загальному випадку побудова нейронної мережі передбачає такі кроки: вибір початкової конфігурації мережі; навчання мережі та проведення модельних експериментів з оцінкою контрольної помилки; виявлення ефекту перенавчання і коригування структури нейронної мережі; перевірка адекватності навчання із застосуванням тестової вибірки [13].

Задачу класифікації підприємств за рівнем кредитоспроможності вирішуватимемо на базі нейронних мереж з конфігурацією багатошарового перцептрона (БШП) та радіальної базисної функції (РБФ мережі).

У багатошарових перцептронах навчання з учителем проводиться за допомогою алгоритму зворотного поширення помилки [29], що ґрунтується на корекції помилок. Навчання методом зворотного поширення помилки припускає два проходи по всіх шарах мережі: прямий і зворотний. При прямому проході образ (вхідний вектор) подається на сенсорні вузли мережі, після чого поширюється по мережі від шару до шару. У результаті генерується набір вихідних сигналів, який і є фактичною реакцією мережі на даний вхідний образ. Під час прямого проходу усі синаптичні ваги мережі фіксовані, а під час зворотного ваги налаштовуються згідно з правилом корекції помилок, а саме: фактичний вихід мережі віднімається від бажаного (цільового) відгуку, в результаті чого формується сигнал помилки. Цей сигнал поширюється по мережі у напрямку, зворотному синаптичним зв'язкам. Синаптичні ваги налаштовуються з метою максимального наближення вихідного сигналу мережі до бажаного в статистичному сенсі [25, с. 220].

Графічно структуру БШП представлено на рис. 1.

Пошук найбільш адекватної структури перцептрона зумовлює необхідність проведення експериментів з великим числом мереж різних конфігурацій, інколи навчаючи кожну з них кілька разів і

порівнюючи отримані результати. Головним критерієм вибору найбільш адекватної мережі є контрольна похибка. При цьому застосовується правило, відповідно до якого з двох нейронних мереж з приблизно рівними контрольними похибками варто обрати ту, яка має простішу конфігурацію [14].

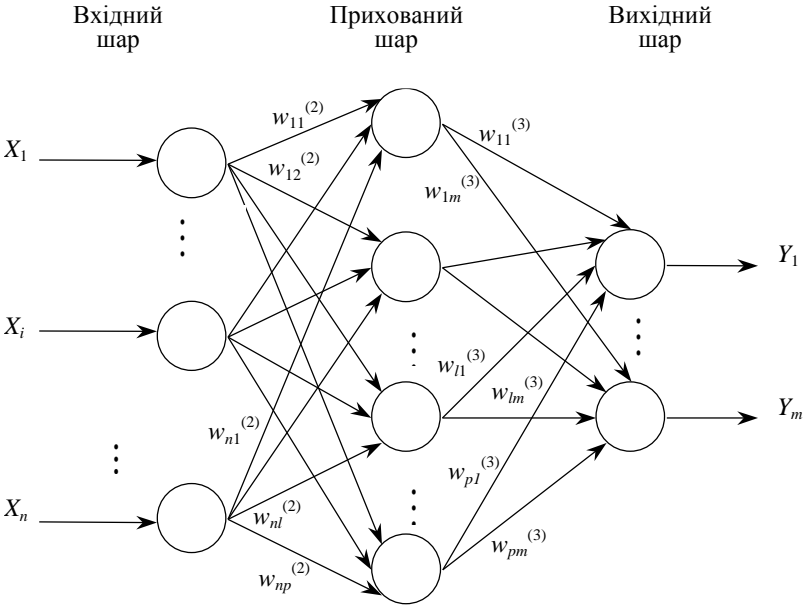


Рис. 1. Базова архітектура багат шарового перцептрона

Джерело: [30]

