

УДК 330.47:005.8:004.032.26:519.816

DOI: <https://doi.org/10.32782/CMI/D2026-18-3>**Колодінська Я.О.**

старший викладач,

Приватний вищий навчальний заклад «Європейський університет»;

аспірантка,

Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3330-7565>**Великоіваненко Г.І.**

кандидат фізико-математичних наук, професор,

Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6326-3965>

ВИЗНАЧЕННЯ ОПТИМАЛЬНИХ ПАРАМЕТРІВ НЕЙРОМЕРЕЖІ ДЛЯ ОБҐРУНТУВАННЯ РІШЕНЬ В УПРАВЛІННІ ІТ-ПРОЄКТАМИ

Метою статті є оптимізація архітектури карт самоорганізації Кохонена (SOM) для кластеризації показників ефективності ІТ-проектів як базису для подальшого етапу фазифікації нейро-нечіткого моделювання. Запропонована методика ґрунтується на багатокритеріальній Парето-оптимізації за показниками похибки квантування та топології у поєднанні з ітераційним підходом за аналогією до бутстреп-ресемплінгу. За результатами тестування визначено оптимальну конфігурацію карти, яка стабільно демонструє Парето-ефективність та забезпечує виділення п'яти стійких кластерів за показником рентабельності інвестицій ROI. Практичне застосування розробленої методики дозволяє мінімізувати суб'єктивізм і підвищити точність оцінювання успішності ІТ-продуктів для обґрунтування прийняття рішень в управлінні ІТ-проектами в умовах динамічної цифрової економіки.

Ключові слова: управління ІТ-проектами, показники ефективності, цифрова економіка, інформаційні технології, нейромережа, кластерний аналіз, оптимізація, кластеризація, карти самоорганізації Кохонена (SOM), кластери.

Kolodinska Yanina

Private Higher Educational Establishment "European University";

Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman

Velykoivanenko Halyna

Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman

DETERMINING THE OPTIMAL PARAMETERS OF A NEURAL NETWORK FOR SUPPORTING DECISIONS IN IT PROJECT MANAGEMENT

This article proposes a methodological approach to the preprocessing and clustering of financial and economic indicators of IT projects, aimed at establishing a reliable analytical foundation for neuro-fuzzy modeling of their effectiveness and for justifying strategic management decisions. The study addresses the important issue of the rational selection of neural network architecture, with particular attention paid to determining the optimal size of self-organizing maps (SOMs). The authors propose a multi-criteria approach using Pareto optimization to balance two conflicting quality metrics: quantization error, which reflects the accuracy of data approximation, and topological error, which reflects the preservation of the spatial structure of the input space. To neutralize the negative impact of random initialization of network weights, which often leads to inconsistent clustering results, an iterative testing procedure (conceptually compatible with bootstrap resampling) was implemented. By running a series of algorithm iterations, the stability of various grid configurations was evaluated based on the frequency of their inclusion in the Pareto-optimal set. Experimental testing on a dataset of IT projects, where the return on investment (ROI) was used as the primary performance metric, demonstrated that the compact grid is the most reliable architecture. This configuration consistently provided the best compromise between topological consistency and approximation accuracy, effectively identifying five stable clusters. The proposed algorithmic solutions can be seamlessly adapted to other key financial and economic indicators, such as Net Present Value (NPV), Payback Period (PP), Cash Flow (CF), LTV/CAC ratio or Customer Retention Rate (CRR). This flexibility ensures that the clustering process remains robust and statistically significant regardless of the specific parameters under analysis, providing a unified analytical framework for diverse IT business models. The proposed methodology and the results of this study form a solid mathematical basis for the further development of predictive neural fuzzy models, which will automate the transition from quantitative indicators to qualitative linguistic terms, ensuring a highly accurate assessment of the investment attractiveness and success of IT products in the context of uncertainty and the dynamic digital economy market.

Keywords: IT project management, performance indicators, digital economy, information technology, neural network, cluster analysis, optimisation, clustering, Kohonen Self-Organising Maps, clusters.

