



Дослідження/

■ **Олексій Васильєв**
Oleksii Vasyliev

Доктор фізико-математичних наук, професор кафедри теоретичної фізики фізичного факультету Київського національного університету імені Тараса Шевченка

Sc.D., Professor of the Theoretical Physics Department of the Faculty of Physics of the Taras Shevchenko National University of Kyiv

Принципи скорингового моделювання

Scoring modeling principles

У статті проаналізовано основні методологічні підходи, які застосовуються при скоринговому моделюванні. Зокрема, розглянуто метод експертних оцінок, метод моделювання на основі лінійної рейтингової функції та методику створення скорингових моделей на основі штучних нейронних мереж. Досліджено також переваги та недоліки кожного підходу.

The article analyzes basic methodological approaches used in scoring modeling. In particular, there are considered the method of expert estimation, the method of modeling on the basis of linear rating function, and the methodology for creation of scoring models on the basis of artificial neural networks. The advantages and disadvantages of every approach are also discussed.

Ключові слова: скоринг, рейтингова функція, регресійна модель, штучна нейронна мережа.

Key words: scoring, rating function, regression model, artificial neural network.

ОСНОВНІ ВИДИ СКОРИНГОВОГО МОДЕЛЮВАННЯ

Системи скорингового оцінювання дедалі частіше застосовують суб'єкти сучасного вітчизняного ринку кредитування [1–7]. Основою таких систем оцінювання є здебільшого математичні моделі, які дають змогу розрахувати кредитний рейтинг потенційного позичальника. Базуючись на значенні рейтингу, банківський експерт робить висновок про доцільність чи недоцільність надання кредиту. В спрощеному вигляді процедура рейтингового оцінювання потенційного позичальника кредитної установи полягає у визначенні ряду параметрів чи характеристик позичальника (наприклад, шляхом анкетування), а потім розрахунку на основі цих характеристик рейтингу позичальника. Функція, за допомогою якої на основі характеристик позичальника розраховується його числовий рейтинг, називається рейтинговою функцією.

На перший погляд здається, що це проста схема. Проте її практична реалізація є вельми складною і потребує залучення значних ресурсів. Серед основних проблем, які доводиться

вирішувати при створенні скорингової моделі, виокремимо такі:

1. Надзвичайно важливе значення має набір параметрів (характеристик), які слід брати до уваги при розрахунку рейтингу позичальника. Такий набір параметрів є специфічним для кожної фінансово-економічної системи, а його визначення є окремим вельми складним завданням для експертів банку;

2. Ключовою при побудові скорингової моделі є процедура вибору та розрахунку параметрів рейтингової функції. Як правило, в процесі створення моделі загальний функціональний вигляд для рейтингової функції постулюється. Параметри, що входять до відповідного математичного виразу, розраховуються на основі статистичних даних. Проблема полягає в тому, що, зафіксувавши загальний вигляд для рейтингової функції, ми автоматично обмежуємо клас функціональних залежностей для визначення причинно-наслідкового зв'язку між параметрами (характеристиками) позичальника та його надійністю як отримувача кредиту. Оскільки вибір типу рейтингової функції здебільшого ґрунтується на певних інтуїтивних уявленнях дослідника чи експерта про

характер причинно-наслідкових зв'язків у фінансово-економічній системі, на цьому етапі в модель можуть бути внесені системні помилки;

3. Наріжним каменем у будь-якому скоринговому моделюванні є база даних зі статистичною інформацією про кредитні історії клієнтів. На основі цієї інформації фактично й визначаються основні параметри скорингової моделі. Відсутність чи наявність відповідної бази даних багато в чому визначає ефективність скорингового моделювання.

Крім зазначених суто “технологічних” факторів, слід взяти до уваги, що готова до використання скорингова модель є комерційним продуктом, який, за певних умов може істотно впливати на конкурентоспроможність банку на ринку кредитних послуг. Унаслідок цього прикладні і теоретичні розробки в даній сфері часто є комерційною таємницею. Ця обставина серйозно ускладнює відповідні наукові дослідження.

Є кілька концептуальних підходів щодо скорингового моделювання. Розглянемо три методики, які найчастіше використовуються на практиці. Це створення моделей на основі:

- експертного оцінювання [2];

- лінійних рейтингових функцій [3, 6–9];
- штучних нейронних мереж [10–12].