При виборі архітектури БШП значну увагу слід також приділити кількості прихованих шарів і нейронів, що в них розташовані. Для вирішення практичних задач немає потреби у застосуванні більше ніж одного прихованого шару [28]. Так, один прихований шар нейронів може апроксимувати будь-яку функцію, що містить неперервне відображення одного кінцевого простору в інший. Стосовно питання кількості нейронів слід звернути увагу на те, що використання занадто малої кількості нейронів у прихованому шарі призведе до того, що вони не зможуть адекватно розпізнати сигнали, котрі поступають зі складного набору да-

них. Разом з тим, використання надто великої кількості нейронів прихованого шару викликає ряд проблем, пов'язаних з виникненням явища перенавчання. По-перше, кількість інформації у навчальній вибірці може бути недостатньою для навчання усіх нейронів прихованого шару. Другий тип проблем може спостерігатись тоді, коли набір даних для навчання мережі є занадто великим і надмірно збільшує час навчання мережі.

Архітектура мереж на основі радіальних базисних функцій передбачає наявність трьох шарів і подібна до архітектури БШП (див. рис. 1). Однак, якщо кількість прихованих шарів у БШП варіюється, то архітектура РБФ мережі передбачає наявність лише одного прихованого шару. Також, якщо нелінійним перетворювачем у персептронів може бути функція активації будь-якого виду (сигмоїдна, сигнатурна, лінійна тощо), то в РБФ мережі використовуються лише радіально-симетричні (наприклад, гаусові) функції для нейронів прихованого шару та лінійна функція для вихідного. Вхідний шар РБФ складається з сенсорних елементів, які пов'язують мережу із зовнішнім середовищем. Другий шар мережі виконує нелінійне перетворення вхідного простору у прихований шар, розмірність якого, як правило, значно перевищує розмірність вхідного шару. Чим вищою є розмірність прихованого шару, тим вищою є точність апроксимації [25, с. 342].

Для порівняння результатів, отриманих при застосуванні дискримінантного аналізу, побудуємо економіко-математичні моделі оцінки кредитоспроможності юридичної особи з використанням нейронних мереж типу БШП і РБФ на базі STATISTICA Neural Networks. Вхідними змінними нейронних мереж є нормалізовані значення фінансових коефіцієнтів миттєвої та загальної ліквідності, співвідношення дебіторської та кредиторської заборгованості, рентабельності продажу, оборотності кредиторської заборгованості, автономії та кредитоспроможності (показників, що використовувались для побудови дискримінантної моделі та класифікаційних функцій). Категоріальна змінна на виході — клас кредитоспроможності підприємства (висока, задовільна, низька, незадовільна).

Розмір навчальної вибірки становить 70 % від обсягу вибіркової сукупності, тестової — 15 %, контрольної — 15 %. Кількість навчальних прогонів нейронних мереж — 500, базові архітекту-

ри — багатошаровий перцептрон та мережа на основі радіальних базисних функцій. Мінімальна кількість нейронів прихованого шару становить 4, а максимальна — 12. Кількість нейронів вхідного шару рівна кількості змінних на вході та становить 7. Кількість нейронів вихідного рівня при вирішенні задачі класифікації дорівнює кількості класів (у даному випадку 4). Для активації нейронів застосовувались такі функції, як: функція тотожності, логістична, тангенсоїда, гаусова, експоненціальна та софтмакс. Після навчання було відібрано 5 нейронних мереж, котрі найточніше відтворювали рівень кредитоспроможності позичальників на основі поданих на вході показників. Характеристики цих нейронмереж зведено до табл. 8.

