

НЕЙРО-НЕЧІТКА МОДЕЛЬ ОЦІНКИ СТУПЕНЯ ПРОБЛЕМНОСТІ КРЕДИТУ

О. М. Притоманова

Канд. екон. наук, доцент, доцент кафедри обчислювальної математики
та математичної кібернетики

Дніпропетровський національний університет імені Олеся Гончара
olgmp@ua.fm

О. С. Білай

Здобувач кафедри міжнародної економіки і світових фінансів
Дніпропетровський національний університет імені Олеся Гончара
olga.bilay@gmail.com

У статті обґрунтовано методологічний підхід і побудовано математичну модель оцінки ступеня проблемності кредиту на основі нейро-нечітких технологій. Розроблена нейро-нечітка модель забезпечує високу адекватність на відносно малих вибірках, які базуються на експертних лінгвістичних висловлюваннях або в яких вхідні дані є неточними, неповними або невизначеними. Модель дозволяє на основі нейро-нечіткого підходу створювати підсистеми підтримки прийняття рішень щодо управління проблемним кредитом з метою зниження обсягів проблемної заборгованості у кредитному портфелі банку.

Ключові слова. *Банк, кредитний ризик, проблемний кредит, нейро-нечітка модель.*

В статье обоснован методологический подход и построена математическая модель оценки степени проблемности кредита на основе нейро-нечетких технологий. Разработанная нейро-нечеткая модель обеспечивает высокую адекватность на относительно малых выборках, которые базируются на экспертных лингвистических высказываниях или в которых входные данные являются неточными, неполными или неопределенными. Модель позволяет на основе нейро-нечеткого подхода создавать подсистемы поддержки принятия решений по управлению проблемным кредитом с целью снижения объемов проблемной задолженности в кредитном портфеле банка.

Ключевые слова. *Банк, кредитный риск, проблемный кредит, нейро-нечеткая модель.*

The authors have substantiated the methodological approach and have built a mathematical model based on neuro-fuzzy technology for eval-

uation of problem loan. The proposed neuro-fuzzy model provides high adequacy for the relatively small sampling based on expert linguistic assessments or which have inaccurate, incomplete or uncertain input data. The model based on neuro-fuzzy approach allows to create a decision support subsystem for managing problem credits to reduce the volume of bad debts in the loan portfolio.

Keywords. *Bank, credit risk, problem loan, neuro-fuzzy model.*

Банківський бізнес характеризується вищою ризикованістю порівняно з іншими видами підприємництва, що зумовлено специфікою виконуваних банками функцій, серед яких основною традиційно є кредитування. Як відзначає П. Роуз, деякі кредити неминуче переходять в розряд проблемних [1]. Дж. Синки також констатує, що «вмираючі» і «мертві» кредити («розлите молоко») приносять немало клопоту як позичальникам, так і кредиторам [2]. Саме проблемна заборгованість клієнтів створює перешкоди на шляху розвитку подальшого кредитування, спричиняє значні операційні витрати з утримання непрацюючих активів та формування резервів під кредитні ризики.

За методикою Базельського комітету з банківського нагляду ризик проблемних кредитів може досягати 350% від суми кредиту, зважаючи на втрати щодо стягнення цієї заборгованості [3]. Для України проблема управління простроченими і непрацюючими активами є особливо актуальною, зважаючи на практичну відсутність ринкових інструментів перерозподілу ризиків. Протягом 2011 року вітчизняна банківська система працювала із від'ємним фінансовим результатом саме через витрати на обслуговування проблемних кредитів. Навіть і тоді, коли у 2012 році загальний фінансовий результат банків стабілізувався, окремі, у тому числі й системні банки, не в змозі подолати накопичених проблем, пов'язаних із неякісними кредитами.

Таким чином, вивчення даного питання та розробка методичних підходів щодо вдосконалення управління проблемними кредитами є важливою науковою і практичною проблемою.

Сучасний підхід до фінансового менеджменту визначає банківську справу як вимірювання ризику, управління ризиком та прийняття ризику, тому банк повинен постійно вимірювати, відслідковувати та правильно використовувати кредитний ризик [2]. Більшість фахівців з банківської справи вважають врахування ри-

зику однією з основ банківської справи, а появу проблеми з поверненням кредитів — реалізованими кредитними ризиками. Тому вважаємо, що дослідження методології проблемного кредиту повинно спиратися на визначення ризику та кредитного ризику як економічних категорій.

Структурний комплекс інструментарію сучасної теорії економічного ризику доцільно подати за такою послідовністю [4]:

- основні засади якісного аналізу ризику;
- кількісний аналіз ризику;
- система показників кількісної оцінки ступеня ризику;
- моделювання ризику;
- основні способи оптимізації управління ризиком та його врахування.

Однією з основних складових ризикології є система кількісних показників ступеня економічного ризику. Кількісно оцінюють ступень ризику як у абсолютному, так і у відносному вираженні [5].

Кількісна оцінка кредитного ризику конкретного позичальника проводиться в процесі розгляду його кредитної заявки, у ході моніторингу позичальника, а також у процесі розгляду необхідності і можливості зміни умов кредитування. Зміст кількісної оцінки кредитного ризику індивідуального позичальника полягає у визначенні його кредитоспроможності. Процес визначення кредитоспроможності включає аналіз фінансової стійкості позичальника та оцінку можливості невиконання позичальником умов кредитної угоди, а також масштабу втрат банку у випадку реалізації ризику.

У роботі [6] приведена класифікація моделей оцінки кредитоспроможності позичальників. Подібну класифікацію приводять й інші автори [7, 8, 9]. Як правило, виділяються два класи моделей: класифікаційні і моделі комплексного аналізу.

Класифікаційні моделі дозволяють розбити позичальників на групи (класи) та є допоміжним інструментом при визначенні рівня кредитного ризику позичальника. Досить добре висвітлені в літературі два види таких моделей: бальної (рейтингової) оцінки та прогнозування банкрутств. Рейтингова оцінка підприємства-позичальника розраховується на основі отриманих значень фінансових коефіцієнтів та виражається в балах. Бали обчислюються шляхом множення значення будь-якого показника на його вагу

в інтегральному показнику (рейтингу). Модифікацією рейтингової оцінки є кредитний скоринг (credit scoring) — технічний прийом, запропонований американським економістом Д. Дюраном на початку 40-х років для добору позичальників при споживчому кредитуванні [1]. Перевагою рейтингових моделей є їх простота.

