

2. Voronov Yu.P. Posledniaia mylia: vse samoe ynteresnoe — v kontse. [Electronic resource]. — Access mode: <https://www.krainaz.org/2018-10/451-last-mile> [in Russian].

3. Електронна енциклопедія «Вікіпедія». [Electronic resource]. — Access mode: <https://uk.wikipedia.org/wiki/> [in Ukrainian].

4. Nikolaienko I.V. Lohistyka ostannoi myli: transformatsiia dostavky i ryzyky / I. V. Nikolaienko // Universytetska nauka (University Science) — 2019 : tezy dop. Mizhnar. naukovo-tekh. konf. (Mariupol, 16–17 travnia 2019 r.) : v 4 t. / DVNZ «PDTU». — Mariupol, 2019. — T. 3. — S. 44–45. — Access mode: <http://eir.pstu.edu/handle/123456789/22943> [in Ukrainian].

5. «Posledniaia mylia» lohistyky: konkurentsia alhorytmov. [Electronic resource]. — Access mode: <https://www.osp.ru/cio/2016/01/13048406/> [in Russian].

6. Baljko J. Customer Demand for Faster Service Reshapes Last-Mile Delivery. [Electronic resource]. — Access mode: <https://www.ebnonline.com/customer-demand-for-faster-service-reshapes-last-mile-delivery/#> [in English].

7. Joerss M., Neuhaus F., Schröder J. How customer demands are reshaping last-mile delivery. [Electronic resource]. — Access mode: <https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Industries/How-customer-demands-are-reshaping-last-mile-delivery.ashx> [in English].

Статтю подано до редакції 07.09.2019 р.

УДК 330.46

DOI: 10.33111/mise.98.13

Кисіль Т.М.,

асистент кафедри інформатики та системології,
Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана

Kysil T. M.,

Assistant of the Informatics and Systemology Department,
Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman

АРХИТЕКТУРА КОГНІТРОНА В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІЙ БАНКІВСЬКІЙ СИСТЕМІ

COGNITRON ARCHITECTURE IN THE INTELLECTUAL BANKING SYSTEMS

Анотація. В даній статті розглядається архітектура та організація інтелектуальної банківської системи на основі функціонування чотиришарового когнітрона Фукушіми. Адаптовано алгоритм самонавчання когнітрона в системі, який оптимально проаналізує фінансовий стан комерційних банків за даними їх офіційної звітності, виявить фінансову

стійкість та платоспроможність, забезпечить ефективне прийняття рішень в різні періоди діяльності банківських установ.

Досліджено роботу існуючих інформаційних та інтелектуальних систем, сформовано вимоги щодо банківських інтелектуальних систем, вибрано принципи їх побудови та запропоновано модель інтелектуальної системи на основі методів згортального моделювання та розглянуто процес функціонування в межах конкретної банківської установи. Розроблена модель когнітрона адаптована для виявлення та прогнозування банкрутств за методикою нормативно-індексної оцінки сукупного рівня ризиковості банківських установ з врахуванням чотирьох видів ризиків: кредитного, відсоткового, ліквідного та валютного.

Автором запропоновано алгоритм роботи когнітрона з самоорганізацією неконтрольованого навчання, що забезпечить своєчасне визначення кризових ситуацій комерційних банків та достовірність їх прогнозування. Побудована модель когнітрона дає можливість об'єктивно проаналізувати фактичні нормативи ризиковості банку в залежності від встановлених еталонних та сприяє, в подальшому, прийнятті запропонованих ситуаційних рішень.

В даній інтелектуальній банківській системі визначається комплексна оцінка на базі якої аналізується сукупний ступінь ризиковості комерційних банків та передбачається подальший ситуаційний їх розвиток. Запропоновану модель інтелектуальної системи можна застосовувати для оцінки будь-яких окремих напрямів ризикової діяльності банку, а саме, ліквідності та платоспроможності, кредитної та депозитної діяльності, тощо. Спроектована модель інтелектуальної системи здатна проводити порівняльний аналіз ризиковості різних банківських установ та встановлювати рейтинг їх фінансової стійкості.