Таблиця 8

**КОНФІГУРАЦІЇ 5 НАЙБІЛЬШ АДЕКВАТНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ
ДЛЯ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ ОЦІНКИ КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ
ЮРИДИЧНИХ ОСІБ**

№ мережі	Назва мережі	Точність класифікації навчальної вибірки, %	Точність класифікації тестової вибірки, %	Точність класифікації контрольної вибірки, %	Функція активації входу	Функція активації виходу
1	БШП 7-4-4	73,52941	85,7143	85,7143	Експоненціальна	Логістична
2	БШП 7-4-4	70,58824	71,4286	85,7143	Тотожності	Софтмакс
3	БШП 7-4-4	97,05882	100,0000	85,7143	Тангенсоїда	Логістична
4	БШП 7-4-4	82,35294	85,7143	85,7143	Тангенсоїда	Тотожності
5	РБФ 7-4-4	85,29412	85,7143	100,0000	Гаусова	Тотожності

Джерело: розраховано автором

Як свідчать дані табл. 8, точність класифікації на основі мереж з архітектурою багатошарового перцептрона є досить високою. Такий тип нейронних мереж проявив себе краще при вирішенні задачі моделювання рівня кредитоспроможності позичальника, ніж РБФ мережі. Найточніші результати моделювання спостері-

гаються у мережі № 3 типу БШП, котра містить 7 нейронів вхідного шару, 4 нейрони прихованого шару та 4 нейрони вихідного шару. Точність класифікації підприємств навчальної вибірки становить 97,06 %, тестової та контрольної — 100 % і 85,71 %, відповідно. У якості функцій активації нейронів прихованого шару в даній мережі використовується тангенсоїда, вихідного шару — логістична функція.

Порівнюючи точність класифікації на основі нейронних мереж з дискримінантним аналізом, приходимо до висновку, що інструментарій нейронних мереж виявився більш адекватним для розв'язання задачі моделювання кредитоспроможності юридичних осіб, що викликано високими адаптивними властивостями цього інструментарію (точність класифікації навчальних вибірок з використанням нейронних мереж становила 97,06 %; класифікаційних функцій — 95,83 %; 51,31 % із застосуванням першого кореня, 29,84 % — другого та 14,81 % — третього кореня при використанні канонічного дискримінантного аналізу).

Висновки

У статті запропоновано концептуальну схему моделювання кредитоспроможності юридичної особи. У ході дослідження було доведено, що для побудови моделі оцінки кредитоспроможності юридичної особи доцільно та достатньо використовувати коефіцієнти миттєвої та загальної ліквідності, співвідношення дебіторської і кредиторської заборгованості, оборотності кредиторської заборгованості, автономії та кредитоспроможності. На виході моделі отримуємо рівень кредитоспроможності позичальника. Якщо кредитоспроможність позичальника є високою, банківській установі рекомендовано прийняти рішення про надання кредиту, задовільною — надати кредит за умови забезпечення його ліквідною заставою, незадовільною або низькою — відмовити юридичній особі у наданні кредиту.

На початковому етапі моделювання позичальників з наявної статистичної вибірки було розбито на 4 кластери з використанням методу *k*-середніх. Для розподілу позичальників за чотирма сформованими класами, відповідними різним рівням кредитоспроможності, було побудовано низку економіко-математичних моделей, що ґрунтуються на застосуванні методів дискримінантного аналізу, класифікаційних функцій і нейронних мереж пер-

септронного типу та на базі радіально-базисних функцій. Результати тестування побудованих класифікаційних функцій (лінійних комбінацій дискримінантних змінних) свідчать про те, що 95,83 % об'єктів із початкової сукупності класифіковані вірно. Точність класифікації із застосуванням канонічних дискримінантних функцій є значно нижчою та становить 51,31 % для першого кореня, 29,84 % для другого та 14,81 % для третього кореня. Отже, експериментальне дослідження канонічних дискримінантних функцій продемонструвало їх непридатність для вирішення задачі класифікації позичальників.

Тестування нейронних мереж для вирішення завдання класифікації позичальників за рівнем кредитоспроможності дозволило визначити найбільш адекватною мережу типу багатосаровий персептрон зі структурою 7 нейронів вхідного шару, 4 нейрони прихованого шару та 4 нейрони вихідного шару та підібрати відповідні функції активації нейронів. Точність класифікації об'єктів навчальної вибірки цією мережею становить 97,06 %, тестової та контрольної — 100 % і 85,71 %, відповідно.