Прогнозні моделі використовуються для оцінки якості потенційних позичальників і базуються на статистичних методах, найбільш розповсюдженим з яких є множинний дискримінантний аналіз (МДА). Найбільш відомою моделлю МДА є модель Z-рахунку Альтмана [10]. Цей підхід був потім багаторазово використаний та удосконалений як самим Альтманом [11], так і його послідовниками у різних країнах. До найбільш відомих моделей МДА прогнозування ризику банкрутства відносяться моделі Лиса, Спрингейта, Чессера [2]. Названі моделі відрізняються вибором незалежних факторів, лінійна комбінація яких визначає показник Z. Вітчизняні дискримінантні моделі прогнозування банкрутств та їх аналіз представлені в роботах [5, 12, 13, 14] та ін.

Поряд із множинним дискримінантним та регресійним аналізом для прогнозування ймовірного банкрутства позичальника можуть використовуватися і спрощені моделі, засновані на системі визначених показників. Прикладом такого підходу є система показників Бівера [2]. Для класифікації кредитів використовують також модель CART (Classification and regression trees) - «класифікаційні і регресійні дерева». Це непараметрична модель, основними достоїнствами якої є можливість широкого застосування, доступність для розуміння та легкість обчислень, хоча при побудові таких моделей застосовуються складні статистичні методи [2].

Недоліками класифікаційних моделей, на нашу думку, насамперед є їх кількісна субрелевантність, тобто переоцінка ролі кількісних факторів, довільність вибору системи базових кількісних показників, висока чутливість до неточності та недостовірності вихідних даних (особливо, фінансової звітності, що характерно саме для українських підприємств-позичальників).

Моделі комплексного аналізу дозволяють агрегувати кількісні та якісні характеристики позичальника. Добре відомі такі моделі комплексного аналізу: правило «шести С», CAMPARI, PARTS, оцінна система аналізу [6]. Комплексні моделі оцінки кредитоспроможності позичальників застосовуються багатьма банками

як у російській [7, 8], так і в українській практиках банківської діяльності [12, 15]. До їх недоліків можна віднести їх емпіричний характер. Проблема, на наш погляд, полягає у тому, що задача комплексної оцінки кредитоспроможності відноситься до типу так званих слабоструктурованих проблем. Основними рисами слабоструктурованих проблем є об'єктивна наявність у їх складі як якісних, так і кількісних показників. Відомі приклади рішення таких задач шляхом трансформації якісних змінних до кількісних на основі методу аналізу ієрархій Сааті [16]. І протилежним шляхом — переходу від кількісних показників до якісних, у такий спосіб зведення задачі до неструктурованої та рішення її на основі методології вербального аналізу [17].

Останнім часом набув розвитку підхід, що дозволяє аналізувати якісні і кількісні фактори без їх перетворення — це підхід, пов'язаний із застосуванням теорії нечітких множин і нейронних мереж [18]. Сполучення цих двох технологій являє собою об'єднання здібностей до навчання нейронних мереж з наочністю і легким інтерпретуванням нечітких правил «ЯКЩО-ТО». Ці правила дозволяють легко формалізувати за допомогою нечіткої логіки експертну інформацію про закономірності, виявлені у відносно малих вибірках наявних експериментальних даних.

Ступінь проблемності кредиту — це комплексний показник, що характеризує як фінансовий стан позичальника, так і рівень його відповідальності з точки зору виконання взятих зобов'язань. В більшості випадків показники, що оцінюються при аналізі відповідальності позичальника, однозначно нормувати неможливо. Крім того, неявні сигнали неблагополуччя зазвичай присутні у фінансовій звітності позичальника задовго до порушення ним умов кредитного договору. В зв'язку з цим для успішного аналізу ступеня проблемності кредиту виникає необхідність в оцінюванні кредитоспроможності позичальника за деякий час до видачі кредиту, а також здійсненні моніторингу його діяльності протягом всього терміну дії кредитної угоди.

У статті пропонується підхід до побудови моделі оцінки ступеня проблемності кредиту із застосуванням нейронечітких технологій, який дозволяє враховувати невизначеності не лише статистичної, але й лінгвістичної природи. Нейронні мережі та нечітка логіка є універсальними апроксиматорами складних (нелінійних) функціональних залежностей в багатьох інтелектуаль-

них задачах: багатофакторному аналізі, розпізнаванні образів, діагностиці тощо.

В основі нейронечітких технологій лежить сполучення двох принципово різних математичних конструкцій: нейронних мереж і нечіткої логіки. Штучні нейронні мережі розглядаються як близькі людському мозку універсальні моделі, що здатні навчатися розпізнаванню невідомих закономірностей. Штучні нейронні мережі будуються за принципом організації та функціонування їх біологічних аналогів (мереж з нейронів головного мозку людини) [19]. В останні роки нейронні мережі ввійшли в практику скрізь, де потрібно вирішувати задачі ідентифікації, прогнозування, класифікації, керування.

На відміну від нейронних мереж, у яких по неструктурованим числовим даним здійснюється пошук рішення задачі шляхом навчання і тренування, нечіткі технології (fuzzy-системи) використовують експертну інформацію про закономірності, виявлені у наявних експериментальних даних, у вигляді природно-мовних правил «ЯКЩО-ТО» [20]. Ці правила, які формалізуються за допомогою нечіткої логіки, дозволяють будувати моделі ідентифікації та прогнозу при відносно малих (у порівнянні з нейронними мережами) вибірках експериментальних даних.

Сполучення двох описаних технологій являє собою об'єднання здібностей до навчання нейронних мереж з наочністю і зрозумілим інтерпретуванням нечітких правил «ЯКЩО-ТО».

Для побудови моделі оцінки ступеня проблемності кредиту пропонуємо застосувати метод лінгвістичної ідентифікації [21]. Задача ідентифікації (відновлення) складної нелінійної залежності розглядається як побудова моделі об'єкта за експертно-експериментальними даними про взаємозв'язки <входи> — <вихід> і вирішується, як правило, у два етапи:

1) структурна ідентифікація: формування нечіткої бази знань, що грубо відтворює залежність виходу (оцінки ступеня проблемності кредиту) від входів (факторів-ознак його проблемності) за допомогою лінгвістичних правил «ЯКЩО-ТО», які генеруються з експериментальних даних про завершені проблемні кредитні угоди;

2) параметрична ідентифікація: пошук таких параметрів нечіткої бази знань, які мінімізують відхилення модельних та експериментальних результатів.