Постановка проблеми. Процес обґрунтування рішень в управлінні ІТ-проектами в умовах динамічної цифрової економіки потребує використання сучасних математичних інструментів для оцінювання та прогнозування. Поточний методологічний апарат, засно-

ваний переважно на інтеграції статистичних та експертних методів, характеризується високим рівнем суб'єктивізму та обмеженою здатністю ефективно обробляти неоднорідну інформацію та урахувати багатокритеріальність в умовах невизначеності.



Для подолання цих недоліків дедалі ширше застосовуються системи на базі гібридних нейро-нечітких технологій. Базовим етапом їх розробки є попередня кластеризація вхідного простору ознак, де об'єктивною альтернативою традиційним експертним оцінкам виступають карти самоорганізації Кохонена (SOM). Застосування SOM дозволяє мінімізувати людське упередження завдяки алгоритмам навчання без учителя, обробляти багатовимірні масиви фінансово-економічних метрик та зберігати топологічну структуру даних, що є критично важливим фундаментом для подальшої побудови функцій належності під час фазифікації.

Водночас ефективність цього інструментарію залежить від коректного налаштування параметрів нейромережі. На сьогодні актуальним науково-практичним завданням залишається формалізований вибір оптимального розміру карти, від якого безпосередньо залежить якість кластеризації та дієвість нечіткого моделювання. Вирішенням зазначеної проблеми присвячена ця стаття, результати якої формують математичне підґрунтя для комплексного оцінювання інвестиційної привабливості IT-проектів та обґрунтування стратегічних управлінських рішень.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблематика використання штучних нейронних мереж та апарату нечіткої логіки для підтримки прийняття управлінських рішень широко висвітлена у фундаментальних працях Л. А. Заде [1] та С. Хайкіна [2]. Основи застосування карт самоорганізації (SOM) закладені Т. Кохоненом [3], а питання їх використання для задач кластеризації та аналізу збереження топології даних детально розглядалися в роботах Й. Весанто, Е. Алхоніємі [4] та К. Ківілуото [5]. У вітчизняній науковій літературі прикладні аспекти використання нейронних мереж в економіці ґрунтовно досліджені А. В. Матвійчуком [6], а специфіка застосування карт Кохонена в економічному аналізі розкрита у працях К. Мамонової [7], О. Житкевич, Т. Кмитюк [11], О. Піскунової, С. Савіної [12], І. Мірошніченка, О. Лук'яненка та інших [13, 14]. Незважаючи на значний науковий доробок, низка прикладних аспектів побудови нейромережових моделей залишається недостатньо формалізованою. Аналіз наукових джерел показує, що вибір розміру карти SOM на сьогодні не має універсального аналітичного правила і найчастіше ґрунтується на евристичних підходах або методі спроб і помилок [6–8]. Зокрема, існуючі методики часто не враховують конфліктності метрик якості

кластеризації (похибки квантування та топографічної похибки) і не розв'язують проблему варіативності результатів через випадкову ініціалізацію вагових коефіцієнтів мережі.

Для подолання проблеми нестабільності алгоритмів у сучасному машинному навчанні ефективно застосовуються методи бутстреп-ресемплінгу (bootstrap resampling), які дозволяють оцінити стійкість моделей [9, 10]. Проте, в контексті обґрунтування архітектури карт самоорганізації для економічних та управлінських задач, цей інструментарій у поєднанні з методами багатокритеріальної Парето-оптимізації практично не використовувався.

Формування цілей статті (постановка завдання). Метою дослідження є розроблення та реалізація методичного підходу до оптимізації архітектури карт самоорганізації Кохонена на основі методів багатокритеріальної Парето-оптимізації та ітеративного тестування по аналогії з бутстреп підходом, що дозволить об'єктивізувати вибір параметрів кластеризації фінансово-економічних показників IT-проектів для забезпечення надійності подальшого моделювання методами нечіткої логіки та підвищення обґрунтованості управлінських рішень в умовах невизначеності.

