

УДК 005.8:004.032.26:519.816

DOI: <https://doi.org/10.37734/2409-6873-2026-2-3>

ПОБУДОВА ФУНКЦІЙ НАЛЕЖНОСТІ ПОКАЗНИКІВ ЕФЕКТИВНОСТІ ІТ-ПРОЄКТІВ НА БАЗІ SOM-КЛАСТЕРИЗАЦІЇ ДЛЯ ПРИЙНЯТТЯ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ

Я. О. КОЛОДІНСЬКА

аспірантка,

Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана;
старший викладач,

Приватний вищий навчальний заклад «Європейський університет»

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

кандидат фізико-математичних наук, професор,

Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана

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

Анотація. Мета статті полягає у розробці та обґрунтуванні методичного підходу до побудови функцій належності показників на основі результатів кластеризації за допомогою карт самоорганізації Кохонена для оцінювання ефективності ІТ-проектів. **Методика дослідження** базується на застосуванні інструментарію штучних нейронних мереж, теорії нечітких множин та нечіткої логіки, статистичного аналізу розподілів для обґрунтування управлінських рішень. **Результати.** Запропоновано алгоритм визначення параметрів функцій належності показників ефективності ІТ-проектів через модальні значення розподілу центрів кластерів, що дозволяє нівелювати вплив випадкових факторів навчання нейронної мережі і підвищити стійкість та інтерпретованість результатів. Побудовано квазідзвоноподібні функції належності для п'яти лінгвістичних термів, що відповідають різним рівням ефективності ІТ-проектів. **Практична значущість результатів дослідження** полягає у створенні надійного аналітичного підґрунтя для побудови нейро-нечіткої моделі прогнозування та підтримки прийняття управлінських рішень в процесах реалізації та масштабування ІТ-проектів за умов невизначеності цифрової економіки.

Ключові слова: ІТ-проект, управління проектами, цифрова економіка, інформаційні технології, нейронна мережа, моделювання, карти самоорганізації Кохонена (SOM), кластеризація, кластери, кластерний аналіз, функції належності, показники ефективності, рентабельність інвестицій (ROI), інтегральний показник.

Постановка проблеми в загальному вигляді та зв'язок із найважливішими науковими чи практичними завданнями. У сучасних умовах цифрової економіки ефективність управління ІТ-проектами значною мірою залежить від можливості обробки складних, багатовимірних та нечітких даних. Традиційні методи оцінювання ефективності, що базуються виключно на кількісних показниках, не дозволяють адекватно врахувати невизначеність і нелінійний характер взаємозв'язків між параметрами.

Одним із перспективних напрямів вирішення цієї проблеми є використання нейро-нечітких підходів, які поєднують можливості нейронних мереж та нечіткої логіки. Водночас ключовим етапом побудови таких моделей є формування функцій належності, які забезпечують перехід від кількісних значень показників до лінгвістичних змінних.

Незважаючи на значну кількість досліджень у цій сфері, питання побудови функцій належності

на основі результатів кластеризації, зокрема із використанням карт самоорганізації Кохонена, потребує подальшого розвитку. Особливо актуальним є врахування стохастичності навчання нейронних мереж та забезпечення стійкості отриманих функцій.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблематика оцінювання ефективності ІТ-проектів в умовах цифрової трансформації економіки привертає значну увагу як вітчизняних, так і закордонних науковців. Складність сучасних ІТ-рішень, високий рівень ризику та динамічність середовища роблять класичні детерміновані методи розрахунку фінансово-економічних показників недостатніми для прийняття стратегічних управлінських рішень.

Фундаментальні засади застосування інструментарію нечітких множин, нечіткої логіки та нейромереж для моделювання складних процесів було закладено Л. Заде [10] та Т. Кохоненом [1]. Зокрема, карти самоорганізації Кохонена (SOM)

довели свою ефективність як інструмент топологічного відображення та типізації багатовимірних даних у роботах [1; 7; 9]. На сучасному етапі розвитку нейро-нечітких систем (ННС) ключовим напрямом є підвищення їхньої інтерпретованості та точності, що відображено в концепції ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System – система нечіткого виведення на основі адаптивної мережі), розробленої Дж.-Ш. Р. Джанг [2].