Ключові слова: інтелектуальна банківська система, архітектура когнітрона, алгоритм навчання, база даних, вибір показників, банкрутство, прогнозування, рейтинг банків, неконтрольоване навчання, модель нейронної мережі, самоорганізація, моделювання.

Abstract. This article talk about architecture and organization of the banking intellectual system based on the functioning of The four-layer Fukushima cognitron. An algorithm for self-learning cognitron in the system has been adapted, which will optimally analyze the financial condition of commercial banks according to their official reports, demonstrate financial stability and solvency, and ensure effective decision-making in different periods of banking institutions' activity.

Studied existing information and intelligent systems, formed the requirements on a Bank of intelligent systems, selected principles of their construction and the proposed model of intelligent system based techniques shortlog modeling and the process of function within a particular banking institution. The cognitron model has been developed that is adapted for detecting and predicting bankruptcies using the method of standard index assessment of the total risk level of banking institutions, taking into account four types of risks: credit, interest rate, liquid and currency.

The author proposes an algorithm for working with cognitron self-organization of uncontrolled learning, which will ensure timely identification of crisis situations of commercial banks and the reliability of their prediction. The cognitron model is constructed, which makes it possible to objectively analyze the actual risk standards of the Bank depending on the established reference standards and contributes to the further adoption of the proposed situational decisions.

This intellectual banking system defines a comprehensive assessment on the basis of which the aggregate degree of riskiness of commercial banks is analyzed and their further development is foreseen. The proposed model of the

intellectual system can be applied to evaluate any particular areas of risky activity of the bank, namely, liquidity and solvency, credit and deposit activities, etc. The designed model of the intellectual system is able to perform a comparative risk analysis of different banking institutions and to establish their financial soundness rating.

Key words: *intellectual banking system, cognitron architecture, training algorithm, database, choice of indicators, bankruptcy, forecasting, bank rating, uncontrolled training, neural network model, self-organization, modeling.*

Вступ. Протягом останніх років банківська система України набула бурхливого розвитку. Не зважаючи на існуючі недоліки українського законодавства, що регулює діяльність банків, стан діяльності банківських установ постійно завдяки розвитку комп'ютеризованих банківських систем. Сучасні технології надають можливість банкам, інвестиційним фірмам і страховим компаніям розвиватись, покращуючи взаємовідносини з клієнтами та отримуючи значний приріст у прибутках. Впроваджені в банківському секторі інформаційні системи, автоматизовані системи, системи керування, забезпечують процеси збору, реєстрації, передачі, обробки, збереження та актуалізації даних для вирішення процесів керування в банківській діяльності.

У роботах [3, 9] досліджено практичне застосування банківських інформаційних систем за різними структурами та доведено їх надійність, ефективність і безпечність функціонування, але жодна з них, повною мірою, не задовольняє властивості інтелектуальної. Тому постає завдання в проектуванні самокерованої інтелектуальної системи, яка здатна на основі фінансової звітності банківських установ, провезти аналіз комплексної нормативно-індексної оцінки, прийняти необхідні рішення для зменшення ризиків банкрутств та підвищення ефективної їх діяльності.

У процесі функціонування інтелектуальна банківська система (ІБС) повинна задовольнятись узагальненими функціями та сукупністю відповідних процедур таких, як: отримання і обробка даних експертної оцінки; ініціалізація процесів некерованого навчання; узагальнення та прийняття оптимальних рішень. Для реалізації поставлених вимоги до інтелектуальної системи, доречно застосувати модель системи на основі штучної нейронної мережі когнітрону Фукушіми. Саме архітектура когнітрону оптимально забезпечить визначення експертної оцінки, як банківської установи, так і банківського сектору в цілому.

Архітектура інтелектуальної системи. За попередніми дослідженнями автора [5] щодо організації нейронних мереж, модернізуємо структуру інтелектуальної системи та адаптуємо її за методикою нормативно-комплексної оцінки [8] для аналізу

фінансового стану банківських установ за даними звітності, визначення фінансової стійкості банку, оцінювання ліквідності та платоспроможності кожним банком і банківською системою в цілому, аналізу економічної ефективності банківської діяльності [2]. До структури інтелектуальної системи необхідно включити функціональні блоки, які показані на (рис. 1). Основними складовими ІБ системи є:

1. Вибірка показників — за офіційною звітністю банку, вибираються прямі і непрямі аналітичні показники на основі яких формується динамічний норматив. Перелік вказаних показників дає змогу сформувати сукупність значущих коефіцієнтів з врахуванням їх впливу на рівень ризиковості банкрутства. Ці коефіцієнти дають змогу оцінити такі основні ризики банку, як кредитний, відсотковий, валютний і ліквідний. За результатами виявлених співвідношень між темпами зростання окремих показників формується *матриця еталонних преференцій* (табл. 1).