Виклад основного матеріалу дослідження. Оптимізація архітектури карт самоорганізації Кохонена є важливим етапом для подальшого моделювання на основі нечіткої логіки процесів управління IT-проектами та прогнозування їх успішності. Оскільки карти самоорганізації Кохонена використовують алгоритми навчання без учителя і здатні самі шукати приховані закономірності та структуру в даних [3], їх використання є доцільним у задачах кластеризації складних економічних показників. Інформаційною базою дослідження обрано фінансово-економічні метрики ефективності IT-проектів (рис. 1), що забезпечують комплексну оцінку доцільності їх реалізації та масштабування завдяки кількісній вимірюваності ефектів від реалізації та прямому зв'язку з результативністю інвестиційних рішень.

До складу фінансово-економічних показників, представлених на рисунку 1, включено такі індикатори:

- рентабельність інвестицій (ROI) – ключовий індикатор відносної ефективності вкладень, визначається як відношення чистого прибутку до обсягу інвестицій, є базовим критерієм для оцінювання доцільності фінансування IT-проектів та порівняння інвестиційних альтернатив;

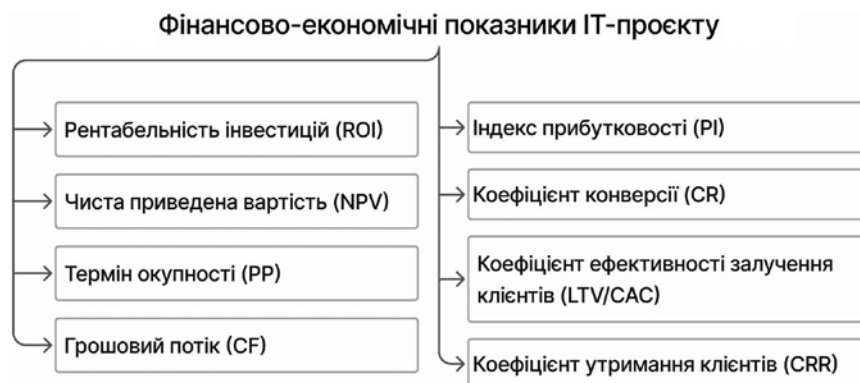


Рис. 1 Фінансово-економічні показники ефективності проекту

Джерело: розроблено авторами

– чиста приведена вартість (NPV), що відображає абсолютну вигоду від реалізації проекту в часі та слугує ключовим індикатором довгострокової інвестиційної привабливості IT-проекту;

– термін окупності (PP) визначає період, необхідний для повернення інвестованих коштів, дозволяє оцінити швидкість відновлення капіталу, що є важливим у контексті ризик-менеджменту;

– грошовий потік (CF) – індикатор ліквідності та фінансової стійкості, що враховує специфічну для життєвого циклу IT-проектів нерівномірність розподілу доходів і витрат;

– індекс прибутковості (PI) – відносний критерій ефективності використання інвестиційних ресурсів на основі приведених доходів;

– коефіцієнт конверсії (CR) – ключовий індикатор ефективності монетизації користувачького досвіду IT-продукту;

– коефіцієнт ефективності залучення клієнтів (LTV/CAC) – базовий критерій оцінювання фінансової сталості та масштабованості бізнес-моделі проекту;

– коефіцієнт утримання клієнтів (CRR) – критичний фактор забезпечення довгострокової прибутковості, що є визначальним особливо для сервісних та SaaS-рішень;

Обраний набір показників забезпечує комплексну оцінку ефективності IT-проектів, охоплюючи як традиційні фінансові метрики (ROI, NPV, PP, PI, CF), так і специфічні для цифрової економіки показники, що відображають поведінку користувачів та ефективність бізнес-моделі (CR, LTV/CAC, CRR).

З огляду на багатокритеріальний характер задачі, апробацію методики оптимізації архітектури карт Кохонена для подальшого нейро-нечіткого моделювання здійснено на базі показника ROI. Його вибір зумовлений здатністю агрегувати ключові фінансово-економічні метрики, що є критичним для прогнозування успішності IT-проектів на цифровому ринку.