Кожний із цих підходів має свої переваги та недоліки, на яких ми в основному і зосередимо увагу.

МОДЕЛІ НА ОСНОВІ ЕКСПЕРТНОГО ОЦІНЮВАННЯ

Цей тип скорингового моделювання в певному сенсі є дещо інтуїтивним і зазвичай використовується у випадках, коли відчувається суттєва нестача статистичних даних або інформація щодо кредитно-фінансового ринку є неповною [2]. Основа методу полягає в тому, що для оцінювання залучаються експерти, кожен з яких фактично пропонує власну рейтингову функцію – як правило, це лінійні рейтингові функції. В результаті для позичальника визначається кілька рейтингів, їх кількість і вид залежать від чисельності експертів, які беруть участь в оцінюванні. Щоб на основі цієї інформації визначити справжній рейтинг позичальника, необхідно скористатися процедурою усереднення коефіцієнтів рейтингових функцій. Так, якщо кількість експертів, які беруть участь в оцінюванні, позначити через m , а через x_1, x_2, \dots, x_n позначити числові значення параметрів, якими характеризується позичальник, то кожен з експертів визначатиме рейтинг позичальника відповідно до співвідношення:

$$f_i(x_1, x_2, \dots, x_n) = k_{i,1}x_1 + k_{i,2}x_2 + \dots + k_{i,n}x_n, \quad (1)$$

де $f_i(x_1, x_2, \dots, x_n)$ означає рейтингову функцію i -го експерта (індекс $i = 1, 2, \dots, m$), а через $k_{i,j}$ позначений коефіцієнт, що входить до виразу для рейтингової функції i -го експерта і відповідає характеристикі позичальника x_j (індекс $j = 1, 2, \dots, n$). Для побудови загальної рейтингової функції необхідно розраховувати середньоарифметичні значення для коефіцієнтів [2]:

$$k_j = \frac{k_{1,j} + k_{2,j} + \dots + k_{m,j}}{m}, \quad (2)$$

для всіх індексів $j = 1, 2, \dots, n$.

Рейтингова функція скорингової моделі визначатиметься при цьому таким чином:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = k_1x_1 + k_2x_2 + \dots + k_nx_n. \quad (3)$$

Тут наведено загальний алгоритм створення скорингової моделі на основі експертних оцінок. На практиці розрахунки можуть бути дещо складнішими. Наприклад, часто се-

ред факторів, які характеризують позичальника, є не кількісні – тобто такі, що не можуть бути виражені у вигляді числового значення. В рамках запропонованого підходу для врахування в скоринговій моделі таких факторів відбувається попереднє групування позичальників за відповідними якісними ознаками (наприклад, характер професійної діяльності позичальника чи конфесійна приналежність). Для кожної з груп певним експертом пропонується окрема рейтингова функція виду (1). Відповідні розрахунки (усереднення коефіцієнтів рейтингових функцій) виконуються за кожною окремою групою позичальників. Зрозуміло, що обсяг розрахунків у цьому випадку може значно збільшитися.

Ще один із варіантів скорингового моделювання на основі експертних оцінок передбачає використання теорії нечітких множин для класифікації позичальників за різними класами чи категоріями [2]. В загальних рисах процедура порівняно з попередньою дещо модифікується. Як і в першому підході, кожен з експертів, що бере участь в оцінюванні, пропонує свій варіант рейтингової функції, в результаті для позичальника створюється набір рейтингових оцінок. Однак за такого підходу замість усереднення коефіцієнтів рейтингових функцій виконується класифікація позичальника на основі набору рейтингів, отриманих від різних експертів. У цьому випадку необхідно знати ймовірності належності позичальника до певного класу (категорії). Наприклад, якщо всі позичальники розподіляються на s класів, то необхідно знати набір функцій $P_q(z)$, де індекс $q = 1, 2, \dots, s$ визначає клас позичальника, через z позначено рейтинг позичальника, а значення функції $P_q(z)$ є ймовірністю того, що позичальник із рейтингом z належить до q -го класу. Очевидно, що для кожного фіксованого значення z має виконуватися така рівність:

$$P_1(z) + P_2(z) + \dots + P_s(z) = 1. \quad (4)$$

Якщо група з m експертів оцінила позичальника відповідно з рейтингами z_1, z_2, \dots, z_m , то ймовірність належності позичальника до q -го класу згідно з оцінкою i -го експерта (індекс $i = 1, 2, \dots, m$) визначається як $P_q(z_i)$. Якби експерт був єдиним, то клас позичальника можна визначити таким чином [2]:

– для цього значення рейтингу позичальника розраховуються ймовірності належності до кожного з класів;

– позичальника відносять до того класу, ймовірність належності до якого є найбільшою.