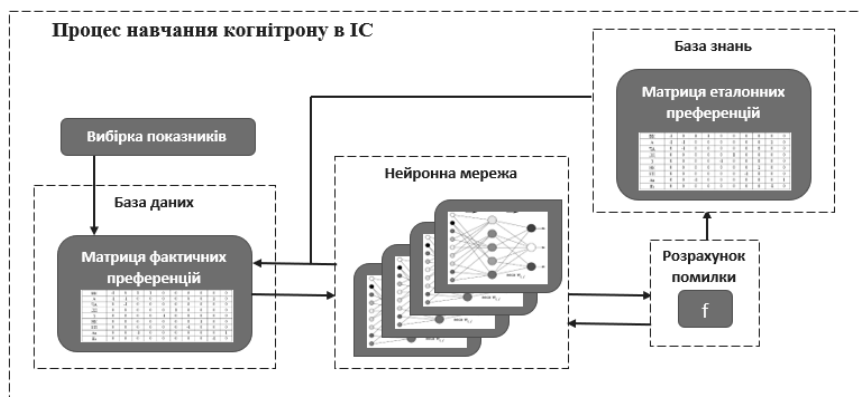


Рис. 1. Функціонально-структурна схема інтелектуальної банківської системи

2. База знань — формується на основі пріоритетів щодо темпів зростання одних коефіцієнтів відносно інших і будується матриця еталонних преференцій (табл. 1), кожен елемент (a_{ij}) якої визначається таким чином:

- $a_{ij} = 1$, якщо i -й показник повинен зростати швидше за j -й;
- $a_{ij} = -1$, якщо i -й показник повинен зростати повільніше за j -й;
- $a_{ij} = 0$, якщо нормативне співвідношення між i -м та j -м показниками не встановлено.

Таблиця 1

**МАТРИЦЯ ЕТАЛОННИХ ПРЕФЕРЕНЦІЙ ДЛЯ ОЦІНКИ
ЙМОВІРНОСТІ БАНКРУТСТВА БАНКІВСЬКОЇ УСТАНОВИ**

Показники	ЧП	ВК	А	ЧА	ДД	З	НК	КП	Ав	Пз
ЧП	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
ВК	-1	0	1	1	0	0	0	0	0	0
А	-1	-1	0	0	0	0	0	0	1	0
ЧА	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0
ДД	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
З	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0
НК	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
КП	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0
Ав	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	1
Пз	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0

Матриця преференцій зображає еталонні співвідношення показників включених до моделі для оцінки ймовірності банкрутства, завдяки чому, в процесі порівняння, буде забезпечуватись база знань відповідних правил. У результаті навчання нейронної мережі представляє собою матрицю еталонних преференцій, завдяки чому, в процесі порівняння, буде забезпечуватись база відповідних правил.

3. База даних — призначена для зберігання вихідні і проміжні фактичних даних. А саме, розраховані на основі матриці преференцій ризиків банкрутств формується *матриця фактичних преференцій* [2]. За абсолютним значенням показників, зберігаються сформовані фактичні їх співвідношення з врахуванням темпів зростання базисних і звітних періодів, а визначені фактичні показники ранжуються за фактом їх зростання.

4. Нейронна мережа — основу архітектури інтелектуальної системи складає багатошарова нейронна мережа когнітрон з самоорганізацією [4]. Когнітрон являє собою ієрархію чотирьох послідовно пов'язаних шарів (рис. 2).