Вибір розміру решітки та кількості нейронів є критичним для збереження топології даних у картах Кохонена. Однак через відсутність універсальних аналітичних методів цей процес здебільшого спирається на емпіричні правила та евристичні підходи. Зокрема, у науковій літературі зустрічаються рекомендації щодо вибору кількості нейронів, яка у 10 разів менша за обсяг вибірки N , або використання формули приблизної залежності загальної кількості нейронів від кількості об'єктів вибірки $5\sqrt{N}$ [6]. У наукових працях дослідників Мамонової К. [7], Пахомової В., Сухомлина О. [8] оптимальний розмір карти Кохонена визначався експериментальним шляхом тестування кількох конфігурацій квадратних решіток 5×5 , 7×7 , 10×10 тощо і аналізу показників якості. Так, у прикладних дослідженнях карт SOM для класифікації чи виявлення мережеских атак автори вибирали кількість нейронів на основі якісних експериментальних результатів [8]. Проте такі підходи часто ігнорують специфіку даних та потребують тестування.

У даному дослідженні запропоновано авторську методику ітераційного пошуку оптимальної архітектури SOM, яка базується на інтеграції нейромережевого підходу та аналізу Парето-оптимальних рішень.

На початковому етапі методу формується вибірка даних, що описує фінансово-економічні показники IT-проектів.

Нехай $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ – множина векторів вхідних даних, де $N = 136$ (кількість проектів). Кожен проект x_i представляє собою вектор у багатовимірному просторі $x_i \in \mathbb{R}^m$, де m – кількість обраних фінансових індикаторів (ROI, NPV, LTV/CAC тощо). Для коректної роботи нейромережі всі вхідні дані проходять попередню процедуру нормалізації (наприклад, мінімаксну нормалізацію), щоб звести їх до єдиного діапазону $[0; 1]$.

Далі відбувається ініціалізація простору пошуку архітектур, тобто визначається множина можливих конфігурацій топології карти. Розмір карти задається кількістю нейронів по горизонталі та вертикалі. Простір пошуку обмежується діапазоном від мінімально необхідного для формування 5 кластерів (2×3) до максимально доцільного (10×10), щоб уникнути ситуації, коли кожен об'єкт вибірки потрапляє в окремих нейрон (перенавчання), оскільки авторами було обрано для аналізу 136 проектів.

У процесі навчання SOM кожному нейрону карти ставиться у відповідність ваговий вектор

$$w_j \in \mathbb{R}^m, j = 1, \dots, K$$

де K – кількість нейронів.

У кожному спостереженні визначається нейрон-переможець (Best Matching Unit, BMU) за критерієм мінімальної відстані:

$$BMU(x_i) = \arg \min_j |x_i - w_j|$$

Для вибору оптимального розміру карти використовуються два базові показники якості:

– похибка квантування (QE) характеризує точність апроксимації вхідних даних, відображаючи ступінь втрати інформації при проектуванні і розраховується як середня відстань від об'єкта до його нейрона-переможця (BMU) за формулою

$$QE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - w_{BMU(x_i)}|$$

– топографічна похибка (TE) оцінює якість збереження багатовимірної топології простору та визначає частку спостережень, для яких перший і другий найкращі нейрони-переможці не є суміжними на решітці карти. Для оцінювання збереження топологічної структури використано формулу:

$$TE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n u(x_i)$$

де $u(x_i) = \begin{cases} 1, & \text{якщо перший та другий BMU не є сусідніми} \\ 0, & \text{інакше} \end{cases}$

У ході дослідження встановлено, що похибка квантування завжди зменшується зі збільшенням розміру карти, проте вибір архітектури виключно за мінімумом QE призводить до надмірної кількості нейронів (ефект перенавчання). Водночас, якщо $TE > 0$, спостерігається порушення топології. У такому випадку сусідні об'єкти можуть потрапляти в далекі нейрони, що призводить до деформації кластерної структури, а подальше застосування алгоритму k-means по вагах карти втрачає сенс. У зв'язку з цим обґрунтовано використання критерію вибору мінімального розміру карти за умови досягнення $TE = 0$ при прийнятному значенні QE.

Оскільки задача містить два суперечливі критерії, було застосовано підхід Парето-оптимальності. В ході

експерименту (побудова карти за даними ROI) досліджувались різні комбінації всередині Парето-фронту (рис.2).