Проблема, однак, у тому, що за наявності різних експертів позичальник характеризується набором з m рейтингових оцінок. Кожною з цих оцінок визначається окремий клас приналежності позичальника. Виходом із такої ситуації є розрахунок середніх значень ймовірностей належності до кожного з класів [2]. Усереднення виконується за множиною експертних оцінок. А саме, для кожного з індексів $q = 1, 2, \dots, s$ розраховуються значення

$$R_q = \frac{P_q(z_1) + P_q(z_2) + \dots + P_q(z_m)}{m}. \quad (5)$$

Індекс q , для якого параметр R_q набуває найбільшого значення, є індексом класу, до якого відносять позичальника.

Метод скорингового моделювання відносно простий, однак має ряд суттєвих недоліків. Головний із них – відсутність надійних критеріїв для аналізу достовірності експертних оцінок.

МОДЕЛІ НА ОСНОВІ ЛІНІЙНИХ РЕЙТИНГОВИХ ФУНКЦІЙ

Вельми популярними є скорингові моделі, в яких використовуються лінійні рейтингові функції. До таких моделей належать широко відомі моделі Альтмана та Фулмера [3, 8, 9]. Їхньою характерною рисою є те, що рейтингова функція, значення якої фактично і є рейтингом позичальника, визначається на основі лінійної комбінації факторів x_1, x_2, \dots, x_n які характеризують позичальника:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = k_1x_1 + k_2x_2 + \dots + k_nx_n. \quad (6)$$

Коефіцієнти k_1, k_2, \dots, k_n лінійної комбінації в сумі (6) визначаються на основі статистичних даних. Таким чином, скорингові моделі з лінійною рейтинговою функцією можуть відрізнятися набором параметрів x_1, x_2, \dots, x_n , якими характеризується позичальник, та коефіцієнтами k_1, k_2, \dots, k_n , з якими дані параметри входять у вираз для лінійної комбінації, що визначає рейтингову функцію.

Порівняно з попереднім підходом (метод експертних оцінок) принципова різниця полягає в тому, що коефіцієнти k_1, k_2, \dots, k_n визначаються не на основі оцінок експертів, а шляхом обробки статистичних даних та зв'язання відповідної задачі оптимізації. Зрозуміло, у випадку моделювання на основі лінійної рейтингової функції менеджери банків можуть використовувати і теорію нечітких

множин – за наведеною вище схемою, але з поправкою на те, що за наявності єдиної рейтингової функції немає потреби усереднювати ймовірності належності позичальника до різних класів.

Основними факторами, що ускладнюють застосування на практиці цього методу моделювання, є відсутність достатньої статистичної бази даних. Проте це не єдина проблема, з якою стикаються дослідники. Серйозні проблеми можуть виникнути внаслідок використання саме лінійної рейтингової функції для оцінки позичальника. Проілюструємо це на простому прикладі. Припустимо, що позичальник, який характеризується набором характеристик x_1, x_2, \dots, x_n , повертає банку отриманий кредит з ймовірністю $F(x_1, x_2, \dots, x_n)$. Стратегія кредитної установи полягає в тому, щоб надавати кредити лише тим позичальникам, котрі повертають його з ймовірністю, не меншою, ніж F_0 . Отже, ключову умову надання кредиту записуємо як

