

УДК 004.415.5:004.8
DOI <https://doi.org/10.32689/maup.it.2025.3.25>

Михайло ХОМЧАК

аспірант факультету комп'ютерних наук та технологій,
Державний університет «Київський авіаційний інститут»,
mykhailo.khomchak@gmail.com
ORCID: 0009-0000-4127-556X

Сергій ГНАТЮК

доктор технічних наук, професор,
Державний університет «Київський авіаційний інститут»,
s.gnatyuk@kai.edu.ua
ORCID: 0000-0003-4992-0564

МЕТОД СТРУКТУРОВАНОГО ВПРОВАДЖЕННЯ ХМАРНОЇ ІНФРАСТРУКТУРИ

Анотація. Українські підприємства дедалі активніше впроваджують хмарні сервіси (ХС) як основу бізнес-процесів. Проте вибір оптимальної конфігурації ХС має стратегічне значення, оскільки у підсумку визначить рівень витрат на ІТ-інфраструктуру, продуктивність і масштабованість ІТ систем. А також, додатково на безпеку даних і відповідність регуляторним вимогам. Проте процес прийняття рішень у цій сфері є надзвичайно складним. Це пов'язано багатокритеріальним характером задачі. Особи яка приймає рішення у процесі вибору ХС зазвичай оцінює суперечливі вимоги. Класичні методи багатокритеріальної оптимізації не завжди здатні врахувати суб'єктивні пріоритети та нечітко сформульовані вимоги («прийнятна вартість», «висока безпека», «достатня масштабованість»). Відповідно це знижує практичну придатність такої оптимізації.

Метою даної роботи є синтез моделей, які здатні поєднати формальні кількісні показники та експертні судження, забезпечуючи збалансований вибір.

Методологія. У статті запропоновано інтегровану модель, яка об'єднує апарат нечіткої логіки (НЛ) з сучасними еволюційними алгоритмами багатокритеріальної оптимізації (NSGA-III та MOEA/D). Для оцінювання альтернатив застосовано систему нечітких функцій належності та механізм агрегації за методом Мамдані. Це дозволило адекватно формалізувати якісні та нечіткі критерії. На етапі оптимізації формуємо множину Парето-оптимальних рішень, яка відобразить компроміс між різними вимогами. Для підвищення інтерпретованості та зручності вибору в ході дослідження отримано Парето-множину додатково ранжовано за допомогою методу нечіткого аналізу ієрархії (Fuzzy AHP – FAHP) та функції бажаності. Запропонована модель в цілому забезпечує комплексне врахування як техніко-економічних параметрів ХС, так і суб'єктивних пріоритетів особи, яка приймає рішення. Ефективність моделі підтверджено обчислювальним експериментом (ОЕ).

Наукова новизна. Результати ОЕ продемонстрували покращене покриття Парето-фронту та вищу якість інтерпретації рішень у порівнянні з традиційними методами оптимізації структури ХС для підприємств.

Висновки. Представлена модель може бути використана як інструмент підтримки прийняття рішень у сфері управління ІТ-інфраструктурою підприємств, сприяючи підвищенню обґрунтованості та адаптивності вибору ХС.

Ключові слова: хмарні сервіси, багатокритеріальна оптимізація, функції належності, NSGA-III, MOEA/D, Парето-оптимальність, еволюційні алгоритми, модель вибору.

Mykhailo KHOMCHAK, Sergiy GNATYUK. STRUCTURED METHOD OF CLOUD INFRASTRUCTURE IMPLEMENTATION

Abstract. Ukrainian enterprises are increasingly adopting cloud services (CS) as the foundation of their business processes. However, selecting the optimal CS configuration has strategic importance, as it ultimately determines the level of IT infrastructure costs, performance, and scalability of IT systems, as well as data security and regulatory compliance. The decision-making process in this field is extremely complex due to its multi-criteria nature. A decision-maker involved in the selection of CS must usually evaluate conflicting requirements. Classical methods of multi-criteria optimization are not always capable of accounting for subjective priorities and vaguely defined requirements (e.g., “acceptable cost,” “high security,” “sufficient scalability”). Consequently, this reduces the practical applicability of such optimization approaches.