Розглянемо функціональну залежність виходу y від входів x_1, x_2, \dots, x_n процесу у вигляді:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n). \quad (1)$$

Змінні x_1, x_2, \dots, x_n можуть бути кількісними та якісними. Для побудови нечіткої моделі залежності (1) будемо розглядати її вхідні та вихідні змінні як лінгвістичні змінні. Для оцінки лінгвістичних змінних x_1, x_2, \dots, x_n та y скористаємося якісними термами з таких терм-множин:

$$T_i = \{t_i^1, t_i^2, \dots, t_i^{l_i}\} \text{ — терм-множина змінної } x_i, i = 1, 2, \dots, n,$$

$$D = \{d_1, d_2, \dots, d_m\} \text{ — терм-множина змінної } y,$$

де t_i^s — s -й лінгвістичний терм вхідної змінної x_i , $i = 1, \dots, n$, $s = 1, \dots, l_i$,

d_j — j -й лінгвістичний терм вихідної змінної y ,

m — кількість класів (різних рішень) вихідної змінної.

Кожний з нечітких термів $t_i^s \in T_i$ представляє відповідну нечітку підмножину на множині значень x_i . А кожну нечітку множину, в свою чергу, задамо її функцією належності $\mu^{t_i^s}(x_i)$, яку представимо у такому вигляді:

$$\mu^{t_i^s}(x_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x_i - b_{is}}{c_{is}} \right)^2}, \quad (2)$$

де $\mu^{t_i^s}(x_i)$ — число у діапазоні $[0, 1]$, яке характеризує суб'єктивну міру відповідності значення x_i нечіткому терму t_i^s ; b_{is} та c_{is} — параметри, які спочатку обираються експертом, а потім навчаються на експериментальних даних: b_{is} — координата максимуму функції $\mu^{t_i^s}(x_i)$, причому $\mu^{t_i^s}(b_{is}) = 1$, c_{is} — коефіцієнт концентрації-розтягнення функції $\mu^{t_i^s}(x_i)$.

Типова структура нечіткої моделі складається з таких основних блоків [21]:

- нечітка база знань, що містить інформацію про залежність $y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ у вигляді лінгвістичних правил типу «ЯКЩО-ТО»;
- машина нечіткого логічного виведення, яка на основі правил бази знань визначає значення вихідної змінної у вигляді нечіткої множини, що відповідає нечітким значенням вхідних змінних.

Відомі нечіткі моделі типу Мамдані і типу Сугено. Ці моделі відрізняються форматом бази знань та процедурою ідентифікації. Крім того, після навчання модель типу Мамдані залишається прозорою, тобто її параметри — функції належності — легко інтерпретуються лінгвістичними термами, а для моделі типу Сугено типовим явищем є складність змістовної інтерпретації її параметрів. Але при великих обсягах вибірок експериментальних даних апроксимація за допомогою моделі типу Сугено забезпечує, як правило, більшу точність [22]. Тому для задач, де більш важливим є пояснення прийнятого рішення, перевагу мають нечіткі моделі типу Мамдані [23]. Відповідно до поставленої задачі у цьому дослідженні будемо використовувати нечітку модель типу Мамдані.

У моделі типу Мамдані взаємозв'язок між входами $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ і виходом y визначається нечіткою базою знань наступного формату:

$$\begin{aligned}
 &\text{ЯКЩО } (x_1 = a_1^{j1}) \text{ І } (x_2 = a_2^{j1}) \text{ І } \dots \text{ І } (x_n = a_n^{j1}) \\
 &\text{АБО } (x_1 = a_1^{j2}) \text{ І } (x_2 = a_2^{j2}) \text{ І } \dots \text{ І } (x_n = a_n^{j2}) \\
 &\dots \\
 &\text{АБО } (x_1 = a_1^{jk_j}) \text{ І } (x_2 = a_2^{jk_j}) \text{ І } \dots \text{ І } (x_n = a_n^{jk_j}) \\
 &\text{ТО } y = d_j, \quad j = 1, \dots, m,
 \end{aligned} \tag{3}$$

де a_i^{jp} — лінгвістичний терм, яким оцінюється змінна x_i в рядку з номером jp ($p = 1, \dots, k_j$), k_j — кількість рядків-кон'юнкцій, у яких вихід y оцінюється лінгвістичним термом d_j .

За допомогою операцій \cap (І) та \cup (АБО) нечітку базу знань перепишемо в більш компактному виді:

$$\bigcup_{p=1}^{k_j} \bigcap_{i=1}^n (x_i = a_i^{jp}) \rightarrow y = d_j, \quad j = 1, \dots, m. \tag{4}$$

Усі лінгвістичні терми в базі знань (4) представляють нечіткі множини, що задані відповідними функціями належності.

Ступінь належності вхідного вектора $X^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$ нечітким термам d_j з бази знань (4) визначається такими функціональними залежностями:

$$\mu^{d_j}(X^*) = \bigvee_{p=1, \dots, k_j} \bigwedge_{i=1, \dots, n} \left[\mu^{a_i^{jp}}(x_i^*) \right], \quad j=1, \dots, m, \tag{5}$$

де \vee (\wedge) - операція з s -норми (t -норми), тобто із множини реалізації логічних операцій АБО (І).

Для розрахунку функції належності залежної змінної y до терма-рішення d_j замінимо операцію нечіткого «І» (\wedge) добутком, а операцію нечіткого «АБО» (\vee) сумою з урізанням значення до одиниці, тобто

$$\begin{aligned} \mu^a(x) \wedge \mu^b(x) &= \mu^a(x) \cdot \mu^b(x), \\ \mu^a(x) \vee \mu^b(x) &= \min(1, \mu^a(x) + \mu^b(x)). \end{aligned} \tag{6}$$

Крім того, для досягнення більшої гнучкості моделі поставимо у відповідність кожному правилу нечіткої бази знань (4) число $w_{jp} \in [0,1]$, яке б означало ступінь достовірності jp -го правила. Тоді, враховуючи (6), вихід правила будемо обчислювати за формулою

$$g_{jp}(x_1, x_2, \dots, x_n) = w_{jp} \prod_{i=1}^n \mu_i^{jp}(x_i), \tag{7}$$

а вихід класу правил за формулою:

$$\mu^{d_j}(y) = \begin{cases} \sum_{p=1}^{k_j} g_{jp}(x_1, x_2, \dots, x_n), & \text{якщо } \sum_{p=1}^{k_j} g_{jp}(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq 1, \\ 1, & \text{інакше} \end{cases} \tag{8}$$

У якості рішення, що відповідає вектору фіксованих значень вхідних змінних $X^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$ обирається d_j з найбільшим значенням функції належності. Таким чином, ми побудували нечітку модель залежності (1).

Опишемо етап параметричної ідентифікації. Співвідношення (7)—(8) визначають узагальнену модель (1), структура якої відповідає нечіткій базі знань (4). Запишемо цю модель у вигляді

$$y = F(X, B, C, W) \quad (9)$$

де X — вхідний вектор; $W = \{w_{jp}\}$ — набір вагових коефіцієнтів правил;

$B = \{b_{is}\}$, $C = \{c_{is}\}$ — набори параметрів настройки функцій належності (2), що входять до бази знань; F — оператор зв'язку вхід-вихід, який включає наведені перетворення.