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) \geq F_0. \quad (7)$$

Якщо значення $x_{0,1}, x_{0,2}, \dots, x_{0,n}$ такі, що забезпечується виконання рівності

$$F(x_{0,1}, x_{0,2}, \dots, x_{0,n}) = F_0, \quad (8)$$

то тоді можемо у виразі (7) виконати розклад у ряд Тейлора в околі відповідної точки до лінійних доданків, у результаті чого отримаємо таке наближене співвідношення:

$$k_1x_1 + k_2x_2 + \dots + k_nx_n \geq F_0, \quad (9)$$

яке визначає умову надання позики і в якому використано такі позначення (індекс $j = 1, 2, \dots, n$):

$$k_j = \frac{a_j F_0}{A}, \quad (10)$$

$$a_j = \frac{\partial F(x_{0,1}, x_{0,2}, \dots, x_{0,n})}{\partial x_j}, \quad (11)$$

$$A = a_1x_{0,1} + a_2x_{0,2} + \dots + a_nx_{0,n}. \quad (12)$$

Таким чином, у близькому околі точки $(x_{0,1}, x_{0,2}, \dots, x_{0,n})$ у просторі параметрів x_1, x_2, \dots, x_n лінійне наближення є прийнятним. Проблема однак у тому, що зазначена точка є лише однією (випадково вибраною) серед множини точок, яка визначається рівнянням

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = F_0. \quad (13)$$

Тобто формально коефіцієнти k_1, k_2, \dots, k_n у лінійній комбінації (9) залежать від точки, в околі якої виконувався розклад у ряд. Що це означає на практиці? Це означає, що лінійний вираз для рейтингової функції з великою вірогідністю можна використовувати, якщо фактичні значення параметрів x_1, x_2, \dots, x_n , якими ха-

рактеризуються позичальники, локалізовані в певній області – тобто різниця значень по кожному з цих параметрів є незначною. Якщо це не так, то для надійності прогнозування всіх позичальників слід попередньо розбивати на певні групи з однотипними характеристиками. Для кожної з таких груп необхідно використовувати окрему рейтингову функцію. З метою забезпечення коректності моделювання в цьому випадку різні рейтингові функції коригуються для забезпечення неперервності на границях областей розбивки [7]. Зрозуміло, що такий алгоритм непростий. Тому перспективнішим може виявитися застосування для скорингового моделювання штучних нейронних мереж.

МОДЕЛІ НА ОСНОВІ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Штучна нейронна мережа – надзвичайно потужний інструмент функціонального моделювання [13, 14]. Далі ми розглянемо ключові складові алгоритму створення рейтингової функції на основі штучної нейронної мережі. Щоб зрозуміти принцип використання нейронної мережі, зручно скористатись аналогією з процесом проходження сигналу через певну схему. Ця схема складається зі з'єднаних між собою вузлів (такі вузли називаються нейронами). Кожен нейрон приймає сигнали на вході, обробляє їх за певним алгоритмом і видає сигнал на виході [10].

У найпростішому випадку нейронна мережа складається з кількох прошарків нейронів, які з'єднані за таким принципом: кожен нейрон прошарку отримує сигнали від кожного нейрона з попереднього прошарку і передає свій сигнал на кожен нейрон наступного прошарку. В межах одного прошарку нейрони не з'єднані. На схемі зображено нейронну мережу, яка

складається з трьох внутрішніх прошарків по два нейрони в кожному, вхідного прошарку з одного нейрона та вихідного прошарку також з одного нейрона.

Схема перетворення сигналів у нейроні така [10]:

– якщо на нейрон подаються сигнали u_1, u_2, \dots, u_r , то розраховується лінійна комбінація $u = c_1u_1 + c_2u_2 + \dots + c_ru_r$, де параметри c_1, c_2, \dots, c_r є характеристиками нейрона;

– розраховане значення u порівнюється з деяким граничним значенням u_0 (ще одна характеристика нейрона);

– якщо сумарний сигнал u не перевищує граничне значення u_0 (тобто маємо співвідношення $u \leq u_0$), нейрон на виході видає значення 0;

– якщо сумарний сигнал u перевищує граничне значення u_0 (тобто маємо співвідношення $u > u_0$), нейрон на виході видає значення $f(u)$, причому функція $f(u)$ називається функцією активації нейрона.