The purpose of this study is to synthesize models capable of combining formal quantitative indicators and expert judgments, ensuring a balanced decision-making process.

Methodology. The article proposes an integrated model that combines fuzzy logic (FL) with modern evolutionary algorithms for multi-objective optimization (NSGA-III and MOEA/D). To evaluate alternatives, a system of fuzzy membership functions and an aggregation mechanism based on the Mamdani method were applied. This approach enabled the formalization of qualitative and vague criteria. At the optimization stage, a set of Pareto-optimal solutions was generated to represent the trade-offs between different requirements. To enhance interpretability and convenience of selection, the obtained Pareto set was additionally ranked using the Fuzzy Analytic Hierarchy Process (Fuzzy AHP – FAHP) and the desirability function. Overall,

© М. Хомчак, С. Гнатюк, 2025

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0

the proposed model provides a comprehensive consideration of both the technical-economic parameters of cloud services and the subjective preferences of the decision-maker. The effectiveness of the model was validated through a computational experiment (CE).

Scientific novelty. The results of the CE demonstrated improved Pareto front coverage and higher interpretability of decisions compared to traditional optimization methods for CS structure selection in enterprises.

Conclusions. The presented model can be used as a decision-support tool in enterprise IT infrastructure management, enhancing the justification and adaptability of cloud service selection.

Key words: cloud services, multi-objective optimization, membership functions, NSGA-III, MOEA/D, Pareto optimality, evolutionary algorithms, selection model.

Постановка проблеми. В умовах цифрової трансформації компаній та підприємств хмарні сервіси (далі – ХС) все частіше розглядають як головну складову корпоративної ІТ-інфраструктури. Вибір оптимальної конфігурації ХС має стратегічне значення. Це пов'язано з тим, що архітектура ХС впливає на вартість володіння ІТ-ресурсами, продуктивність бізнес-процесів, рівень безпеки даних, відповідність регуляторним вимогам та гнучкість масштабування. Однак прийняття таких рішень є складним через наявність численних суперечливих критеріїв. Також на вибір впливають невизначеність зовнішнього середовища та суб'єктивний характер експертних оцінок доцільності компонентів архітектури ХС [4].

Попередні результати дослідження, спрямовані на формалізацію математичної моделі вибору ХС на основі інтеграції нечіткої логіки та методів багатокритеріальної оптимізації, були представлені у [3]. У тій роботі було зосереджено увагу на методологічних аспектах побудови моделі та описі процедур оптимізації. У даній статті ми розвиваємо запропонований підхід, роблячи акцент на розширеному статистичному аналізі отриманих результатів, емпіричній апробації методу та інтерпретації практичних наслідків для підприємств.

Новизна проведеного дослідження полягає у тому, що на відміну від попередньої роботи [3], зосередженої на побудові та формалізації моделі, у цій статті вперше подано результати її прикладної апробації. Виконано комплексний статистичний аналіз рішень, отриманих із застосуванням алгоритмів NSGA-III та MOEA/D, що дало змогу виявити відмінності у рівномірності розподілу Парето-фронтів та чутливості моделі до варіації вагових коефіцієнтів. Практична значущість дослідження підтверджується можливістю використання методу для підтримки рішень у сфері вибору та налаштування ХС підприємств, де необхідно забезпечити баланс між вартістю, надійністю та масштабованістю системи.

Постановка проблеми. Підприємства, які впроваджують ХС, стикаються з необхідністю вибору оптимальної конфігурації серед великої кількості альтернативних пропозицій. Цей вибір ускладнено багатокритеріальністю задачі. Тобто, одночасно потрібно враховувати вартість, продуктивність, масштабованість, рівень безпеки, надійність та інші параметри, які часто мають суперечливий характер. Додаткову складність створює невизначеність вхідних даних і суб'єктивність експертних оцінок, які виражено у нечіткій формі вимог до ХС. Традиційні методи оптимізації повною мірою не забезпечують достатньої гнучкості для роботи з такими умовами. Отже, постає проблема розробки інтегрованої моделі, здатної поєднати нечітку формалізацію критеріїв з еволюційними методами багатокритеріальної оптимізації для формування множини обґрунтованих альтернатив та подальшого ранжування рішень з урахуванням пріоритетів особи, що приймає рішення.