Для знаходження вектору невідомих параметрів (B, C, W), що мінімізують розходження модельних (9) та наявних статистичних даних про вихід об'єкта, скористаємося методом, який є аналогом методу навчання нейронних мереж. Тоді задача навчання нейронечіткої моделі може бути сформульована наступним чином: необхідно знайти такий вектор (B, C, W), що забезпечує

$$\sqrt{\sum_{j=1}^m \sum_{p=1}^{k_j} (y_{jp} - F(X_{jp}, B, C, W))^2} \rightarrow \min_{B, C, W}. \quad (10)$$

Для пошуку розв'язку задачі оптимізації (10) можна скористатися градієнтними методами. Але на заваді цьому може стати та обставина, що при заміні операції максимуму на додавання ми «обрізаємо» її для значень, більших за одиницю (6). Тому в цих точках функція є недиференційовною, що може викликати проблеми у збіжності для звичайних градієнтних методів. Тому для розв'язку задачі було використано r -алгоритм Н. З. Шора [24], який дозволяє знаходити локальний мінімум для недиференційовних функцій.

Вихід нечіткої моделі залежить від її структури, а саме бази знань і параметрів функцій належностей, реалізації логічних операцій. Знаходження структури і параметрів нечіткої моделі, що забезпечують мінімальне значення критерію (10) і є задачею ідентифікації.

Перейдемо до побудови математичної моделі оцінки ступеня проблемності банківського кредиту із застосуванням описаного нейро-нечіткого підходу (нейро-нечіткої моделі оцінки ступеня проблемності кредиту).

Грунтуючись на дослідженні чинників появи проблемної заборгованості та виявленні основних ознак проблемного кредиту, яке проведено авторами у роботі [25], основними факторами, що найбільше впливають на ступінь проблемності кредиту, обрано такі, які подано у табл. 1.

Таблиця 1

ФАКТОРИ, ЩО ВПЛИВАЮТЬ НА СТУПІНЬ ПРОБЛЕМНОСТІ КРЕДИТУ

Назва групи факторів	Назва фактору	Позначення
Зовнішні	інформаційний	x_1
	юридичний	x_2
	ринковий	x_3
Фінансові	кредитний (виконання договірних зобов'язань)	x_4
	застанва	x_5
	фінансовий стан	x_6
	валютний ризик	x_7
Організаційно-психологічні	ризик менеджменту/власників	x_8
	організаційний	x_9
	політичний вплив власників	x_{10}

Ці показники описані лінгвістично експертами-економістами, які займаються кредитуванням (див. табл. 2).

Таблиця 2

ЗМІСТ ТА ПОЗНАЧЕННЯ ФАКТОРІВ, ЩО ВПЛИВАЮТЬ НА СТУПІНЬ ПРОБЛЕМНОСТІ КРЕДИТУ

Позначка	Фактор	Значення	Зміст показника
x_1	інформаційний	<i>низький (Н)</i>	Наявність негативної інформації щодо позичальника у зовнішніх інформаційних джерелах не встановлено або вона поодинокі
		<i>середній (С)</i>	Негативна інформація щодо позичальника із зовнішніх джерел протягом тривалого часу
		<i>високий (В)</i>	Інформація щодо початку процедури банкрутства/ліквідації позичальника/застановадвця

Продовження табл. 2

Позначка	Фактор	Значення	Зміст показника
x2	юридичний	<i>низький (H)</i>	Відсутність судових позовів з боку кредиторів, наявність інших судових процесів, позовів, кримінальних справ у відношенні позичальника (посадових осіб позичальника)/поручителів та майнових поручителів, а також власників позичальника, які можуть негативно вплинути на виконання позичальником своїх зобов'язань за договором на проведення кредитної операції
		<i>середній (C)</i>	Ризикована юридична структура кредитної операції, визнання або ризик визнання недійсними договорів за кредитними операціями
		<i>високий (B)</i>	Ухвалення рішення щодо початку процедури банкрутства/ліквідації за рішенням власника*
x3	ринковий	<i>низький (H)</i>	Зростаючий, стабільний або недовготривалий негативний тренд на ринку діяльності позичальника
		<i>середній (C)</i>	Часті зміни постачальників/покупців, питома вага яких у загальному об'ємі поставок/продаж складає більше 25 %, за виключенням випадків коли такі зміни у структурі постачальників / покупців є звичайними для типу бізнес-діяльності позичальника. Галузева криза, регіональна криза, у тому числі зміни в законодавстві, які можуть негативно впливати на діяльність позичальника
		<i>високий (B)</i>	Суттєві зміни на ринку збуту продукції позичальника
x4	кредитний (виконання договірних зобов'язань)	<i>низький (H)</i>	Стабільне виконання або одноразове невиконання умов/зобов'язань за кредитним договором/застави з об'єктивних причин. Юридичне оформлення договорів та структури кредиту/забезпечення не ризиковане

Продовження табл. 2

Позначка	Фактор	Значення	Зміст показника
x4	кредитний виконання (виконання договірних зобов'язань)	<i>середній (C)</i>	Систематичне невиконання позичальником/лімітною групою договірних умов/зобов'язань по оформленню забезпечення
		<i>високий (B)</i>	Наявність простроченої заборгованості по погашенню кредиту та/або нарахованим відсоткам та комісіям за договором на проведення кредитної операції з банком або іншими банками, строком 30 календарних днів та більше
x5	застава	<i>низький (H)</i>	Наявність поруки кінцевих власників бізнесу, ліквідної застави (депозит, ліквідна нерухомість або активи, що мають безпосереднє значення для бізнесу позичальника/власників), застави акцій/корпоративних прав позичальника
		<i>середній (C)</i>	Ринкова вартість застави впала в результаті змін на ринку на 30 % та більше, коефіцієнт забезпечення ліквідною заставою менше 1.0
		<i>високий (B)</i>	Відсутність ліквідної застави, навіть при наявності поруки власників. Відсутність поруки кінцевих власників бізнесу, коефіцієнт забезпечення ліквідною заставою менше 0.5. Погіршення стану заставного майна або його пошкодження (зникнення), при цьому, рівноцінна заміна заставного майна відсутня
x6	фінансовий стан	<i>низький (H)</i>	Стабільний фінансовий стан позичальника, щодо інвестиційних проєктів можливі труднощі з виконанням бізнес-плану (ТЕО), зміщення термінів виконання етапів інвестиційного проєкту, які можуть призвести до затримок у погашенні кредиту