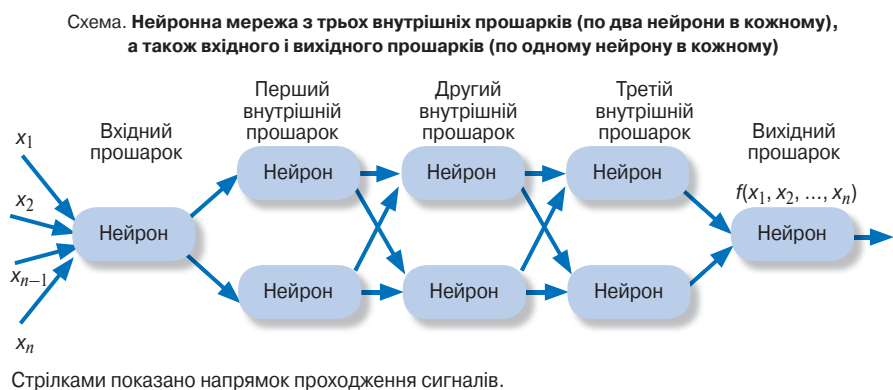
Функції активації нейронів можуть бути найрізноманітнішими, однак на практиці вельми часто використовується функція активації логістичного типу:

$$f(u) = \frac{1}{1 + \exp(-u)}, \quad (14)$$

яка набуває значення в діапазоні від 0 до 1. Профіль цієї функції подано на графіку.

Оскільки ми розглядаємо моделювання рейтингової функції, на вхід першого вхідного нейрона подаються значення x_1, x_2, \dots, x_n . Після відповідних перетворень сигнал з першого нейрона подається на всі нейрони першого внутрішнього прошарку. З кожного нейрона першого прошарку сигнал передається на кожен нейрон другого прошарку, і так далі – аж доки на виході з останнього нейрона (у вихідному прошарку) не отримаємо значення рейтингової функції $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$.

Варіюючи параметри кожного з



Графік. Функція логістичного типу активації нейрона*



*Одиниці виміру на графіку безрозмірні.

нейронів нейронної мережі, отримуємо різні значення на виході. Параметри нейронів розраховуються на основі статистичних даних, і досліднику фактично необхідно розв'язати задачу оптимізації. Однак навіть для нейронних мереж із простою структурою така задача є вкрай складною і потребує, як правило, застосування спеціального програмного забезпечення. Сам процес розрахунку параметрів нейронів, що формують нейронну мережу, називається навчанням нейронної мережі.

Враховуючи технічну складність задачі зі створення та навчання нейронної мережі, ставимо запитання: а які ж переваги використання нейронних мереж за скорингового моделювання? Головна перевага полягає в тому, що за допомогою нейронної мережі фіксованої структури лише шляхом варіації параметрів нейронів теоретично можна апроксимувати будь-яку неперервну функціональну залежність – щоправда, в такій мережі має бути принаймні три внутрішніх прошарки нейронів [10]. Тому про моделювання з використанням нейронних мереж часто говорять як про функціональне моделювання. Крім того, нейронні мережі добре адаптуються для використання при моделюванні не лише кількісних, а й якісних характеристик позичальника. Перевагою нейронних мереж є спроможність створювати системи класифікації позичальників за класами чи групами залежно від їх фактичних характеристик.

З другого боку, використання нейронних мереж не вирішує всіх проблемних питань щодо створення скорингових моделей. Наприклад, важливим є питання виділення параметрів чи характеристик позичальника, які є значущими при створенні моделі. Інша складність пов'язана з тим,

що немає універсального способу знаходити оптимальні параметри штучної нейронної мережі, а це залишає відкритим питання про оптимальність отриманого на основі нейронної мережі результату. Тому безпідставною є точка зору про нейронну мережу як універсальний засіб моделювання. Хоча нейронні мережі й довели свою ефективність при розв'язанні багатьох задач, у тому числі й у сферах економіки та фінансів [10–12], до них усе ж слід ставитись як до ще одного альтернативного способу формування функціональних залежностей, який не виключає застосування інших методів чи підходів щодо моделювання.

ПРОБЛЕМИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ СКОРИНГУ

Незважаючи на те, що скорингове моделювання широко використовується на практиці, і, за оцінками експертів, сфера впровадження скорингових методик постійно розширюватиметься, при роботі зі скоринговими технологіями фахівці-практики стикаються з низкою концептуальних проблем. Зрозуміло, що застосування скорингу для аналізу надійності позичальника дає змогу на кількісному рівні оцінити ризики кредитування, виробити адекватну фінансову стратегію, автоматизувати процес розгляду кредитної заявки та зменшити фактор суб'єктивності при наданні чи відмові в наданні кредиту.