Висока точність класифікації об'єктів з використанням побудованих у статті моделей на основі дискримінантного аналізу та нейронних мереж засвідчила їхню високу ефективність і доцільність застосування при оцінці кредитоспроможності юридичної особи. Розроблений підхід дозволяє істотно підвищити надійність оцінювання кредитоспроможності потенційного позичальника та, відповідно, зменшити втрати банку у зв'язку з невиконанням позичальниками боргових зобов'язань, що сприятиме і підвищенню стійкості фінансової системи в цілому.

Література

1. *Азаренкова Г. М.* Рейтингове оцінювання як метод визначення кредитоспроможності позичальників банку / Г. М. Азаренкова, О. О. Беленкова // Вісник Університету банківської справи Національного банку України. — 2011. — № 1. — С. 219—223.

2. *Бодянский Е. В.* Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучения, применения / Е. В. Бодянский. — Харьков: ТЕЛЕТЕХ, 2004. — 369 с.

3. *Бордюг В. В.* Теоретичні основи оцінки кредитоспроможності позичальника банку / В. В. Бордюг // Вісник Університету банківської справи Національного банку України. — 2008. — № 3. — С. 112—115.

4. *Васильчак С. В.* Оцінка кредитоспроможності позичальника як один з методів забезпечення економічної безпеки банку / С. В. Васильчак, Л. Р. Демус // Науковий вісник НЛТУ України. — 2012. — Вип. 22 (1). — С. 154—61.

5. *Великоіваненко Г. І.* Моделювання внутрішніх кредитних рейтингів позичальників комерційного банку / Г. І. Великоіваненко, Л. О. Трокоз // Економічний аналіз: зб. наук. праць. — Тернопіль: Видавничо-поліграфічний центр Тернопільського національного економічного університету «Економічна думка», 2012. — Вип. 11. — Частина 1. — С. 313—319.

6. *Великоіваненко Г. І.* Моделювання кредитоспроможності позичальників комерційного банку / Г. І. Великоіваненко, Л. О. Трокоз // Наукові записки. Серія «Економіка»: збірник наукових праць. — Острог: Видавництво Національного університету «Острозька академія», 2013. — Вип. 22. — С. 137—141.

7. *Вітлінський В. В.* Штучний інтелект у системі прийняття управлінських рішень / В. В. Вітлінський // Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці. — 2012. — № 1. — С. 97—118.

8. *Галасюк В. В.* Проблеми оцінки кредитоспроможності позичальників / В. В. Галасюк, В. В. Галасюк // Вісник Національного банку України. — 2001. — № 9. — С. 54—57.

9. Додаток до Статистичного бюлетеня Національного банку України: [Електронний ресурс]. — Режим доступу: http://www.bank.gov.ua/control/uk/publish/category?cat_id=57898.

10. *Корольова-Казанська О. В.* Методичний інструментарій оцінки кредитоспроможності підприємства / О. В. Корольова-Казанська // Економічний аналіз: Збірник наукових праць. — 2009. — Вип. 4. — С. 240—244.

11. Кредитний ризик комерційного банку: Навч. посіб. / [В. В. Вітлінський, О. В. Пернарівський, Я. С. Наконечний, Г. І. Великоіваненко]; За ред. В. В. Вітлінського. — К.: Т-во «Знання», КОО, 2000. — 251 с.

12. *Маляр М. М.* Модель оцінки кредитоспроможності підприємства в умовах невизначеності / М. М. Маляр, В. В. Поліщук // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. — 2012. — № 3/4. — С. 8—16.

13. *Matviychuk A. V.* Bankruptcy prediction in transformational economy: discriminant and fuzzy logic approaches / A. V. Matviychuk // Fuzzy economic review. — 2010. — May. — Vol. XV. — No. 1. — P. 21—38.

14. *Матвійчук А. В.* Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка: монографія / А. В. Матвійчук. — К.: КНЕУ, 2011. — 439 с.

15. Офіційний сайт державної установи «Агентство з розвитку інфраструктури фондового ринку України»: [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <http://smida.gov.ua>.