Продовження табл. 2

Позначка	Фактор	Значення	Зміст показника
x6	фінансовий стан	<i>середній (C)</i>	Затримка виплати заробітної плати 3 та більше місяців, погіршення показників обіговості оборотного капіталу (запасів та дебіторської заборгованості за товари/роботи/послуги більш ніж на 30 % відносно аналогічного періоду попереднього року), надання фінансової звітності з затримкою більше 2 місяців, негативні аудиторські висновки
		<i>високий (B)</i>	Суттєве погіршення фінансового стану позичальника, ненадання протягом 3х місяців або надання недостовірної фінансової звітності, невиконання ТЕО або плану інвестиційного проекту*
x7	валютний	<i>низький (H)</i>	Валюта кредитного портфелю позичальника відповідає валюті кредитування (менше 30% відсотків кредитного портфелю сформовано в іноземній валюті)
		<i>середній (C)</i>	30-60% кредитного портфелю позичальника сформовано в валюті надходження грошових коштів, девальвація валюти до 20 %
		<i>високий (B)</i>	Більше 60 % кредитного портфелю позичальника/групи сформовано в іноземній валюті, девальвація національної валюти на 20 % та більше
x8	ризик менеджменту/власників	<i>низький (H)</i>	Висока «плинність» керівного складу та ключових осіб позичальника, але при інших негативних факторах зберігається лояльність власників до банку та наміри щодо погашення кредиту
		<i>середній (C)</i>	Непередбачувані та/або часті зміни кінцевих власників
		<i>високий (B)</i>	Конфлікт власників. Небажання менеджменту/власників вести переговори з банком. Системна протидія юридичним діям банку

Закінчення табл. 2

Позначка	Фактор	Значення	Зміст показника
x9	організаційні	<i>низький (H)</i>	Структура бізнесу стабільна або зміни відбуваються відповідно до завчасної інформації кредитора, отриманої від позичальника
		<i>середній (C)</i>	Розпочався/триває процес злиття, поглинання та реорганізації бізнесу позичальника/групи, які можуть негативно вплинути на виконання позичальником своїх зобов'язань за договором на проведення кредитної операції. Непрозора організаційна структура групи, непрозорі фінансові потоки між підприємствами групи
		<i>високий (B)</i>	Переведення активів позичальника та/або інших підприємств лімітної групи та/або активів власників позичальника/лімітної групи на баланс третіх юридичних осіб або на користь фізичних осіб
x10	політичний вплив власників	<i>низький (H)</i>	Власники групи позичальника не є членами партій, депутатами місцевих рад чи ВР, політичними діячами
		<i>середній (C)</i>	Власники групи позичальника є членами місцевих політичних структур або мають зв'язки/вплив на політичних гравців національного рівня
		<i>високий (B)</i>	Власники групи позичальника є членами ВР, державними службовцями або їх помічниками, політичні гравці національного рівня

* На практиці, процедура банкрутства є юридичною схемою захисту від вимог кредитора (мораторій), яка широко використовується для проведення переговорів з кредитором про сприятливіші умови реструктуризації боргу. Тому комбінація високого юридичного ризику та низького відносно власника (тобто, власник бізнесу веде переговори) може призвести до переходу у процедуру санації, а потім реструктуризацію та погашення боргу. Саме це підкреслює більш суттєву значимість якісних характеристик, ніж фінансових (кількісних) для оцінки ступеня проблемності кредиту.

В якості значень інтегральної оцінки ступеня проблемності кредиту (y) оберемо такі лінгвістичні значення:

— *низький* (H), якщо були виконані умови кредитного договору між позичальником і банком у повному обсязі,

— *середній* (C), якщо умови кредитного договору були виконані більш ніж на 50% від первинних умов;

— *високий* (B), якщо умови кредитного договору були виконані менш ніж на 50% від первинних умов;

— *дефолтний* ($Dф$), якщо умови кредитного договору виконані не були, тобто кредит був списаний.

Нейронечітку модель залежності ступеня проблемності кредиту від факторів-показників позичальника $x1, x2, \dots, x10$ представимо у наступному виді:

$$y = f(x1, x2, x3, x4, x5, x6, x7, x8, x9, x10). \quad (11)$$

Побудову моделі (11) у явному вигляді почнемо з формування нечіткої продукційної бази знань [26], яка є сукупністю нечітких експертно-лінгвістичних правил типу «ЯКЩО-ТО», що зв'язують між собою лінгвістичні оцінки вхідних змінних ($x1, x2, \dots, x10$) і вихідної змінної y .

Для збору фактичного матеріалу по описаному вище набору факторів було відібрано 21 кредитний договір. По кожному кредитному договору зафіксовані умови (дата видачі, планована і фактична дати погашення, обсяг позички, відсоток, тип забезпечення), характеристики господарської діяльності позичальника, параметри фактичного виконання договору (сплачені і списані відсотки і штрафи, максимальний і середній за період дії обсяг позички). Проведено аналіз обраних кредитних договорів за описаними вище факторами $x1-x10$ з табл. 1 та 2.

На основі проведеного аналізу правило прийняття рішення щодо ступеня проблемності кредиту за першим кредитним договором може бути представлено лінгвістичним висловлюванням типу: ЯКЩО $\langle x1 \text{ низький} \rangle$ І $\langle x2 \text{ середній} \rangle$ І $\langle x3 \text{ високий} \rangle$ І $\langle x4 \text{ високий} \rangle$ І $\langle x5 \text{ високий} \rangle$ І $\langle x6 \text{ високий} \rangle$ І $\langle x7 \text{ середній} \rangle$ І $\langle x8 \text{ середній} \rangle$ І $\langle x9 \text{ середній} \rangle$ І $\langle x10 \text{ середній} \rangle$ ТО $\langle \text{ступінь проблемності кредиту у високий} \rangle$. Це правило наведено у рядку КД1 в табл. 3. Подібним чином формується вся нечітка база знань.