Водночас існують і серйозні проблеми. Вони можуть бути суто технічними – наприклад, недостатній рівень підготовки персоналу для впровадження та ефективного використання скорингу. Суттєвою проблемою є розробка та впровадження загальної стратегії використання скорингу. Скажімо, виникають серйозні питання щодо того, наскільки статистичні скорингові моделі можуть бути адекватними за умов швидких інституційних суспільних змін. Адже при побудові моделі, яка базується на статистичних даних, вкрай важливим є питання про історичний інтервал, до якого ці дані належать.

Зміна соціально-економічних умов потребує коригування скорингової моделі. Оскільки такі зміни відбуваються постійно (лише з різною інтенсивністю), то постійного коригування потребують і скорингові методики. Очевидно, що за умови, коли суспільство перебуває в ситуації кризових ін-

тенсивних змін, якісне коригування скорингових моделей стає фактично неможливим. Більше того, застосування статистичних скорингових моделей у таких умовах може навіть погіршити ситуацію. Фактично ми стикаємося з дилемою: з одного боку, скорингове моделювання має на меті уніфікувати процедуру оцінки позичальників.

З другого боку, відсутність креативного, нестатистичного підходу до оцінки позичальників може бути причиною серйозних прорахунків. Тут криється навіть певна філософська проблема: теорія скорингу базується на неявному припущенні, що позичальники з однаковими кількісними характеристиками мають однаковий ступінь надійності і спроможності до повернення кредиту. Таким чином, майже повністю ігнорується індивідуальність позичальника [15]. Саме цей чинник у скоринговому моделюванні є слабкою ланкою.

Як уже зазначалося, важливе значення має також якість і повнота статистичних даних, на основі яких розраховуються параметри скорингових моделей. По-перше, не завжди є змога перевірити достовірність наданої потенційним позичальником інформації. По-друге, навіть за наявності відносно якісної бази даних немає гарантії того, що процедура кредитного скорингу не буде “занадто суворою” до позичальників. Так, є дані з досвіду застосування скорингових моделей у Латинській Америці про те, що статистичний скоринг “відсіває” клієнтів, які б мали непогані шанси на отримання кредиту (і, головне, повернули б його) за традиційного способу прийняття рішення – тобто коли питання про кредитування вирішується експертом (див., наприклад, працю [15] та посилання, що містяться в ній).

Інша потенційна проблема застосування автоматичних скорингових систем пов'язана з імовірністю запровадження банками дискримінаційної політики щодо певних категорій позичальників. Технічно це проявляється в тому, що деякі параметри скорингових моделей є фіксованими і не залежать від статистичних даних. Для боротьби із цим явищем доводиться забороняти такий спосіб скорингового моделювання на законодавчому рівні [15].

Враховуючи все викладене вище, можемо констатувати: важливе значення для фінансової установи має не тільки тип скорингової моделі чи про-

цедури, яка використовується для оцінки позичальників, а й вибір адекватної коректної скорингової політики. Світовий досвід свідчить про те, що скорингові моделі є найефективнішими при виявленні “проблемних” позичальників [15]. Іншими словами, використання лише статистичних скорингових моделей вважається не дуже бажаним. Зважена скорингова політика, як правило, передбачає застосування скорингової моделі лише після того, як кредитна заявка пройшла попередній традиційний кредитний аналіз [15].

ВИСНОВКИ

Створення скорингової моделі – завдання складне, творче і багатогранне. Будь-який із розглянутих у статті підходів щодо її розв’язання не є вичерпним чи самодостатнім. У кожного з них є свої переваги та недоліки. Загалом доводиться обирати між простотою та надійністю, і знайти оптимальне співвідношення буває дуже складно. Причому йдеться не лише про суто технологічний чи навіть фінансовий аспект. Адже застосування точніших моделей (наприклад, на основі штучних нейронних мереж) потребує, крім іншого, і значних матеріальних та людських ресурсів для їх реалізації і впровадження. Всі ці фактори мають бути враховані при використанні того чи іншого підходу.

Якщо ж характеризувати ситуацію в цілому, то найбільш якісні результати дає комплексне використання різних підходів. Саме в цьому напрямі необхідно проводити подальші дослідження.