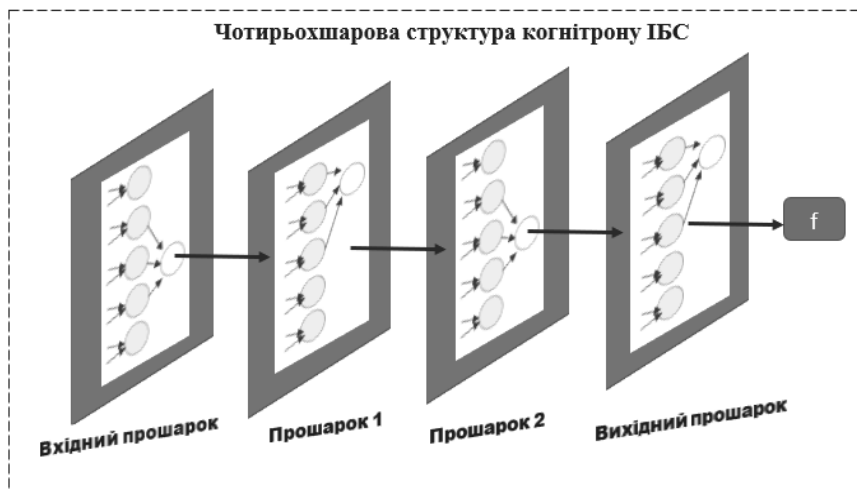


Рис. 2. Структура чотирьохшарового когнітрону

Схематично когнітрон складається з **вхідного прошарку**, ***N*-прошарків** і **вихідного прошарку**.

- **Вхідний прошарок** містить ієрархічно пов'язані прошарки штучних нейронів двох типів: *гальмівних* і *збудливих*. Залежно від темпів зростання $I(b)$ i -го показника у звітному періоді b_0 порівняно з базисним b_i функція набуває вигляду:

$$I(b_i) = \frac{b_i^1}{b_i^0}.$$

де
$$b_{ij} = \begin{cases} 1, \text{ якщо } I(b_i) > I(b_j) \\ -1, \text{ якщо } I(b_i) < I(b_j) \\ 0, \text{ в інших випадках} \end{cases},$$

тоді, гальмівні нейрони набувають значення -1 , збудливі — 1 . Стан кожного збудженого нейрона визначається співвідношенням його гальмівних і збуджених входів. Синаптичні зв'язки формують пресинаптичні та постсинаптичні нейрони залежно від локальних площин зв'язку. Постсинаптичні нейрони пов'язані не з усіма нейронами прошарку, а лише з тими, які належать до певної області зв'язку. В кожній області зв'язку, входи збуджуючого постсинаптичного нейрона визначаються відношенням суми

Y_3 його збуджених входів (a_i) до суми Y_2 гальмуючих входів (b_i): $Y_3 = a_i u_i$, $Y_1 = b_i v_i$, де u_i — збуджуючі входи з вагами a_i ; v_i — гальмівні входи з вагами b_i . За значеннями Y_3 та Y_2 обчислюється сумарний вплив на i -й нейрон: $Y_i = \left(\frac{1 + Y_3}{1 + Y_2}\right) - 1$. Вихідна його активність встановлюється у відповідності еталонних співвідношень між темпами зростання показників e_{ij} , якщо:

$$e_{ij} = \begin{cases} 1, \text{ якщо } I(b_i) > I(b_j) \\ -1, \text{ якщо } I(b_i) < I(b_j) \\ 0, \text{ якщо } I(b_i) \neq I(b_j) \end{cases} .$$

- **Прошарки** складаються з *площин*, площини містять результативні *вузли*. Кожен прошарок когнітрону складається з масивів площин.

○ *Площини*. У кожному прошарку, площини поділяються на прості та складні. Складні площини розбиваються, в процесі самонавчання, по п'яти рецепторним групам, які формуються в залежності від фактичних співвідношень між темпами зростання показників f_{ij} , якщо:

$$f_{ij} = \begin{cases} 1, \text{ якщо } I(b_i) > I(b_j) \\ -1, \text{ якщо } I(b_i) < I(b_j) \\ 0, \text{ якщо } I(b_i) = I(b_j) \end{cases} .$$

У наслідок чого проходить формування *матриці фактичних співвідношень* (табл. 2) відповідно до фактичних і еталонних співвідношень між темпами зростання показників d_{ij} , коли:

$$d_{ij} = \begin{cases} 1, \text{ якщо } e_{ij} = 1, \text{ з } f_{ij} \geq 0, \\ \text{якщо } e_{ij} = -1, \text{ з } f_{ij} \leq 0 \\ 0, \text{ в інших випадках} \end{cases} .$$

○ *Прості вузли*. Усі вузли в площині реагують на відповідні рецептивні групи. Кожен простий вузол чутливий до еталонних співвідношень фактичних нормативів. Площини простих і комплексних вузлів існують парами, тобто для площини простих вузлів існує одна площина комплексних вузлів, що обробляє її виходи. Прості площини містять результати попереднього прошарку.