Для визначення оптимальної конфігурації карти застосовано декілька підходів. Зокрема, класичний підхід мінімізації TE показав доцільність використання карти розміром 2×3 . Аналогічний результат отримано при використанні методу ранжування, що передбачає мінімізацію агрегованого показника:

$$R = rank(QE) + rank(TE)$$

Застосування методу Парето-оптимізації дало змогу сформувати множину недомінованих рішень:

$$P = \{(QE_k, TE_k) \# (QE_i, TE_i) : QE_i \leq QE_k, TE_i \leq TE_k\}$$

Аналіз Парето-фронту підтвердив доцільність використання компактних конфігурацій карт. Зокрема, карта розміром 2×3 стабільно входить до множини ефективних рішень, поряд із альтернативними варіантами 2×4 та 3×3 , які характеризуються або дещо нижчим значенням QE або компромісним співвідношенням показників.

Відомо, що результати навчання самоорганізованих карт Кохонена значною мірою залежать від випадкової ініціалізації вагових коефіцієнтів та параметрів алгоритму. Це призводить до того, що кожна нова реалізація карти (кожен новий запуск коду, наприклад, у середовищі R) може давати відмінні значення показників квантизаційної помилки QE та топографічної помилки TE . У зв'язку з цим для оцінки стабільності результатів застосовується підхід, заснований на багаторазових прогонах алгоритму з різними початковими умовами, що дозволяє отримати узагальнені та надійні оцінки якості карти. Запропонований підхід є концептуально близьким до ідей бутстреп-ресемплінгу, що використовується у машин-

ному навчанні для оцінювання стійкості моделей [9, 10], однак відрізняється тим, що аналізується не чутливість до вибірки, а стійкість до параметризації моделі.

За результатами кожної ітерації формувалася вибірка конфігурацій карт, що належать до Парето-фронту. Подальше узагальнення отриманих даних дозволило сформувати зведену таблицю (рис. 3), яка містить кількість входжень кожної конфігурації до Парето-фронту, а також середні значення та стандартні відхилення показників якості:

$$\overline{QE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n QE_i, \quad \sigma_{QE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (QE_i - \overline{QE})^2}$$

Отримані результати свідчать про стабільність конфігурації 2×3 , яка демонструє найкраще співвідношення компактності, топологічної узгодженості та точності апроксимації (рис. 4).

Додатковий аналіз залежності QE від кількості нейронів карти показав відсутність вираженого ефекту зменшення похибки зі зростанням розміру карти. Графічна інтерпретація цієї залежності (рис. 5) має вигляд майже горизонтального розподілу, що свідчить про відсутність складної нелінійної структури у досліджуваних даних. Це підтверджує доцільність використання компактних карт без втрати якості моделювання.

На кожній ітерації визначається нова множина Парето-оптимальних рішень, після чого здійснюється аналіз частоти включення кожної конфігурації карти до цієї множини. Стійкість конкретного розміру карти визначається як частка запусків, у яких відповідна конфігурація належить до Парето-ефективних рішень.

Таким чином, чим вищою є ця частка, тим більш стабільним і надійним вважається відповідний розмір карти. Для практичної інтерпретації результатів використано емпіричні порогові значення: конфігурації,