Література

1. Черкашенко В. Н., Маршуківа Н. А. Система управління знаннями в стратегії банку // *Банковское дело.* – 2005. – № 9. – С. 45–50.
2. Камінський А. Експертна модель кредитного скорингу позичальника банку // *Банківська справа.* – 2006. – № 1. – С. 75–81.
3. Черкашенко В. Н. Этот “загадочный” скоринг // *Банковское дело.* – 2006. – № 3. – С. 42–48.
4. Дмитров С., Черняк В., Кузьменко О. Система скорингу на основі індикаторів ризику як ефективна складова фінансового моніторингу в банку // *Вісник Національного банку України.* – 2011. – № 1. – С. 26–32.
5. Смерічевський С., Клімова О. Удосконалення сучасних методик банківського регулювання оцінки кредитоспроможності фізичних осіб // *Вісник Національного банку України.* – 2012. – № 2. – С. 28–32.
6. Васильєв О. М. Теоретичні аспекти створення скорингових моделей // *Банківська справа.* – 2013. – № 2. – С. 73–81.
7. Васильєв А. Н. Особенности скорингового моделирования на основе ли-

нейных рейтинговых функций // *Банковское дело.* – 2013. – № 6. – С. 75–78.

8. Altman E.I. *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy* // *Journal of Finance* – 1968. – № 9. – P. 589–609.

9. Fulmer J.G. et al. *A Bankruptcy Classification Model For Small Firms* // *Journal of Commercial Bank Lending* – 1984. – № 7. – P. 25–37.

10. Бэтенс Д. Э., Берг В. М., Вуд Д. *Нейронные сети и финансовые рынки.* – М.: Научное изд-во “ТВП”, 1997. – 236 с.

11. Матвійчук А. В. *Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка.* – К.: КНЕУ, 2011. – 439 с.

12. McNeilis P.D. *Neural networks in finance: gaining predictive edge in the market.* Oxford: Elsevier. Academic Press, 2005. – 243 p.

13. Хайкин С. *Нейронные сети: полный курс.* – М.: Вильямс, 2008. – 1104 с.

14. Галушкин А. И., *Нейронные сети. Основы теории.* – М.: Горячая линия – Телеком, 2012. – 496 с.

15. Шрайнер М., *Кредитный скоринг: очередной прорыв в микрофинансировании? Специальный выпуск “Центра Микрофинансирования для Центральной и Восточной Европы и Стран СНГ”.* – 2003. – № 7. – 64 с. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.cgap.org/sites/default/files/CGAP-Occasional-Paper-Scoring-The-Next-Breakthrough-in-Microcredit-Jan-2003-Russian.pdf>.

Пам’ятна медаль/

Про випуск пам’ятної медалі “Небесна сотня на варті”

On issuing the commemorative medal “Celestial Hundred is on Guard”

Національний банк України підтримав ініціативу громадськості та випустив пам’ятну медаль на вшанування пам’яті Героїв Небесної сотні, які загинули під час трагічних подій у Києві на початку цього року.

Медаль виготовлено з нейзильберу. Категорія якості карбування – спеціальний анциркулейтед, маса – 16.54 г, діаметр – 35.0 мм, тираж – до 100 000 штук.

На аверсі медалі зображено архангела Михаїла в оточенні українського орнаменту, під ним написи – **МАМОЧКО, ВИБАЧ ЗА ЧОРНУ ХУСТИНУ, / ЗА ТЕ, ЩО ВІДНИНИ БУДЕШ САМА. / ТЕБЕ Я ЛЮБИВ І ЛЮБИВ УКРАЇНУ, / ВОНА, ЯК І ТИ, / БУЛА В МЕНЕ ОДНА.** та **ГЕРОЯМ СЛАВА!** Праворуч під орнаментом розміщено логотип Монетного двору

Національного банку України.

На реверсі медалі зображено групу героїв подій українського Майдану на барикаді, один із яких тримає синьо-жовтий Державний прапор України (використано тамподрук); угорі напис півколом – **НЕБЕСНА СОТНЯ НА ВАРТІ**; внизу ліворуч – рік карбування **2014**.

Автор вірша “Мамо, не плач. Я повернусь весною...”, рядки якого розміщено на аверсі пам’ятної медалі, – поетеса Оксана Максимішин-Корабель – українка, яка нині мешкає в Португалії, але глибоко вболіває за майбутнє України.

Над створенням медалі працювали: художник-скульптор – Анатолій Дем’яненко та скульптор – Володимир Атаманчук.