Огляд попередніх досліджень. За останні роки проблематика вибору ХС набула значної уваги у дослідженнях науковців різних країн. Це зокрема зумовлено багатокритеріальним характером прийняття рішень у цій задачі. У низці робіт здійснено систематизацію наявних підходів. Зокрема, у [4] проведено огляд методів від класичних моделей багатокритеріальної оптимізації до евристичних алгоритмів і нечітких методів. Автори відзначили, що поєднання MCDM та еволюційних алгоритмів все ще залишилися недостатньо дослідженим напрямом, зокрема для задач високої розмірності. Окрема група досліджень присвячена застосуванню нечіткої логіки (НЛ) для формалізації якісних та експертних критеріїв. Так у [3] запропоновано нечітку модель оцінки довіри до постачальників ХС, де враховано показники продуктивності та безпеки. Подібні ідеї використані у [19], де автори запропонували нечітко-ентропійний підхід для оцінки надійності та стану довіри до ХС. У [16] розглянуто інтеграцію НЛ з елементами комп'ютерного інтелекту для адаптивного налаштування правил оцінювання. Перевагою таких підходів, на думку авторів, є висока інтерпретованість та можливість врахування суб'єктивних оцінок. Проте їхнім недоліком залишається обмеженість у пошуку множини оптимальних альтернатив у складному критеріальному просторі. Для подолання цього обмеження дослідники активно застосовують еволюційні багатокритеріальні алгоритми. У [13] використано гібридний NSGA-III-GKM++, який забезпечив рівномірне покриття фронту Парето у задачах брокерської оптимізації ресурсів. У [9] досліджено застосування NSGA-III у задачі розміщення віртуальних машин

з урахуванням енергоспоживання та затримок. Схожі результати подані у [6], де NSGA-III автори використали для оптимізації композиції ХС з урахуванням асоціаційних витрат. У [7] подано узагальнений огляд методології NSGA-III та показано її сильні сторони й обмеження.

Поряд із NSGA-III дослідники активно розвивають алгоритми сімейства MOEA/D. У [17] описано двоступеневу еволюційну стратегію, яка підвищує збіжність алгоритму. В [8] представлено удосконалений варіант ІМОЕА/D з адаптивними операторами мутації. Обидва підходи продемонстрували високу придатність для багатовимірних задач оптимізації. Проте вони потребують адаптації до випадків вибору ХС із нечіткими критеріями. Окремий напрям становлять гібридні моделі. Такі моделі поєднують нечітку логіку з метаевристичними. Зокрема у [15] запропоновано метод вибору постачальників CSP. Метод поєднав нечіткі оцінки з алгоритмом firefly. У [10] наголошено на важливості адаптивного налаштування нечітких систем із залученням алгоритмів комп'ютерного інтелекту. Дослідження [15], [10] підтвердили доцільність інтеграції НЛ та еволюційних підходів у єдину модель. Ефективним інструментом підтримки прийняття рішень є класичні методи MCDM. Зокрема це Fuzzy АНР (FАНР). У [5] і [18] запропоновано комбінації FАНР з TOPSIS для ранжування ХС. На думку авторів, такий підхід дозволить інтегрувати експертні оцінки в моделі на основі НЛ. У [14] представлено застосування сучасних MCDM-методик для пріоритизації CSP. Сильними сторонами цих підходів є простота та прозорість. Проте, вони не завжди забезпечують достатню різноманітність альтернатив у складних задачах.