16. Оцінка кредитоспроможності та інвестиційної привабливості суб'єктів господарювання: Монографія / [А. О. Єпіфанов, Н. А. Дехтяр, Т. М. Мельник, І. О. Школьник та ін.]; під ред. А. О. Єпіфанова. — Суми: УАБС НБУ, 2007. — 286 с.

17. Поглиблений кількісний аналіз кредитоспроможності позичальника як засіб зниження кредитного ризику / [Вітлінський В. В., Наконечний Я. С., Пернарівський О. В., Великоіваненко Г. І.] // Банківська справа. — 1998. — № 6. — С. 45—49.

18. Подольська В. О. Фінансовий аналіз: Навч. посібник / В. О. Подольська, О. В. Яріш. — К.: Центр навчальної літератури, 2007. — 488 с.

19. Показники діяльності банків за станом на 01.02.2014: фінансовий результат, депозити юридичних осіб, депозити фізичних осіб, структура кредитно-інвестиційного портфелю, активи та зобов'язання, капітал банків (млн. грн.): [Електронний ресурс]. — Режим доступу: http://aub.org.ua/index.php?option=com_content&task=view&id=8752&menu=104&Itemid=112.

20. Положення про порядок формування та використання банками України резервів для відшкодування можливих втрат за активними банківськими операціями: Затверджене постановою Правління Національного банку України від 25 січня 2012 р. № 23 // Офіційний вісник України. — 2012. — № 16. — Ст. 595.

21. Притоманова О. М. Нейро-нечітка модель оцінки ступеня проблемності кредиту / О. М. Притоманова, О. С. Білай // Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці. — 2012. — № 1. — С. 135—160.

22. Терещенко О. О. Нові підходи до оцінки кредитоспроможності позичальників—юридичних осіб / О. О. Терещенко // Вісник Національного банку України. — 2012. — № 1. — С. 26—30.

23. Факторный, дискриминантный и кластерный анализ: Пер. с англ. / [Дж.-О. Ким, Ч. У. Мьюллер, У. Р. Клекка и др.]; под ред. И. С. Енюкова. — М.: Финансы и статистика, 1989. — 215 с.

24. Фінансовий аналіз: Навч. посіб. / [Білик М. Д., Павловська О. В., Притуляк Н. М., Невмержицька Н. Ю.]. — К.: КНЕУ, 2005. — 592 с.

25. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. / С. Хайкин.: Пер. с англ. — М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. — 1104 с.

26. Цал-Цалко Ю. С. Фінансовий аналіз. Підручник / Ю. С. Цал-Цалко. — К.: Центр учбової літератури, 2008. — 566 с.

27. Farrar D. E. Multicollinearity in regression analysis: the problem revisited / Farrar D. E., Glauber R. R. — Massachusetts, M. I. T., 1964. — 50 p.

28. Heaton J. Introduction to Neural Networks with Java, Second Edition / Jeff Heaton. — St. Louis: Heaton Research, Inc., 2008. — 440 p.

29. Rummelhart D. E. Learning Internal Representation by Back-Propagation Errors / Rummelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J. // Nature. — 1986. — No 23. — P. 533—536.

30. Rummelhart D. E. Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition. Volume I / McClelland J. L., Rummelhart D. E., the PDP research group. – Cambridge, MA: MIT Press, 1986. — 567 p.