Таблиця 3

ВХІДНІ ДАНІ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ СТУПЕНЯ ПРОБЛЕМНОСТІ КРЕДИТУ

№ кредитного договору (КД)	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	y
КД1	Н	С	В	В	В	В	С	С	С	С	В
КД2	Н	Н	С	Н	С	В	Н	С	Н	С	В
КД3	С	Н	В	В	В	В	С	С	Н	В	С
КД4	Н	Н	В	Н	С	В	В	Н	Н	В	В
КД5	С	В	Н	В	С	В	В	Н	С	С	В
КД6	Н	Н	В	Н	Н	В	Н	Н	Н	Н	Н
КД7	В	В	Н	В	В	С	Н	Н	Н	Н	Н
КД8	Н	Н	В	Н	В	В	В	Н	Н	Н	Н
КД9	Н	Н	Н	Н	В	В	Н	В	С	В	С
КД10	Н	Н	В	В	Н	В	В	В	В	С	Дф
КД11	Н	Н	В	Н	Н	В	В	Н	В	Н	Н
КД12	Н	Н	Н	Н	С	В	В	Н	Н	С	Н
КД13	Н	Н	Н	Н	С	С	В	Н	Н	Н	Н
КД14	Н	В	С	В	С	В	В	В	В	С	Дф
КД15	С	В	Н	В	В	В	В	С	Н	Н	Н
КД16	Н	Н	С	Н	В	С	В	Н	Н	Н	Н
КД17	Н	Н	В	Н	С	В	Н	Н	Н	С	Н
КД18	Н	Н	Н	В	С	В	В	В	В	Н	Дф
КД19	С	Н	Н	В	В	В	В	В	В	Н	С
КД20	Н	Н	В	В	С	В	В	Н	С	В	С
КД21	Н	Н	В	В	С	В	В	С	Н	В	С

Таким чином, для побудови моделі (5) сформовано нечітку базу знань як систему нечітких лінгвістичних висловлювань типу «ЯКЩО-ТО», які зв'язують лінгвістичні оцінки (*низький, середній, високий*) вхідних змінних з вихідною змінною *y*. Вихідна змінна, як було зазначено вище, приймає чотири значення. Класи та їх центри для вихідної змінної *y* наведено у табл. 4.

Таблиця 4

Клас	Значення	Центр класу	Значення центру
K_1	H	z_1	1
K_2	C	z_2	2
K_3	B	z_3	3
K_4	$Дф$	z_4	4

Представимо в табл. 5 базу знань з табл. 3 у вигляді, більш зручному для конструювання економіко-математичних моделей.

Таблиця 5

КОМПАКТНИЙ ВИГЛЯД БАЗИ ЗНАТЬ

j	p	$x1$	$x2$	$x3$	$x4$	$x5$	$x6$	$x7$	$x8$	$x9$	$x10$
1	1	Н	Н	В	Н	Н	В	Н	Н	Н	Н
	2	В	В	Н	В	В	С	Н	Н	Н	Н
	3	Н	Н	В	Н	В	В	В	Н	Н	Н
	4	Н	Н	В	Н	Н	В	В	Н	В	Н
	5	Н	Н	Н	Н	С	В	В	Н	Н	С
	6	Н	Н	Н	Н	С	С	В	Н	Н	Н
	7	С	В	Н	В	В	В	В	С	Н	Н
	8	Н	Н	С	Н	В	С	В	Н	Н	Н
	9	Н	Н	В	Н	С	В	Н	Н	Н	С
2	1	С	Н	В	В	В	В	С	С	Н	В
	2	Н	Н	Н	Н	В	В	Н	В	С	В
	3	С	Н	Н	В	В	В	В	В	В	Н
	4	Н	Н	В	В	С	В	В	Н	С	В
	5	Н	Н	В	В	С	В	В	С	Н	В
3	1	Н	С	В	В	В	В	С	С	С	С
	2	Н	Н	С	Н	С	В	Н	С	Н	С
	3	Н	Н	В	Н	С	В	В	Н	Н	В
	4	С	В	Н	В	С	В	В	Н	С	С
4	1	Н	Н	В	В	Н	В	В	В	В	С
	2	Н	В	С	В	С	В	В	В	В	С
	3	Н	Н	Н	В	С	В	В	В	В	Н

Функції $\mu^{d_j}(y)$, $j = 1, \dots, 4$, залежать від функцій належності факторів-показників діяльності позичальника, вид яких визначається згорткою за функціями (6) на основі побудованої бази знань (табл. 5). Для прикладу наведемо розрахунок функції належності вихідної змінної у для класу K_4 від функцій належності вхідних факторів, а саме:

$$\mu^{d_4}(y) = \min \left\{ \begin{aligned} &1, \\ &w_{41} \cdot \mu^H(x_1) \cdot \mu^H(x_2) \cdot \mu^B(x_3) \cdot \mu^B(x_4) \cdot \mu^H(x_5) \cdot \\ &\quad \cdot \mu^B(x_6) \cdot \mu^B(x_7) \cdot \mu^B(x_8) \cdot \mu^B(x_9) \cdot \mu^C(x_{10}) + \\ &+ w_{42} \cdot \mu^H(x_1) \cdot \mu^B(x_2) \cdot \mu^C(x_3) \cdot \mu^B(x_4) \cdot \mu^C(x_5) \cdot \\ &\quad \cdot \mu^B(x_6) \cdot \mu^B(x_7) \cdot \mu^B(x_8) \cdot \mu^B(x_9) \cdot \mu^C(x_{10}) + \\ &+ w_{43} \cdot \mu^H(x_1) \cdot \mu^H(x_2) \cdot \mu^H(x_3) \cdot \mu^B(x_4) \cdot \mu^C(x_5) \cdot \\ &\quad \cdot \mu^B(x_6) \cdot \mu^B(x_7) \cdot \mu^B(x_8) \cdot \mu^B(x_9) \cdot \mu^H(x_{10}), \end{aligned} \right. \quad (12)$$

де w_{jp} — вага jp -го правила — число в діапазоні $[0,1]$, яке характеризує суб'єктивну міру впевненості експерта відносно висловлювання з номером jp , $j = 1, \dots, 4$, $p = 1, \dots, k_j$, (для $j = 4$, $k_j = 3$) з бази знань.

Подібно до (12) здійснюється розрахунок функцій належності вихідної змінної до інших лінгвістичних термів. Визначення точного значення результуючої змінної на основі цих функцій належності можна здійснити за співвідношенням, що реалізує представлення об'єкту (1) у явному вигляді:

$$y = \frac{\sum_{j=1}^4 z_j \mu^{d_j}(y)}{\sum_{j=1}^4 \mu^{d_j}(y)}, \quad (13)$$

де d_j — лінгвістичні значення змінної у (H , C , B або $D\phi$). У якості центрів класів обрано значення $z_1 = 1$, $z_2 = 2$, $z_3 = 3$ та $z_4 = 4$ згідно табл. 4.

Для комп'ютерної реалізації запропонованого підходу було розроблено програмне забезпечення у середовищі Visual C++.

Далі наведемо результати моделювання за нейро-нечіткою моделлю, що отримані за допомогою розробленого програмного забезпечення.

Якість моделі оцінюємо за значеннями абсолютного і відносного середньоквадратичного відхилення між результатом розрахунку моделі та даними зі статистичної вибірки (див. рис. 1).

