

Великоіваненко Г.І.,
к.ф.-м.н., професор,
Колодінська Я.О.,
здобувач третього (наукового) рівня вищої освіти,
Київський національний економічний університет
імені Вадима Гетьмана

НЕЙРО-НЕЧІТКЕ МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСІВ ОБҐРУНТУВАННЯ РІШЕНЬ В УПРАВЛІННІ ІТ-ПРОЄКТАМИ

Сучасний стан розвитку цифрової економіки, що характеризується переходом до інтелектуального технологічного циклу, висуває нові вимоги до якості управлінського інструментарію в ІТ-сфері. Високий рівень ентропії середовища та специфічні виклики, зумовлені військовою агресією проти України, роблять класичні детерміновані методи планування недостатньо ефективними [1]. Традиційні каскадні моделі, засновані на жорсткому плануванні, демонструють низьку адаптивність, що призводить до значних відхилень від бюджету та термінів. Натомість ітераційні методології, такі як Agile, Scrum, Kanban, стали стандартом де-факто, забезпечуючи швидке впровадження змін та орієнтацію на зворотний зв'язок. Проте, навіть гнучкі підходи потребують посилення за допомогою інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень (СППР), здатних обробляти багатовимірні масиви неоднорідної інформації.

Фундаментальною проблемою управління ІТ-проектами є складність формалізації та кількісного оцінювання якісних характеристик, таких як кваліфікація команди, складність архітектури чи задоволеність стейкхолдерів. Для подолання цих бар'єрів доцільно використовувати апарат нейро-нечіткого моделювання, який дозволяє оперувати лінгвістичними змінними та нечіткими множинами [2]. Базовим етапом побудови таких моделей є попередня кластеризація вхідного простору ознак, де карти самоорганізації Кохонена (SOM) виступають об'єктивним інструментом типізації даних.

Застосування SOM дозволяє мінімізувати суб'єктивізм експертних оцінок завдяки алгоритмам навчання без учителя, що самостійно знаходять приховані структури в масивах фінансово-економічних показників. У контексті цифрової економіки набір метрик ефективності ІТ-проекту суттєво розширюється, охоплюючи як класичні показники: рентабельність інвестицій (ROI), чиста приведена вартість (NPV), термін окупності (PP), так і специфічні цифрові індикатори: коефіцієнт конверсії (CR), довічна вартість клієнта (LTV), вартість залучення клієнта (CAC) та рівень утримання (CRR).

Використання нейронних мереж у менеджменті часто обмежується проблемою вибору архітектури та параметрів навчання. Некоректно налаштована мережа може генерувати нестабільні результати, що робить їх непридатними для стратегічного планування. Саме тому актуальним є розроблення формалізованих підходів до оптимізації структури нейромереж, що базуються на багатокритеріальному аналізі.

Для забезпечення надійності кластеризації показників ефективності ІТ-проектів необхідно розв'язати задачу вибору оптимального розміру решітки карти SOM, оскільки традиційні евристичні підходи часто ігнорують конфліктність між точністю апроксимації даних та якістю збереження їхньої топологічної структури. Авторами запропоновано методику, засновану на Парето-оптимізації двох суперечливих критеріїв: похибки квантування (QE) та топографічної похибки (TE).

Експериментальне тестування на вибірці зі 136 ІТ-проектів показало, що найбільш стійкою є архітектура 2×3 , яка дозволяє виділити 5 змістовних кластерів. Для нівелювання впливу випадкової ініціалізації ваг було застосовано ітераційний підхід (аналог бутстреп-ресемплінгу), де стабільність конфігурації визначається частотою її входження до Парето-оптимальної множини протягом серії запусків. Такий підхід гарантує, що отримані групи проектів є статистично значущими та відтворюваними, що є базисом для побудови надійної бази знань СППР.

Після отримання стійких кластерів виникає завдання переходу від кількісних параметрів до лінгвістичних термів (фазифікація), що дозволить керівникам проєктів оперувати поняттями "висока рентабельність", "низький ризик" чи "середній термін окупності" в межах нечіткого логічного виведення. Ключовим науковим результатом дослідження є методика побудови функцій належності не на основі суб'єктивних думок експертів, а на базі модальних значень центрів кластерів.