У сфері управління проектами використання нейро-нечітких підходів для прогнозування витрат та часу розробки програмного забезпечення досліджували Ш. Дхінгра та С. М. Павліндер [3], які довели перевагу нечіткої логіки над традиційними регресійними моделями при роботі зі стохастичними даними. Вітчизняна школа нейро-нечіткого моделювання в економіці, представлена працями А. В. Матвійчука [6, 8], О. В. Дорохова та В. Г. Чернова [4], акцентує увагу на використанні нечітких множин для оцінювання інноваційних проєктів та мінімізації суб'єктивізму експертних оцінок.

Важливим аспектом сучасних досліджень є автоматизація побудови функцій належності. Роботи Т. Чжан та З. Ван [5] демонструють можливість застосування кластерного аналізу для автоматичної генерації параметрів функцій належності без залучення експертів. Проте, незважаючи на значні здобутки, відкритим залишається питання стійкості отриманих функцій в умовах випадкової ініціалізації нейронних мереж. Більшість існуючих моделей базуються на одноразовому навчанні SOM або використанні середніх значень центрів кластерів, що може призводити до значних похибок через стохастичну природу навчання. Саме необхідність розроблення методики, яка б нівелювала вплив випадкових чинників навчання нейромережі, і обумовила актуальність даного дослідження.

Формування цілей статті (постановка завдання). Метою статті є розроблення та математичне обґрунтування методики побудови стійких функцій належності для нейро-нечіткого моделювання ефективності ІТ-проєктів на основі результатів кластеризації за допомогою карт самоорганізації Кохонена (SOM). Завдання дослідження полягає у формалізації аналітичних параметрів лінгвістичних термів, а саме центрів та ширини дзвона, шляхом застосування ітераційного аналізу та використання модальних значень розподілу. Це дозволить мінімізувати стохастичні похибки нейромережі, позбутися експертного суб'єктивізму та забезпечити високу надійність бази знань майбутньої системи підтримки прийняття рішень.

Виклад основного матеріалу дослідження з повним обґрунтуванням отриманих наукових результатів. У даному дослідженні побудова функцій належності здійснюється на основі результатів кластеризації, отриманих на першому етапі за допомогою карт самоорганізації Кохо-

нена. За основу було взято архітектуру SOM розміром 2×3 , оптимальність якої за критеріями Парето (мінімізація топографічної похибки та похибки квантування) була доведена авторами у попередньому дослідженні.

В якості інформаційної бази використано фінансово-економічні показники ІТ-проєктів, при цьому подальший аналіз здійснюється на прикладі показника рентабельності інвестицій (ROI), який виступає інтегральною характеристикою ефективності [7; 9].

Обрана топологія карти самоорганізації забезпечує поділ масиву даних на 5 цільових кластерів, що відповідають п'яти лінгвістичним термам від T1 до T5: «дуже низький», «низький», «середній», «високий», «дуже високий».

Оскільки алгоритми навчання SOM використовують випадкову ініціалізацію вагових коефіцієнтів [1, 5], одноразовий прогін нейромережі може давати нестабільні координати центрів кластерів. Для забезпечення високої надійності результатів та нівелювання похибок було застосовано ітераційний підхід. Алгоритм навчання SOM повторювався 50 разів на досліджуваній вибірці зі 136 ІТ-проєктів, в результаті чого було сформовано матрицю даних (рис. 1), що містить координати центрів для кожного терма у кожному прогоні.

На основі отриманого масиву для кожного кластеру було побудовано гістограми розподілу значень центрів (рис. 2). Важливим методологічним рішенням стало використання моди (значення, що найчастіше зустрічається в розподілі) замість традиційного середнього арифметичного в якості базового центру терма (параметр c). Такий підхід дозволяє ігнорувати нетипові викиди, які виникають при окремих ітераціях навчання, зменшити вплив випадкових коливань та забезпечує максимальну стійкість функцій належності.