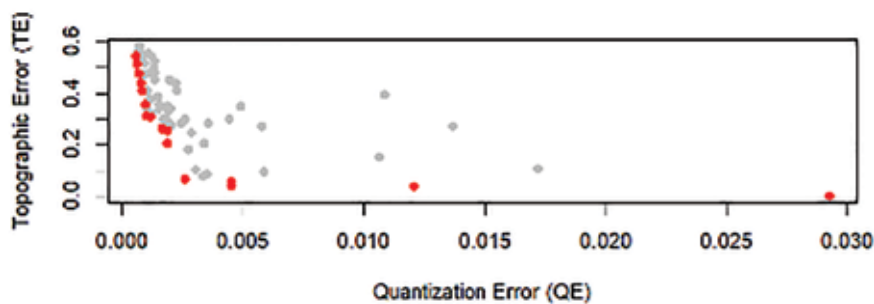


Рис. 2. Виділення Парето-фронту

Джерело: складено за розрахунками авторів

```
# A tibble: 15 × 8
  grid_x grid_y size n_iter qe_mean qe_sd te_mean te_sd
  <int> <int> <int> <int> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
1     1     2     3     6     49  0.887  0.0147  0.0000
2     2     2     4     8     35  0.867  0.00267  0.123
3     3     3     3     9     21  0.870  0.00677  0.0740
4     4     2     6    12     9  0.876  0.00582  0.0738
5     5     2     7    14     6  0.886  0.00698  0.0596
6     6     2     9    18     2  0.882  0.00582  0.0620
7     7     4     3    12     1  0.868 NA      0.102 NA
8     8     3     4    12     1  0.871 NA      NA      NA
```

Рис. 3. Зведена таблиця Парето-фронту для $n_{iter} = 50$

Джерело: складено за розрахунками авторів

4. Vesanto J., Alhoniemi E. Clustering of the self-organizing map. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 2000. Vol. 11, № 3. P. 586–600. DOI: <https://doi.org/10.1109/72.846731>
5. Kiviluoto K. Topology preservation in self-organizing maps. *Proceedings of International Conference on Neural Networks (ICNN'96)*. 1996. P. 294–299. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICNN.1996.548907>
6. Матвійчук А. В. Нейронні мережі в економіці : монографія. Київ : КНЕУ, 2011. 439 с.
7. Великоіваненко Г.І., Мамонова К. Комплекс економіко-математичних моделей оцінювання інвестиційної привабливості суб'єктів господарювання. *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2012. № 1. С. 65–96. DOI: <http://doi.org/10.33111/nfnte.2012.065>
8. Пахомова В.М., Сухомлин О.О. Дослідження самоорганізуючої карти Кохонена щодо виявлення мережових атак категорії R2L. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2023. № 2(85). С. 203–209. DOI: <https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2023.2.28>
9. Efron B., Tibshirani R. An introduction to the bootstrap. New York : Chapman & Hall, 1994. 456 p.
10. Olena Skliarenko, Anatolii Pashko, Leonid Lytvynenko, Yanina Kolodinska. Deep learning models for solving the problem of comparing unstructured textual information. *Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Physical and Mathematical Sciences*. 2025. № 80(1), P. 157–163. DOI: <https://doi.org/10.17721/1812-5409.2025/1.21>
11. Zhytkevych, O., Matviychuk, A., Kmytiuk, T. Modeling Nations' Decarbonisation Potential / Ortiz-Rodríguez, F., Tiwari, S., Usoro Usip, P., Palma, R. (eds) : Electronic Governance with Emerging Technologies. *Communications in Computer and Information Science*. 2023. Vol 1888. P. 60–77. Springer, Cham. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-43940-7_6
12. Піскунова О.В., Савіна С.С. Визначення оптимальних параметрів нейромережі для прогнозування успішності стартапів. The 9 th International scientific and practical conference “Modern research in world science” (November 28–30, 2022) SPC “Sci-conf. com. ua”, Lviv, Ukraine. 2022. С. 1661–1665. URL: <https://dSPACE.wunu.edu.ua/bitstream/316497/48282/1/MODERN-RESEARCH-IN-WORLD-SCIENCE-28-30.11.2022.pdf#page=1661>
13. Мірошніченко І. В. Модель оцінювання інвестиційного потенціалу країни. *Інвестиції: практика та досвід*. 2016. № 7. С. 81–85. URL: <http://www.investplan.com.ua/?op=1&z=4954&i=12>
14. Matviychuk A., Lukianenko O., Miroshnychenko I. Neuro-fuzzy model of country's investment potential assessment. *Fuzzy Economic Review*. 2019. Vol. 24, №2. P. 65–88. DOI: <https://doi.org/10.25102/fer.2019.02.04>.