Синергія нейронних мереж та нечіткої логіки втілюється у гібридних системах типу ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System - адаптивна нейро-нечітка система виведення), які здатні самостійно навчатися на історичних даних про успішні та невдачі ІТ-проєкти [3].

Управління процесами в умовах цифрової економіки вимагає таких адаптивних інструментів, що поєднують точність апроксимації з можливістю інтерпретації правил (рис 1).

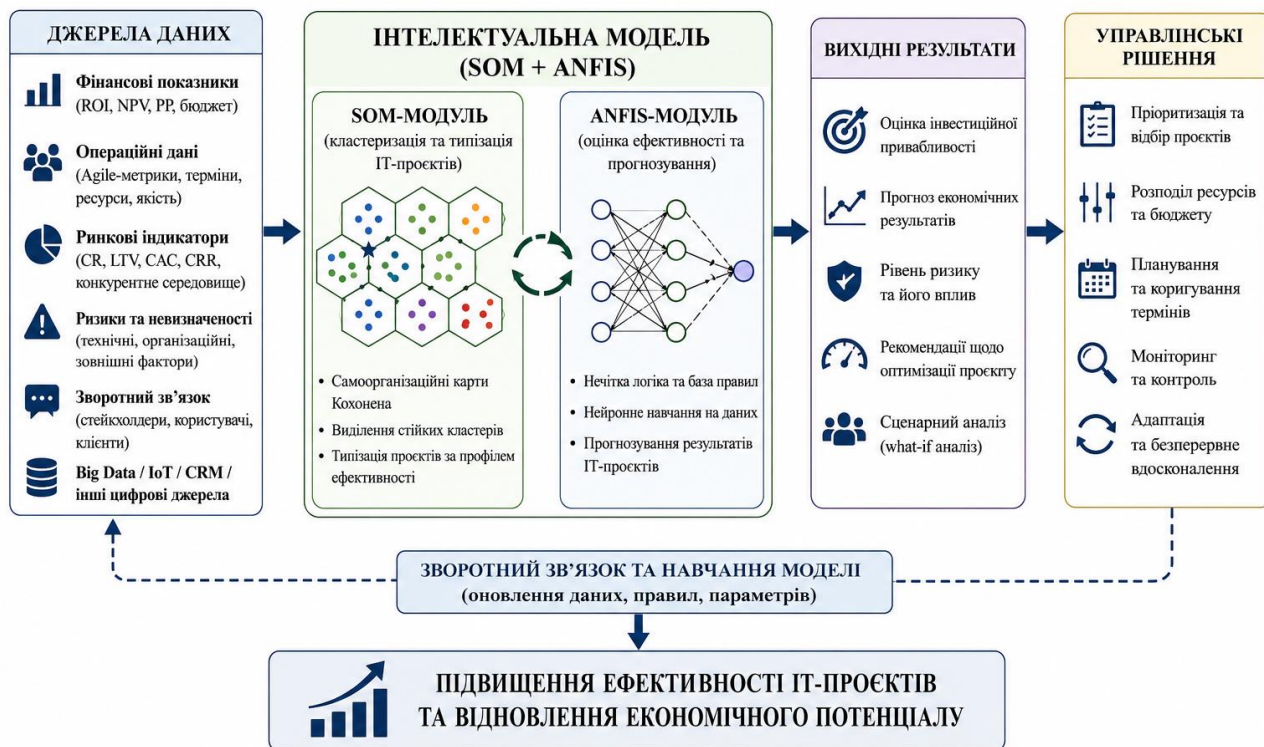


Рис. 1. Схема концептуальної моделі підвищення ефективності ІТ-проєктів

Джерело: розроблено авторами

Отже, запропонований методичний підхід забезпечує об'єктивізацію процесу налаштування інтелектуальних моделей в управлінні ІТ-проєктами. Поєднання Парето-оптимізації з ітераційним аналізом модальних значень центрів кластерів дозволяє досягти високого рівня стійкості та відтворюваності результатів моделювання незалежно від впливу випадкових факторів і варіативності початкових параметрів. У результаті формується надійне математичне підґрунтя для створення систем підтримки прийняття рішень, орієнтованих на підвищення точності оцінювання ефективності ІТ-проєктів та інвестиційної привабливості ІТ-продуктів в умовах динамічного розвитку цифрової економіки.