Для опису термів застосовано квазідзвоноподібну функцію належності:

$$\mu(x) = \exp\left(-\left(\frac{x-c}{a}\right)^2\right) \quad (1)$$

де x – значення фінансового показника, для якого обчислюється ступінь належності;

c – центр терма (мода відповідного кластера);

a – ширина дзвона (напівширина, що визначається як половина відстані до сусіднього центру). Вибір даного параметра полягає у забезпеченні необхідного рівня перекриття функцій належності ($\mu \approx 0.5$) у точках перетину термів, що гарантує неперервність нечіткого логічного виведення та плавність переходу між рівнями ефективності проєкту та є критично важливо для адекватності моделі);

$\mu(x)$ – розраховане значення функції належності в діапазоні $[0, 1]$.

	T1	T2	T3	T4	T5	Run
1	-1.9849235	23.66096	50.74397	87.39171	132.1828	1
2	-1.8987138	23.42150	50.80437	87.63028	131.5219	2
3	-1.5098482	22.66809	50.15181	87.40366	132.5082	3
4	-12.6585737	18.43677	57.07223	93.02580	131.5762	4
5	-12.7711616	18.90213	56.68141	92.29536	133.4912	5
6	-2.8087668	22.52320	50.33910	87.90055	133.3413	6
7	-2.2848373	22.89396	49.81115	87.03551	132.1742	7
8	-2.4845157	22.94308	62.64917	99.90409	131.4908	8
9	-2.5652705	23.14295	62.52647	99.53189	132.1595	9
10	-0.2311593	24.16404	62.92012	99.87780	131.6503	10
11	-4.0531202	23.29752	63.11413	99.54407	131.6505	11
12	11.9591223	50.73013	75.40740	100.17903	132.7416	12
13	-0.8762932	24.37607	50.52241	87.26148	133.2252	13