Проведений аналіз показав, що сучасні дослідження зосереджені на трьох головних напрямках: формалізація критеріїв через нечіткі функції та ентропійні оцінки; застосування еволюційних алгоритмів (NSGA-III, MOEA/D) для знаходження Парето-оптимальних множин; використання MCDM (зокрема FАНР) як інтерпретаційних інструментів для експертної підтримки. Проте комплексні моделі, які інтегрують усі ці підходи одночасно, залишилися малодослідженими. Саме тому у даній роботі запропоновано інтеграцію нечіткої логіки з еволюційними методами NSGA-III та MOEA/D, а також застосування FАНР для валідації й пояснення результатів.

Мета дослідження – розробити інтегровану модель вибору ХС для підприємства (далі ХС), що поєднує нечітку логіку та еволюційні методи багатокритеріальної оптимізації з подальшим ранжуванням рішень для підтримки обґрунтованого прийняття рішень..

Методи та моделі. Задача вибору оптимального набору ХСП формалізована як задача багатокритеріальної оптимізації з нечіткими функціями цілі.

Нехай $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ – множина потенційних конфігурацій ХС, де $\{x_i\}$ – кожна конфігурація x_i , являє собою комбінацію ХС з різних підкатегорій (обчислення, зберігання, безпека тощо). Потрібно знайти таке $x^* \in X$, яке оптимізує векторну функцію цілі з урахуванням нечіткості критеріїв:

$$x^* \in X : \mathbf{F}(x^*) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)) - \text{Pareto - оптимум}, \quad (1)$$

де $f_i(x)$ – функція оцінки за j -м критерієм; $j = 1, \dots, k, k = 7$ – кількість критеріїв у задачі.

Розглянемо наступні сім критеріїв для задачі вибору оптимального набору ХС для великого підприємства (або далі приймаємо наступну аббревіатуру ХСП – Хмарні Сервісні Платформи): $f_1(x)$ – вартість ХСП (мінімізуємо (або)); $f_2(x)$ – масштабованість ХСП (максимізуємо); $f_3(x)$ – продуктивність ХСП (максимізуємо – ()); $f_4(x)$ – рівень безпеки (або безпека) ХСП (максимізуємо); $f_5(x)$ – надійність ХСП (максимізуємо); $f_6(x)$ – відповідність ХСП стандартам (максимізуємо); $f_7(x)$ – інтеграція ХСП з іншими ХС (максимізуємо).

Зазначимо, що набір критеріїв $\{f_1(x), \dots, f_7(x)\}$ не є довільним. Він є результатом так званої таксономії ознак, про що йшлося у [2]. Або факторного аналізу домену (в нашому випадку – характеристик ХС, релевантних для підприємства). З погляду математичного моделювання, цей процес можна описати як побудову простору критеріїв \mathbb{R}^k , у якому кожен критерій відповідає окремому виміру (осьовому напрямку) простору рішень.

Запишемо це формально. Нехай $X \in \mathbb{R}^k$ – простір допустимих конфігурацій ХСП.

Тоді критерій $f_i : X \rightarrow \mathbb{R}$ – це функція, яка проектує кожне рішення $x \in X$ на шкалу оцінки за j -м параметром. І, відповідно, тоді таксономія тут – це процедура класифікації та структурування характеристик системи за семантичними або функціональними групами, яка в нашій оптимізаційній моделі подана у вигляді вектора оцінювання.

Зазначмо, що в рамках дослідження саме з математичної точки зору ми прагнемо, щоби:

- множина критеріїв є повною (тобто покриває всі визначальні аспекти ефективності ХСП);
- критерії є незалежними або слабо корельованими (тобто кожен критерій вносив у модель унікальну інформацію);

– додавання нових критеріїв не змінювало істотно структуру Парето-фронту (тобто не призводило до домінування одного критерію над іншими).