References

1. Azarenkova, H. M., & Bieliienkova, O. O. (2011). Reitynhove otsiniuvannia yak metod vyznachennia kredytopromozhnosti pozychalnykiv banku. *Visnyk Universytetu bankivskoi spravy Natsionalnoho banku Ukrainy (Herald of University of Banking of National Bank of Ukraine)*, 1, 219—223 [in Ukrainian].
2. Bodianskiy, E. V. (2004). *Iskusstvennye neironnye seti: arkhitektury, obucheniia, primeneniia*. Kharkov: TELETEKH [in Russian].
3. Bordiuh, V. V. (2008). Teoretychni osnovy otsinky kredytopromozhnosti pozychalnyka banku. *Visnyk Universytetu bankivskoi spravy Natsionalnoho banku Ukrainy (Herald of University of Banking of National Bank of Ukraine)*, 3, 112—115 [in Ukrainian].
4. Vasylichak, S. V., & Demus, L. R. (2012). Otsinka kredytopromozhnosti pozychalnyka yak odyz z metodiv zabezpechennia ekonomichnoi bezpeky banku. *Naukovyi visnyk NLTU Ukrainy (Research Bulletin of the Ukrainian National Forestry University)*, 22 (1), 154—161 [in Ukrainian].
5. Velykoivanenko, H. I., & Trokoz, L. O. (2012). Modeliuvannia vnutrishnikh kredytnykh reitynhiv pozychalnykiv komertsiihnoho banku. *Ekonomichnyi analiz: zbirnyk naukovykh prats (Science Works Journal «Economic Analysis»)*, 11 (1), 313-319 [in Ukrainian].
6. Velykoivanenko, H. I., & Trokoz, L. O. (2013). Modeliuvannia kredytopromozhnosti pozychalnykiv komertsiihnoho banku. *Naukovi zapysky. Seriiia «Ekonomika»: zbirnyk naukovykh prats. Vydavnytstvo Natsionalnoho universytetu «Ostrozka akademiiia» (Scientific Notes. Series «Economics»: research papers collection. Publishing house of the National University Ostroh Academy)*, 22, 137—141 [in Ukrainian].
7. Vitlinskyi, V. V. (2012). Shtuchnyi intelekt u systemi pryiniattia upravlynskykh rishen. *Neiro-nechitki tekhnolohii modeliuvannia v ekonomitsi (Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics)*, 1, 97—118 [in Ukrainian].
8. Halasiuk, V. V., & Halasiuk, V. V. (2001). Problemy otsinky kredytopromozhnosti pozychalnykiv. *Visnyk Natsionalnoho banku Ukrainy (Herald of National Bank of Ukraine)*, 9, 54—57 [in Ukrainian].
9. Nationalnyi bank Ukrainy. (2014). Dodatok do Statystychnoho biuletenu Natsionalnoho banku Ukrainy. *bank.gov.ua*. Retrieved February 14, 2014, from http://www.bank.gov.ua/control/uk/publish/category?cat_id=57898 [in Ukrainian].
10. Korolova-Kazanska, O. V. (2009). Metodychni instrumentarii otsinky kredytopromozhnosti pidpriiemstva. *Ekonomichnyi analiz: zbirnyk nau-*

kovykh prats (Science Works Journal «Economic Analysis»), 4, 240-244 [in Ukrainian].

11. Vitlinskyi, V. V., Pernarivskyi, O. V., Nakonechnyi, Ya. S., & Velykoivanenko, H. I. (2000). *Kredytnyi ryzyk komertsiihnoho banku: Navch. posib.* Kyiv: T-vo «Znannia», KOO [in Ukrainian].

12. Maliar, M. M., Polishchuk, V. V. (2012). Model otsinky kredytopromozhnosti pidpriemstva v umovakh nevyznachenosti. *Vostochno-Evropeiskii zhurnal peredovykh tekhnolohii (Eastern-European Journal of Modern Technologies)*, 3/4, 8—16 [in Ukrainian].

13. Matviychuk, A. V. (2010). Bankruptcy prediction in transformational economy: discriminant and fuzzy logic approaches. *Fuzzy economic review*, 15/1, 21—38.

14. Matviychuk, A. V. (2011). *Shtuchnyi intelekt v ekonomitsi: neironni merezhi, nechitka lohika: monohrafiia.* Kyiv: KNEU [in Ukrainian].

15. Ahentstvo z rozvytku infrastruktury fondovoho rynku Ukrainy. (n.d.). *smida.gov.ua*. Retrieved March, 2013, from <http://smida.gov.ua> [in Ukrainian].