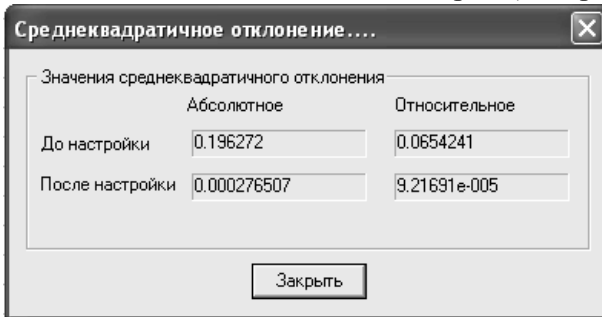


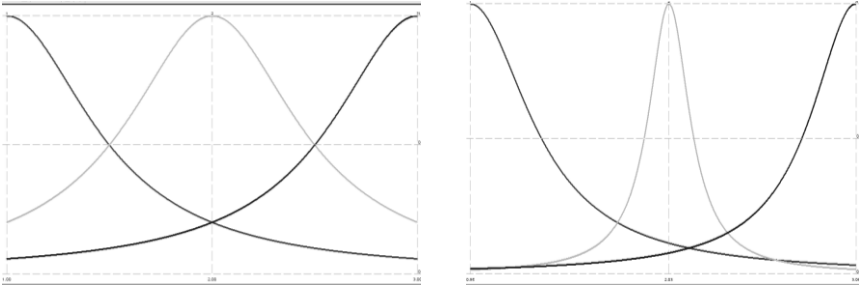
Рис. 1. Оцінка точності моделювання ступеня проблемності кредиту на базі нейро-нечіткої моделі

У табл. 6 наведено значення параметрів w для кожного правила з бази знань до і після навчання та графіки функції належності вхідної змінної x_1 також до та після навчання (див. рис. 2).

Таблиця 6

ЗНАЧЕННЯ ПАРАМЕТРІВ w ДО І ПІСЛЯ НАВЧАННЯ

№ правила	w до навчання	w після навчання	№ правила	w до навчання	w після навчання
11	1	0.997707	23	1	0.00129623
12	1	1.0000	24	1	0.991411
13	1	0.806101	25	1	0.982676
14	1	0.994244	31	1	1.0000
15	1	0.912973	32	1	0.151294
16	1	0.99418	33	1	0.770405
17	1	0.939074	34	1	0.997798
18	1	0.975686	41	1	0.979853
19	1	0.535094	42	1	0.925271
21	1	0.997336	43	1	0.948666
22	1	0.999332			



а) до навчання

б) після навчання

Рис. 2. Функції належності значення змінної x_1 відповідному нечіткому терму (*низький, середній, високий*) до та після навчання

З табл. 6 випливає, що вага правил 19, 23 та 32 стала незначною, що вказує на їх деяку суперечливість. На рис. 3 представлені результати розрахунків за нейро-нечіткою моделлю залежності (13) до і після навчання.

Таким чином, як видно з графіку (рис. 3б), модель оцінки залежності ступеня проблемності кредиту від факторів-показників його діяльності після навчання практично співпадає з графіком, побудованим за даними статистичної вибірки (табл. 3).



а) до навчання

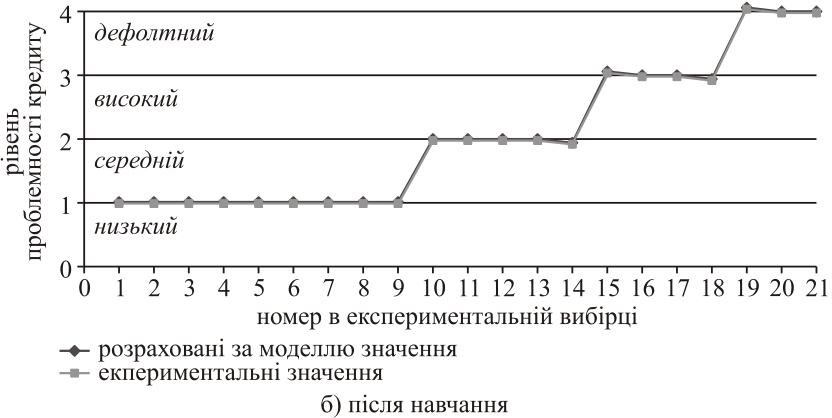


Рис. 3. Експериментальні та розраховані за моделлю значення ступеня проблемності кредиту до і після навчання

Побудована нейро-нечітка модель представляє нелінійну аналітичну залежність впливу змін розглянутих показників діяльності позичальника на ступінь проблемності його кредиту. На виході у моделі обчислений ступінь проблемності кредиту (залежна змінна y) приймає значення у діапазоні [1, 4].

Через недосконалість інформації про діяльність та фінансовий стан позичальника, її нечіткість, іноді навіть суперечливість, недоцільно було б орієнтуватися лише на одну сукупність параметрів, на яких ступінь проблемності кредиту досягає мінімального або максимального значення. Побудована модель надає можливість дослідити й дати рекомендації відносно діапазонів змін вхідних факторів, при яких ступінь проблемності нехай і не досягає найменшого значення (або найбільшого), але залишається стійко близьким до цього мінімального (або максимального) значення. Такий модельний аналіз впливу зміни умов зовнішнього середовища чи основних факторів діяльності позичальника на ступінь проблемності його кредиту подано на рис. 4, 5.

Проаналізуємо зміну ступеня проблемності кредиту при одночасній зміні інформаційного та юридичного факторів (для усіх інших факторів прийнято, що вони знаходяться на високому рівні). Як видно з рис. 4, при зміні інформаційного фактора на усьому діапазоні та зміні юридичного фактора від низького до середнього ступінь проблемності кредиту знаходиться на середньому

рівні, а при зміні юридичного фактору до високого ступеня рівень проблемності кредиту також підвищується до високого ступеня.

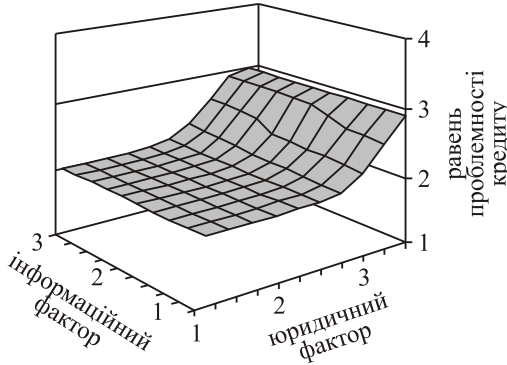


Рис. 4. Вплив зміни інформаційного та юридичного факторів на ступінь проблемності кредиту

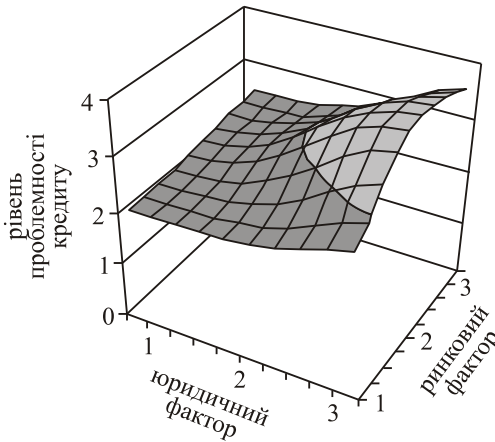


Рис. 5. Вплив зміни юридичного та ринкового факторів на ступінь проблемності кредиту

Проаналізуємо зміну ступеня проблемності кредиту при одночасній зміні юридичного та ринкового факторів (для усіх інших факторів прийнято, що вони знаходяться на високому рівні). Як видно з рис. 6, при зміні юридичного фактора від низького до ви-

сокого ступеня рівень проблемності кредиту змінюється від середнього до високого ступеня, а при одночасній зміні ринкового фактору до середнього та високого ступеня рівень проблемності кредиту підвищується до дефолтного ступеня.