Таблиця 2

**МАТРИЦЯ ФАКТИЧНИХ ПРЕФЕРЕНЦІЙ ДЛЯ ОЦІНКИ
ЙМОВІРНОСТІ БАНКРУТСТВА БАНКІВСЬКОЇ УСТАНОВИ**

Показники	ЧП	ВК	А	ЧА	ДД	З	НК	КП	Ав	Пз
ЧП	0	1	1	1	-1	1	-1	1	1	-1
ВК	-1	0	1	1	-1	1	-1	1	-1	1
А	-1	-1	0	1	1	-1	1	-1	1	-1
ЧА	1	1	-1	0	1	1	-1	1	-1	1
ДД	-1	-1	1	1	0	1	1	1	-1	1
З	1	1	-1	1	-1	0	1	1	-1	1
НК	-1	1	1	-1	1	-1	0	1	1	1
КП	1	-1	1	1	-1	1	-1	0	1	1
Ав	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	0	1
Пз	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	0

○ *Рецептивні області вузлів.* Кожна площа простих вузлів перекривається відповідною рецептивною областю з метою формування певних груп ризику [7] та відповідних їм співвідношень. Кожен вузол отримує входи від відповідних областей усіх площин до комплексних вузлів з попередніх прошарків. Отже, простий вузол реагує на появу свого образу в будь-якій складній площині попереднього прошарку, якщо він виявиться всередині його рецептивної області [1].

○ *Комплексні вузли.* Задачею комплексних вузлів є виявлення, в результаті порівнянь, узагальнених даних і формування *матриці відповідності фактичних і еталонних співвідношень*. Прості вузли, які покривають безперервну область простої площини, збуджують у цій області відповідні комплексні вузли. Таким чином, комплексний вузол реагує на конкретну групу рецепторів, завдяки якому виноситься відповідний результат.

- **Вихідний прошарок** формує нормативний розрахунок інтегрального показника ***F***, який визначає сукупний ступінь ризиковості банківських установ:

$$F = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n d_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n e_{ij}} .$$

Кожен нейрон у прошарку, близькому до вхідного, реагує на певні рецептори. Комплексний вузол вихідного прошарку з найбільшою реакцією реалізовує виділення відповідної групи ризику. Таким чином, після обробки інформації в когнітроні відбувається з формуванням бази даних відповідно до еталонної бази знань завдяки реалізованому алгоритму самоорганізації.

Алгоритм самоорганізації когнітрона. Алгоритм заснований на принципі [6], коли клітини з максимальним виходом мають посилені взаємозв'язки, тоді не потрібні стимулюючих інструкцій від організованої бази знань. Самоорганізація в когнітроні здійснюється за рахунок неконтрольованого навчання, тобто нейрони, які вже добре навчені, отримують приріст від синапсів з метою подальшого підсилення відповідного збудження. На рис. 3 показано, що області зв'язку сусідніх вузлів значно перекриваються. Навіть коли вузли в початковий період мають абсолютно ідентичний вихід, один з вузлів завжди буде мати сильнішу реакцію на вхідні дані за незначними відхиленнями. Відповідне збудження буде надавати стримуючий вплив на збудження сусідніх вузлів, і тільки його синапси будуть посилюватись; тоді як синапси сусідніх вузлів залишаються незмінними.