Рис. 1. Матриця даних координат центрів для кожного терму на ітераціях

Джерело: розроблено авторами

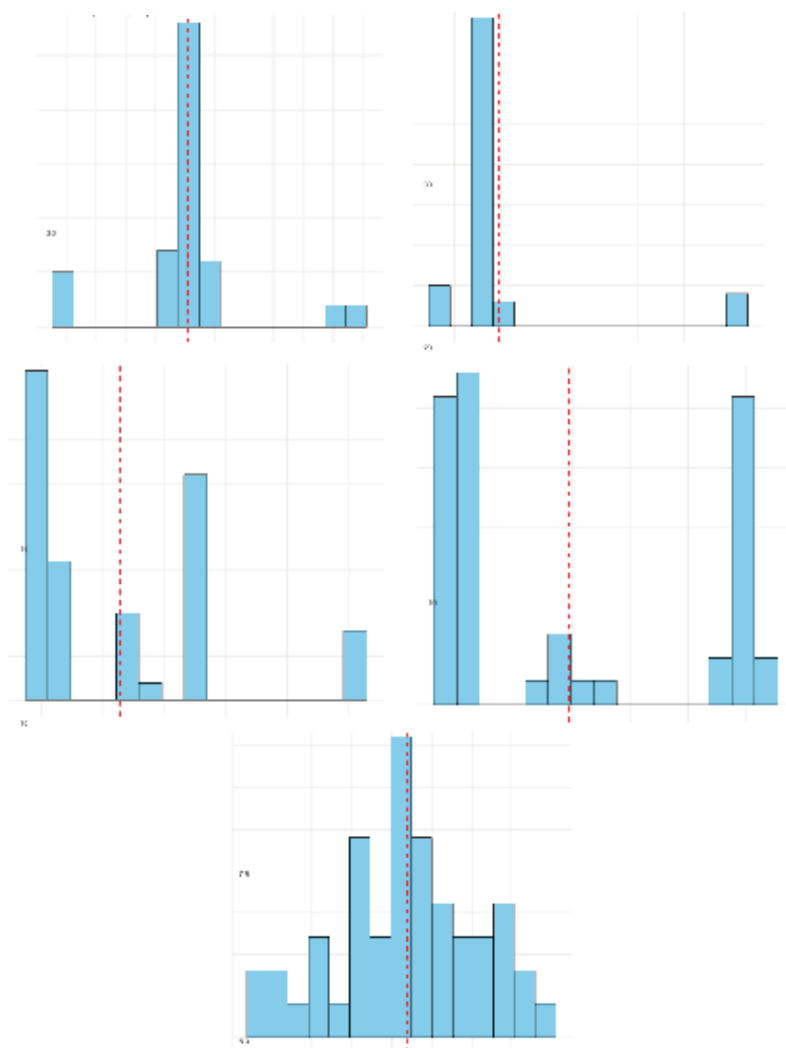


Рис. 2. Гістограми центрів T1–T5

Джерело: розроблено авторами

За описаним алгоритмом були розраховані значення та візуалізовані криві функцій належності для всіх 5 термів досліджуваного показника (рис. 3).

Побудовані на основі модальних центрів функції належності забезпечують відображення числових значень показника ROI у простір лінгвістичних змінних. Для кожного значення ROI обчислюється ступінь належності до кожного терму (рис. 4).

Таким чином формується нечітке представлення даних, яке дозволяє врахувати невизначеність та плавні переходи між рівнями ефективності.

Отримані функції належності є базовим компонентом для реалізації механізму нечіткого логічного виведення [6]. Для прийняття остаточного управлінського рішення здійснюється агрегація нечітких висновків за операцією максимуму:

$$\mu_{out}(y) = \max_j \min(\mu_{A_j}(x), \mu_{B_j}(y))$$

та подальша дефазифікація за методом центру ваги для отримання кількісного прогнозу:

$$y^* = \frac{\int y \cdot \mu_{out}(y) dy}{\int \mu_{out}(y) dy}$$

Таким чином, запропонований підхід забезпечує побудову інтерпретованої моделі прогнозування ефективності ІТ-проектів, яка поєднує можливості кластерного аналізу та нечіткої логіки, враховує невизначеність економічних процесів та забезпечує стабільність результатів моделювання в умовах цифрової економіки.

Висновки із зазначених проблем і перспективи подальших досліджень у поданому напрямі.

У результаті дослідження розроблено підхід до побудови функцій належності на основі результатів кластеризації, отриманих із використанням самоорганізуючих карт Кохонена. Запропоновано використання модальних значень центрів кластерів як бази для формування функцій належності, що дозволяє підвищити стійкість та надійність результатів.

Реалізовано ітераційний підхід до аналізу центрів кластерів, який забезпечує зменшення впливу стохастичності навчання нейронної мережі. Побудовані функції належності забезпечують адекватне відображення числових значень показників у лінгвістичний простір та формують основу для подальшого нейро-нечіткого моделювання.

Отримані результати можуть бути використані для розробки систем підтримки прийняття рішень у сфері управління ІТ-проектами, а також для прогнозування їх ефективності в умовах невизначеності цифрової економіки.