Відзначимо ще одну важливу властивість побудованої нейро-нечіткої моделі, а саме можливість поповнення її факторами-показниками, що впливають на ступінь проблемності кредиту (це не вносить суттєвих змін в алгоритм побудови нейро-нечіткої моделі).

Висновки

В основу побудови моделі оцінки ступеня проблемності банківського кредиту покладені нейро-нечіткі технології, які дозволяють розширити можливості моделювання складних об'єктів, процесів, що є актуальною задачею у реальних умовах при відсутності достовірних даних, неповної і нечіткої інформації про об'єкт дослідження, складних нелінійних залежностей виходів від входів системи. Побудована нейро-нечітка модель реалізує нелінійну аналітичну залежність ступеня проблемності кредиту від впливу змін факторів зі сформованого переліку показників діяльності позичальника та умов зовнішнього середовища. Розроблену модель можна використовувати для:

— розрахунку прогнозного значення ступеня проблемності кредиту;

— визначення діапазонів зміни кожного з показників діяльності позичальника та зовнішніх умов його функціонування, за яких ступінь проблемності кредиту залишається високим.

Модель на основі нейро-нечіткого підходу може слугувати підґрунтям для створення систем підтримки прийняття рішень з управління проблемним кредитом з метою зниження обсягів проблемної заборгованості у кредитному портфелі банку.

Література

1. Rose, Peter S. *Bank Management & Financial Services* / Peter S. Rose, Sylvia C. Hudgins. — McGraw-Hill, 2005. — 782 p.
2. *Sinkey, Joseph F. Commercial Bank Financial Management in the Financial-Services Industry (6th edition)* / Joseph F. Sinkey, Jr. — New Jersey: Prentice Hall; 2002. — 696 p.
3. *Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards [Електронний ресурс]* Basel Committee on Ban-

king Supervision, 2006. — Режим доступу: <http://www.bis.org/publ/bcbs128.pdf>.

4. *Вітлінський В. В.* Концептуальні засади ризикології у фінансовій діяльності / В.В. Вітлінський // *Фінанси України*. — 2003. — № 3. — С. 3—9.

5. *Вітлінський В. В.* 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», 2000. — 251 с.

6. *Вишняков И. В.* Методы и модели оценки кредитоспособности заемщиков. СПб.: Изд-во СПбГИЭА. — 1998. — 51 с.

7. *Едророва В. Н., Хасянова С. Ю.* Модели анализа кредитоспособности заемщика // *Финансы и кредит*. — 2002. — № 6 (96). — С. 9—15.

8. *Жоваников В. Н.* Менеджмент кредитных рисков: теоретические аспекты и практические решения // *Финансы и кредит*. — 2003. — № 10 (124). — С. 2—15.

9. *Чайковський В. В.* Оцінка кредитоспроможності позичальника // *Вісник НБУ*. — 2003. — № 11. — С. 30—34.

10. *Altman E. I.* Financial Ratios, Discriminant Analysis and the prediction of Corporate Bankruptcy // *Jornal of Finance*, September. — 1968. — P. 589-609.

11. *Altman E.I.* Futher Empirical Investigation of the Bankruptcy Cost Question // *Journal of Finance*, September 1984. — P. 1067—1089 [Електронний ресурс]. Режим доступу: // <http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/index.html>.

12. *Згуровский М. З.* Комплексный анализ риска банкротства корпораций в условиях неопределенности. Часть 1 / М. З. Згуровский, Ю. П. Зайченко // *Системні дослідження та інформаційні технології*. — 2012. — № 1. — С. 113—128.

13. *Терещенко О.* Дискримінантний аналіз в оцінці кредитоспроможності підприємства // *Вісник НБУ*. — 2003. — № 6. — С. 24—27.

14. *Матвійчук А. В.* Моделювання фінансової стійкості підприємств із застосуванням теорій нечіткої логіки, нейронних мереж і дискримінантного аналізу / А. В. Матвійчук // *Вісник НАН України*. — 2010. — № 9. — С. 24—46.

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

16. *Saaty Tomas L.* Theory of the Analytic Hierarchy Process, Part 2.1 // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2003. — № 1. — С. 48—72.

17. *Ларичев О. И. Мошкович Е. М.* Качественные методы принятия решений. Вербальный анализ решений. — М.: Наука, 1996. — 207 с.

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

19. *Haykin S.* Neural Networks: A Comprehensive Foundation, second edition. — New Jersey: Prentice-Hall, 1999. — 823 p.

20. *Ross T.* Fuzzy Logic with Engineering Application. 2nd edition. — England: WILEY, 2004. — 629 p.

21. *Ротштейн О. П.* Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети / О. П. Ротштейн. — Винница: Універсум-Вінниця, 1999. — 320 с.

22. *Штовба С. Д.* Идентификация нелинейных зависимостей с помощью нечеткого логического вывода в системе MATLAB / С. Д. Штовба // Exponenta Pro. Математика в приложениях. — 2003. — №2. — С. 9—15.

23. *Zimmerman H.-J.* Fuzzy Sets Theory – and Its Applications. 3-ed. — Boston: Kluwer Academic Publishers, 1996. — 435 p.

24. *Шор Н. З.* Методы минимизации недифференцируемых функций и их приложения / Н.З. Шор. — Киев: Наук. думка, 1979. — 199 с.

25. *Білай О. С.* Проблемна заборгованість: основні ознаки та засоби підвищення ефективності повернення кредитів / О. С. Білай, А. П. Дучинський // Економіка ринкових відносин. — 2011. — № 8. — С. 204—208.

26. *Гаврилова Т. А.* Базы знаний интеллектуальных систем / Т. А. Гаврилова, В. Ф. Хорошевский. — Спб.: Питер, 2000. — 384 с.

Стаття надійшла до редакції 17.12.2012