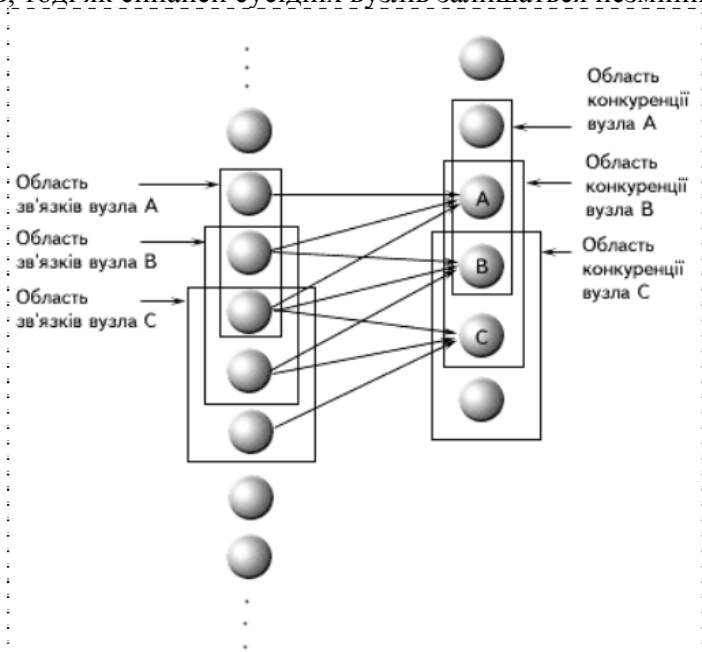


Рис. 3. Область зв'язку з областями рецепторів

В ідеальному випадку тільки один нейрон вихідного прошарку повинен збуджуватися. Насправді звичайно буде збуджуватися кілька нейронів з різною силою, і вхідний образ повинен бути визначений з урахуванням співвідношення їх виходів. Розраховане незначне відхилення функції від певної групи найбільш збуджених нейронів буде покращувати точність їх класифікації.

Результати моделювання. В якості моделювання чотирьохшарового когнітону було вибрано 20 надійних банків України з найвищим рейтингом за останні п'ять років. Мережа навчалася шляхом виявлення у вхідному шарі п'яти стимулюючих діапазонів поточного звітного періоду. Завдяки алгоритму самонавчання, що проводився в мережі у реверсному режимі, було отримано вихідні результати прогнозування. У результаті комп'ютерного моделювання система формує прогноз фінансових показників на чотири звітні періоди та встановлює рейтинг надійності банківських установ по п'яти групам фінансової стійкості (рис. 4).



Рис. 4. Формування результатів фінансової стійкості в процесі реалізованої моделі когнітрону

На основі отриманих результатів моделювання, сформовану інтелектуальну систему можна застосовувати: в процесі оцінювання ризиковості окремих груп банків; для оцінки ризиковості окремої банківської установи та управління її ризиками; для комплексної оцінки ризиковості структурних підрозділів банку; для оцінки ризиковості банківської системи в цілому.

Література

1. Fukushima K. 1981. Cognitron: A self-organizing multilayer neural network model. NHK Technical Monograph No. 30, pp. 1–25. Available from Nippon Hoso Kyokai (Japanese Broadcasting Corp.), Technical Research Labs, Tokyo, Japan.

2. Домінова І. В. Оцінка ризику репутації в умовах функціонування електронного банкінгу // Бізнес Інформ. — 2018. — №1. — С. 286–295.

3. Єрьоміна Н. В., Банківські інформаційні системи // Навчальний посібник. — К.: КНЕУ, 2000. — 220 с.

4. Кисіль Т. М. Застосування моделі когнітрона при прогнозуванні показників платоспроможності та фінансової стійкості // Цифрова економіка: збірник матеріалів Національної науково-методичної конференції, 4-5 жовтня 2018 р., м. Київ. — К.:КНЕУ, 2018. — с. 167–171.

5. Кисіль Т. М. Концептуальні моделі діагностики банкрутств засновані на методах штучного інтелекту // Моделювання та інформаційні системи в економіці: збірник наукових праць -КНЕУ, Київ, 2015. — Вип. 91 — С. 274–283.

6. Кисіль Т. М., Нейросистеми та фінансові ринки: прийняття рішень в торгових операціях // Моделювання та інформаційні системи в економіці, вип. 82, КНЕУ Київ, 2010. — 47–64 с.