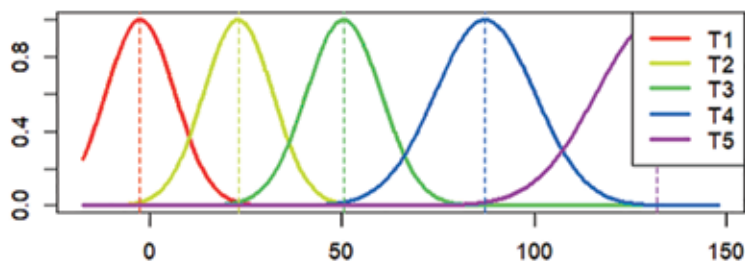


Рис. 3. Функції належності за модами центрів

Джерело: розроблено авторами

```
> head(membership_df)
      T1          T2          T3          T4          T5
1 2.302415e-02 9.966371e-01 1.472558e-02 3.691585e-06 3.807624e-11
2 9.310784e-45 5.290381e-29 8.862898e-14 1.203761e-02 9.259514e-01
3 3.340942e-01 4.032910e-01 2.447291e-04 3.105540e-08 2.011558e-13
4 2.783176e-09 2.616422e-03 9.341031e-01 3.851627e-02 5.551730e-06
5 1.741395e-21 3.266561e-11 1.451736e-03 9.924466e-01 1.369826e-02
6 1.178003e-02 9.885207e-01 2.701449e-02 8.208311e-06 9.486706e-11
  Value
1 22.26
2 125.88
3 10.85
4 54.09
5 85.65
6 24.37
> |
```

Рис. 4. Значення функцій належності для кожного терму

Джерело: розроблено авторами

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Kohonen T. Self-organizing maps. 3rd ed. Berlin : Springer, 2001. 501 p. URL: https://books.google.com.ua/books/about/Self_Organizing_Maps.html?id=e4igHzyfO78C&redir_esc=y
2. Jang J.-S. R. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1993. Vol. 23, № 3. P. 665–685. DOI: <https://doi.org/10.1109/21.256541>
3. Dhingra Sh., Pavlinder S. M. Design and Implementation of Neuro Fuzzy model for Software Development Time Estimation. *International Journal of Computer Applications*. 2014. Vol. 86, № 5. P. 7–12. DOI: <https://doi.org/10.5120/14979-3179>
4. Чернов В. Г., Дорохов О. В. Методологія оцінювання інноваційного розвитку з використанням нейро-нечіткого моделювання. *Економіка розвитку*. 2015. № 3 (75). URL: <http://www.repository.hneu.edu.ua/jspui/handle/123456789/10267>
5. Zhang T., Wang Z. Self-Organized Fuzzy Neural Network Nonlinear System Modeling Method Based on Clustering Algorithm. *Applied Sciences*. 2022. No. 12(22). DOI: <https://doi.org/10.3390/app122211435>
6. Матвійчук А. В. Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка: монографія. Київ : КНЕУ. 2011. Том 439. № 1.
7. 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), 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>
8. 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>
9. Великоіваненко Г.І., Мамонова К. М. 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/nfmte.2012.065>
10. Zadeh, L. A. Fuzzy logic—a personal perspective. *Fuzzy Sets and Systems*, 2015. No. 281, pp. 4–20. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.fss.2015.05.009>

REFERENCES

1. Kohonen T. (2001). *Self-organizing maps* (3rd ed.). Springer. Available at: https://books.google.com.ua/books/about/Self_Organizing_Maps.html?id=e4igHzyfO78C
2. Jang J.-S. R. (1993). ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, no. 23(3), pp. 665–685. DOI: <https://doi.org/10.1109/21.256541>
3. Dhingra S. & Pavlinder S. M. (2014). Design and implementation of neuro fuzzy model for software development time estimation. *International Journal of Computer Applications*, no. 86(5), pp. 7–12. DOI: <https://doi.org/10.5120/14979-3179>
4. Chernov V. H. & Dorokhov O. V. (2015). Metodolohiia otsiniuvannia innovatsiinoho rozvytku z vykorystanniam neuro-nechitkoho modeliuвання [Methodology of assessing innovative development using neuro-fuzzy modeling]. *Ekonomika rozvytku – Economics of development*, no. 3, 75 p. Available at: <http://www.repository.hneu.edu.ua/jspui/handle/123456789/10267> [in Ukrainian].
5. Zhang T. & Wang Z. (2022). Self-organized fuzzy neural network nonlinear system modeling method based on clustering algorithm. *Applied Sciences*, no. 12(22), 11435. DOI: <https://doi.org/10.3390/app122211435>
6. Matviychuk A. V. (2011). *Shtuchnyi intelekt v ekonomitsi: neuronni merezhi, nechitka lohika: monohrafiia* [Artificial intelligence in economics: neural networks, fuzzy logic: a monograph]. Vol. 439, 1. Kyiv : KNEU. [in Ukrainian].
7. Piskunova O. V. & Savina S. S. (2022, November 28–30). Vyznachennia optymalnykh parametriv neiromerezhi dlia prohnozuvannia uspihnosti startapiv [Determining the optimal parameters of a neural network for predicting the success of startups]. Proceedings of the 9th International scientific and practical conference “Modern research in world science” (pp. 1661–1665). Lviv, Ukraine. 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].
8. 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>
9. Velykoivanenko H. I. & Mamonova K. M. (2012). Kompleks ekonomiko-matematychnykh modelei otsiniuvannia investytsiinoi pryvablyvosti subiektiv hospodariuvannia [Complex of economic and mathematical models for assessing the investment attractiveness of business entities]. *Neuro-Nechitki Tekhnolohii Modeliuвання v Ekonomitsi – Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics*, no. 1, pp. 65–96. DOI: <http://doi.org/10.33111/nfmte.2012.065> [in Ukrainian].
10. 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>