REFERENCES

1. Zadeh L. A. (2015). Fuzzy logic—a personal perspective. *Fuzzy Sets and Systems*, no. 281, pp. 4–20. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.fss.2015.05.009>
2. Haykin S. (2009). Neural networks and learning machines (3rd ed.). Pearson Education. Available at: <https://dai.fmph.uniba.sk/courses/NN/haykin.neural-networks.3ed.2009.pdf>
3. Kohonen T. (2001). Self-organizing maps (3rd ed.). Springer. Available at: https://books.google.com.ua/books/about/Self_Organizing_Maps.html?id=e4igHzyfO78C&redir_esc=y
4. Vesanto J. & Alhoniemi E. (2000). Clustering of the self-organizing map. *IEEE Transactions on Neural Networks*, no. 11(3), pp. 586–600. DOI: <https://doi.org/10.1109/72.846731>
5. Kiviluoto K. (1996). Topology preservation in self-organizing maps. *Proceedings of International Conference on Neural Networks (ICNN'96)*, pp. 294–299. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICNN.1996.548907>
6. Matviychuk A. V. (2011). *Neironni merezhi v ekonomitsi: monohrafiia* [Neural networks in economics: monograph]. Kyiv : KNEU. (in Ukrainian)
7. Velykoivanenko H. I. & Mamonova K. (2012). Kompleks ekonomiko-matematychnykh modelei otsiniuvannia investytsiinoi pryvabylyvosti subiektiv hospodariuvannia [Complex of economic and mathematical models for evaluating the investment attractiveness of business entities]. *Neiro-nechitki tekhnologii modeliuвання v ekonomitsi*, no. 1, pp. 65–96. DOI: <http://doi.org/10.33111/nfnte.2012.065> (in Ukrainian)
8. Pakhomova V. M. & Sukhomlyn O. O. (2023). Doslidzhennia samoorganizuiuchoi karty Kohonena shchodo vyiavlennia merezhevykh atak katehorii R2L [Research of the Kohonen self-organizing map regarding the detection of R2L category network attacks]. *Visnyk Khersonskoho natsionalnoho tekhnichnoho universytetu*, no. 85(2), pp. 203–209. DOI: <https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2023.2.28> (in Ukrainian)
9. Efron B. & Tibshirani R. (1994). An introduction to the bootstrap. New York : Chapman & Hall. 456 p.
10. Skliarenko O., Pashko A., Lytvynenko L. & Kolodinska Y. (2025). Deep learning models for solving the problem of comparing unstructured textual information. *Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Physical and Mathematical Sciences*, no. 80(1), pp. 157–163. DOI: <https://doi.org/10.17721/1812-5409.2025/1.21>
11. Zhytkevych O., Matviychuk A. & Kmytiuk T. (2023). Modeling Nations' Decarbonisation Potential. In F. Ortiz-Rodríguez, S. Tiwari, P. Usoro Usip & R. Palma (Eds.), *Electronic Governance with Emerging Technologies. Communications in Computer and Information Science*. vol. 1888, pp. 60–77. Springer. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-43940-7_6
12. Piskunova O. V. & Savina S. S. (2022). Vyznachennia optymalnykh parametrov neuronmerezhi dlia prohozuvannia uspishnosti startapiv [Determination of optimal neural network parameters for predicting the success of startups]. In *Modern research in world science: Proceedings of the 9th International scientific and practical conference* (pp. 1661–1665). Available at: <https://dSPACE.wunu.edu.ua/bitstream/316497/48282/1/MODERN-RESEARCH-IN-WORLD-SCIENCE-28-30.11.2022.pdf#page=1661> (in Ukrainian)
13. Miroshnychenko I. V. (2016). Model otsiniuvannia investytsiinoho potentsialu krainy [Model for assessing the investment potential of the country]. *Investytsii: praktyka ta dosvid*, no. 7, pp. 81–85. Available at: <http://investplan.com.ua/?op=1&z=4954&i=12> (in Ukrainian)
14. Matviychuk A., Lukianenko O. & Miroshnychenko I. (2019). Neuro-fuzzy model of country's investment potential assessment. *Fuzzy Economic Review*, no. 24(2), pp. 65–88. DOI: <https://doi.org/10.25102/fer.2019.02.04> (in Ukrainian)

Дата надходження статті: 23.03.2026

Дата прийняття статті: 13.04.2026

Дата публікації статті: 29.05.2026