Список використаних джерел

1. Колодінська, Я.О., Великоіваненко, Г.І. (2023). Інноваційне підприємництво як чинник розвитку цифрової економіки: сучасні тенденції та виклики в Україні. *Економіка і управління*, (2), 31–38. URL: chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcglclefindmkaj/https://cms.economics-management.e-u.edu.ua/uploads/1228_dbf99a87ab.pdf

2. Піскунова, О., Савіна, С., Кмитюк, Т. (2026). Економетричне моделювання інвестиційної привабливості ІТ-проектів на основі логістичної регресії. *Modeling the development of the economic systems*, (2), 130–137. <https://doi.org/10.31891/mdes/2026-20-15>

3. Imamguluyev, R. (2025). Neuro-fuzzy systems in the age of AI: challenges, innovations, and future directions. *International Research Journal of Modernization in Engineering Technology and Science*, 7 (7), 2188-2195 <https://www.doi.org/10.56726/IRJMETS81296>

Голубова Г.В.,

к.е.н., доцент,

Національна академія статистики, обліку та аудиту

МЕТОДИ КІЛЬКІСНОЇ ОЦІНКИ РИЗИКІВ: РОЗРАХУНОК VALUE AT RISK ТА МОНТЕ-КАРЛО СИМУЛЯЦІЯ

Сучасна економіка характеризується урізноманітненням послуг у фінансовій, банківській, грошово-кредитній сфері, зростанням обсягів операцій на фондовому ринку та ринку цінних паперів. Гроші набувають нових форм існування, наприклад криптовалюти, а фінансовий ринок активно інтегрується у всі сфери соціально-економічних відносин. Але всі ці процеси відбуваються на тлі різного роду ризиків. Загроза виникнення фінансових ризиків залежить від низки чинників: рівня соціально-економічного розвитку країни, стабільності національної валюти, надійності нормативно-правового поля, значних коливань валютних курсів, дисбалансу між попитом і пропозицією, напруженості в суспільстві та ін [1].

Інтеграція світових фінансових ринків та зростання економічної нестабільності вимагають від сучасних компаній впровадження точних математичних підходів до ризик-менеджменту. В умовах високої волатильності традиційні методи та дескриптивні оцінки демонструють неспроможність забезпечити адекватний рівень захисту активів і капіталу підприємств.

У сучасній практиці серед інструментарію кількісного аналізу провідне місце посідає методологія Value at Risk (VaR – вартість, що під ризиком), яка дає змогу консолідувати мультиваріантні ринкові ризики у валідному вартісному вираженні. Прогностична точність та релевантність метрики VaR детермінуються специфікою застосованого математичного апарату. Найбільш адаптивним та прогресивним методом розрахунку в умовах невизначеності є стохастичне моделювання за алгоритмом Монте-Карло.

Існують три основні підходи до оцінки VaR [2]:

- метод параметричної оцінки;
- метод історичного моделювання;
- метод імітаційного моделювання.

I. Параметричний підхід найбільш поширений у формі варіаційно-коваріаційної моделі й полягає у виявленні факторів інтегрального ризику, що впливають на вартість портфеля активів банку, та апроксимації вартості цього портфеля на основі виявлених факторів.

Міра VaR визначається у грошових одиницях, як статистична оцінка максимальних втрат фінансового інструмента (портфеля) зі встановленим розподілом факторів ризику, які на заданому часовому горизонті не будуть перевищені з імовірністю, рівній довірчому інтервалу.

Якщо випадкова величина (X) підпорядковується нормальному розподілу, то суму під ризиком можна розрахувати за формулою:

$$VaR_{\alpha}(X) = \text{Exp}(X) + F^{-1}(1 - \alpha) \sigma(X),$$

де $\text{Exp}(X)$ – математичне очікування; $F^{-1}(1 - \alpha)$ – квантиль стандартного нормального розподілу ($1 - \alpha$), зазвичай використовують похибку $\alpha = 0,05$; $\sigma(X)$ – стандартне відхилення.

До недоліків цього підходу обчислення слід віднести те, що розрахунки VaR базуються на припущенні нормального розподілу випадкових величин, а на практиці реальні дані не завжди відповідають нормальному розподілу.