7. Кисиль Т. Н. Оценка и прогнозирование стрессоустойчивости коммерческих банков (Assessment and forecasting stress resistance of commercial banks) // Инновационная экономика и менеджмент: Методы и технологии: Сборник материалов II Международной научно-практической конференции, Москва, 26 октября 2017 г. МГУ имени М.В. Ломоносова / Под ред. О.А. Косорукова, В. В. Печковской, С.А. Красильникова. — М.: Издательство «Аспект Пресс», 2018. — С. 193–196.

8. Примостка Л. О, Лисенок О. В., Сукупний ризик банку: методика оцінки на основі нормативно-індексної моделі // Вісник НБУ № 5, 2008. — с. 34–40.

9. Ткач А. І, Ткач І. І., Інформаційні системи в фінансово-кредитних установах: курс лекцій // Впоряд. А.І. Ткач, І.І. Ткач. Тернопіль: ТНЕУ, 2008. — 120 с.

References

1. Fukushima K. 1981. Cognitron: A self-organizing multilayer neural network model. NHK Technical Monograph No. 30, pp. 1–25. Available from Nippon Hoso Kyoukai (Japanese Broadcasting Corp.), Technical Research Labs, Tokyo, Japan.
2. Dominova I. V. Otsinka ryzyku reputatsii v umovakh funktsionuvannia elektronnoho bankinhu (Reputation risk assessment in the conditions of functioning of electronic banking) // *Biznes Inform.* — 2018. — №1. — С. 286–295 [in Ukrainian].
3. Ieromina N.V., Bankivski informatsiini systemy (Banking information systems) // *Navchalnyi posibnyk.* — K.: KNEU, 2000. — 220 s. [in Ukrainian].
4. Kysil T. M. Zastosuvannia modeli kohnitrona pry prohnouzuvanni pokaznykiv platospromozhnosti ta finansovoi stiičnosti (The use of the cognitron model in predicting solvency and financial sustainability) // *Tsyfrova ekonomika: zbirnyk materialiv Natsionalnoi naukovo-metodychnoi konferentsii, 4–5 zhovtnia 2018 r., m. Kyiv.* — K.:KNEU, 2018. — s. 167–171 [in Ukrainian].
5. Kysil T. M. Kontseptualni modeli diahnostryky bankrutstv zasnovani na metodakh shtuchnoho intelektu (Conceptual models of bankruptcy diagnostics are based on artificial intelligence methods) // *Modeliuvannia ta informatsiini systemy v ekonomitsi: zbirnyk naukovykh prats* — KNEU, Kyiv, 2015. — Vyp. 91 — S. 274–283. [in Ukrainian].
6. Kysil T. M., Neurosystemy ta finansovi rynky: pryiniattia rishen v torhovykh operatsiiakh (Neurosystems and Financial Markets: Trading Decision Making) // *Modeliuvannia ta informatsiini systemy v ekonomitsi, vyp. 82, KNEU Kyiv, 2010.* — 47–64 s. [in Ukrainian].
7. Kisil T. N. Ocenka i prognozirovanie stressoustojchivosti kommercheskih bankov // *Innovacionnaja jekonomika i menedzhment: Metody i tehnologii: Sbornik materialov II Mezhdunarodnoj nauchno-prakticheskoy konferentsii, Moskva, 26 oktyabrja 2017 g. MGU imeni M.V. Lomonosova / Pod red. O.A. Kosorukova, V. V. Pechkovskoj, S. A. Krasil'nikova.* — M.: Izdatel'stvo «Aspekt Press», 2018. — S. 193–196. [in Russian].
8. Prymostka L.O., Lysenok O.V., Sukupnyi ryzyk banku: metodyka otsinky na osnovi normatyvno-indeksnoi modeli (Aggregate Bank Risk: A Regulatory Index Model Estimation Method) // *Visnyk NBU №5, 2008.* — s. 34–40. [in Ukrainian].
9. Tkach A.I., Tkach I.I., Informatsiini systemy v finansovo-kredytnykh ustanovakh: kurs leksii (Information systems in financial institutions: a lecture course) / Uporiad. A.I. Tkach, I.I. Tkach. Ternopil: TNEU, 2008. — 120 s. [in Ukrainian].

Статтю подано до редакції 17.09.2019 р.