Yanina Kolodinska, Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman; Private Higher Educational Establishment “European University”, **Halyna Velykoivanenko**, Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman. **Constructing membership functions for IT project performance indicators based on SOM clustering for management decision-making.**

Annotation. Purpose. The primary objective of this research is to develop and substantiate a methodological approach for the construction of robust and stable membership functions using iterative clustering via Kohonen self-

organizing maps (SOM) to evaluate the efficiency of IT projects. In the modern digital economy, the effectiveness of IT project management depends significantly on the ability to process complex, multidimensional, and fuzzy data. Traditional assessment methods based solely on quantitative metrics often fail to capture the inherent uncertainty and non-linear interactions between project parameters. Consequently, neuro-fuzzy approaches, which combine the learning capabilities of neural networks with the linguistic interpretability of fuzzy logic, represent a promising direction. However, ensuring the stability of membership functions despite the stochastic nature of neural network training remains a critical issue. The research methodology is grounded in a multifaceted approach that integrates the apparatus of artificial neural networks, fuzzy set theory, and fuzzy logic. The study employs systems analysis and neural network modeling to process project data, while statistical and modal analysis of distributions are utilized to provide a rigorous justification for management decisions. A key feature of the methodology is the use of an iterative approach to Kohonen self-organizing maps. Since the SOM training algorithm depends on the random initialization of weight coefficients, the research utilizes multiple training repetitions to generate a comprehensive data matrix of cluster centers. This allows for the transition from a single, potentially biased neural network output to a statistically significant distribution of cluster coordinates, ensuring the objectivity of the subsequent fuzzy modeling stages. **Results.** The core result involves an algorithm that determines membership function parameters using the modal values of the cluster center distribution. By selecting the mode instead of the traditional arithmetic mean as the base center parameter, the model successfully ignores atypical outliers and random fluctuations inherent in individual training iterations, maximizing the stability of the fuzzy sets. Quasi-bell-shaped membership functions were constructed for each of the five linguistic terms based on an exponential function of the squared deviation. **Practical Significance.** The practical value lies in creating a dependable analytical framework for constructing neuro-fuzzy forecasting models and decision support systems in IT project management. This approach minimizes expert subjectivity, compensates for the stochastic errors of neural networks, and provides a stable basis for evaluating project success under conditions of economic uncertainty. The developed methodology can be integrated into management systems to enhance performance predictions in the digital economy sector.

Keywords: IT project, project management, digital economy, information technology, neural network, modeling, Kohonen self-organising maps (SOM), clustering, clusters, cluster analysis, membership functions, performance indicators, return on investment (ROI), composite indicator.

Дата надходження статті: 14.04.2026

Дата прийняття статті: 05.05.2026

Дата публікації статті: 22.06.2026