16. Yepifanov, A. O., Dekhtiar, N. A., Melnyk T. M., & Shkolnyk, I. O. (2007). *Otsinka kredytopromozhnosti ta investytsiinoi pryvablyvosti subiektyv hospodariuvannia: Monohrafiia.* Sumy: UABS NBU [in Ukrainian].

17. Vitlinskyi, V. V., Nakonechnyi, Ya. S., Pernarivskyi, O. V., & Velykoivanenko, H. I. (1998). Pohlyblenyi kilkisnyi analiz kredytopromozhnosti pozychalnyka yak zasib znyzhennia kredytnoho ryzyku. *Bankivska sprava (Banking)*, 6, 45—49 [in Ukrainian].

18. Podolska, V. O., & Yarish, O. V. (2007). *Finansovyi analiz: Navch. Posibnyk.* Kyiv: Tsentri navchalnoi literatury [in Ukrainian].

19. Asotsiatsiia Ukrainykh bankiv. (2014). Pokaznyky diialnosti bankiv za stanom na 01.02.2014: finansovyi rezultat, depozyty yurydychnykh osib, depozyty fizychnykh osib, struktura kredytno-investytsiinoho portfeliu, aktyvy ta zoboviazannia, kapital bankiv (mln. грн.). Retrieved February 1, 2014, from http://aub.org.ua/index.php?option=com_content&task=view&id=8752&menu=104&Itemid=112 [in Ukrainian].

20. Polozhennia pro poriadok formuvannia ta vykorystannia bankamy Ukrainy rezerviv dlia vidshkoduvannia mozhyvykh vtrat za aktyvnymy bankivskymy operatsihamy, zatverdzhene postanovoiu Pravlinnia Natsionalnoho banku Ukrainy vid 25 sichnia 2012 r. No. 23. (2012). *Ofitsiinyi visnyk Ukrainy (Official Herald of Ukraine)*, 16, stattia 595 [in Ukrainian].

21. Prytomanova, O. M., & Bilai, O. S. (2012). Neuro-nechitka model otsinky stupenia problemnosti kredytu. *Neuro-nechitki tekhnolohii modeliuвання v ekonomitsi (Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics)*, 1, 135—160 [in Ukrainian].

22. Tereshchenko, O. O. (2012). Novi pidkhody do otsinky kredytopromozhnosti pozychalnykiv-yurydychnykh osib. *Visnyk Natsionalnoho banku Ukrainy (Herald of the National Bank of Ukraine)*, 1, 26—30 [in Ukrainian].
23. Kim, Dzh.-O., Miuller, Ch. U., Klekka, U. R., Oldenderfer, O. S., & Bleshvild, R. K. (1989). *Faktornyi, diskriminantnyi i klasternyi analiz*. Moskva: Finansy i statistika [in Russian].
24. Bilyk, M. D., Pavlovska, O. V., Prytuliak, N. M., Nevmerzhytska, N. Yu. (2005). *Finansovyi analiz: Navch. Posib.* Kyiv: KNEU [in Ukrainian].
25. Haykin, S. (1998). *Neural Networks — A Comprehensive Foundation, Second Edition*. New Jersey: Prentice-Hall.
26. Tsal-Tsalko, Yu. S. (2008). *Finansovyi analiz. Pidruchnyk*. Kyiv: Tsentr uchbovoi literatury [in Ukrainian].
27. Farrar, D. E., & Glauber, R. R. (1964). *Multicollinearity in regression analysis: the problem revisited*. Massachusetts: M.I.T.
28. Heaton, J. (2008). *Introduction to Neural Networks with Java* (2nd ed.) St. Louis: Heaton Research.
29. Rummelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning Internal Representation by Back-Propagation Errors. *Nature*, 23, 533—536.
30. Rummelhart, D. E., McClelland, J. L., & the PDP research group. (1986). *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition*. Volume I. Cambridge, MA: MIT Press.

Стаття надійшла до редакції 10.02.2014