Зазначимо, що у реальних умовах прийняття рішень у сфері ІТ, приміром при виборі ХСП, рідко можна знайти чітко визначені та однозначні критерії ефективності. Більшість вимог замовників – таких як «висока безпека», «достатня масштабованість», «помірна вартість» – мають якісний, експертний або оцінковий характер. Ці характеристики не завжди можна точно формалізувати через жорсткі числові межі, тому використання традиційної багатокритеріальної оптимізації з жорсткими функціями цілі не завжди є адекватним для таких задач.

Вважаємо, нечітка логіка (fuzzy logic), на відміну від класичної бінарної логіки, дозволяє в межах задачі дослідження моделювати нечіткість, невизначеність і суб'єктивні уявлення експертів. До речі, кожен критерій описуємо не лише як числову функцію $f_j(x)$, але і як функцію належності $\mu_j(f_j(x))$. Тобто $\mu_j(f_j(x))$ відображає ступінь задоволення підприємством певного критерію.

З математичної точки зору, усі критерії, що максимізуємо ($f_2(x) - f_7(x)$, окрім $f_1(x)$), мають однакову трикутну або трапецієподібну функцію належності, яка монотонно зростає в інтервалі від нижньої межі (незадовільне значення) до бажаного рівня, після чого ступінь належності приймає максимальне значення 1. Тобто, для кожного такого критерію j ($j \in \{2, 3, 4, 5, 6, 7\}$) можна задати функцію належності у вигляді [11; 12]:

$$\mu_j(f_j(x)) = \begin{cases} 1, & f_j(x) \leq a_j, \\ \frac{f_j(x) - a_j}{b_j - a_j}, & a_j < f_j(x) < b_j, \\ 0, & f_j(x) \geq b_j, \end{cases} \quad (2)$$

де a_j – нижній допустимий рівень критерію; b_j – бажаний рівень задоволення критерію.

Такий загальний вигляд є універсальним для всіх критеріїв, які підлягають максимізації, тобто ($f_2(x) - f_7(x)$). Розгорнутий запис наведено тільки для критерію $f_4(x)$, («безпека»), див. вираз (2) як типового представника цієї групи, щоб не перевантажувати текст статті однаковими за структурою формулами.

Слід зазначити, що одним із основних елементів математичної моделі вибору ХСП виходячи з нечіткої логіки є побудова агрегованої оцінки якості кожної потенційної конфігурації. Така оцінка дозволяє перейти від багатокритеріальної нечіткої постановки задачі до єдиної узагальненої метрики, яка придатної до використання в алгоритмах оптимізації. Тобто, у рамках моделі для кожного критерію доцільно побудувати відповідну функцію належності $\mu_j(f_j(x))$, яка відображає ступінь відповідності значення критерію $f_j(x)$ бажаному рівню. Проте для прийняття рішення недостатньо розглядати ці функції ізольовано. Потрібно буде об'єднати їх у єдину інтегральну оцінку, яка відображає узагальнену «якість» конфігурації ХСП із урахуванням усіх критеріїв (як ми прийняли раніше) одночасно.

І саме для цієї мети вводиться вираз (3). Тоді загальна функція оцінки матиме наступний вигляд:

$$\mu(x) = \bigwedge_{j=1}^k \mu_j(f_j(x)), \quad (3)$$

де \bigwedge – означає мінімальне значення серед всіх критеріїв (логіка Мамдані). Або можна використовувати агреговану оцінку через середнє:

$$\mu(x) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \mu_j(f_j(x)), \quad (4)$$

де k – кількість критеріїв оптимізації ХСП.

Зазначимо, що у процесі побудови узагальненої оцінки якості конфігурації ХС ми використовуємо підхід, заснований на логіці Мамдані [12]. Тому виникає потреба шукати Парето-оптимальний розв'язок – множину альтернатив, які не є домінованими одна однією.

Алгоритм NSGA-III є подальшим розвитком NSGA-II, адаптованим до задач з великою кількістю критеріїв (більш трьох). Його ефективність базується на наступних положеннях [6]:

– нелінійне сортування. Тобто популяція ділиться на фронти Парето-оптимальності. Рішення, які не домінуються жодним іншим, потрапляють до першого фронту PF_1 , потім визначаються наступні рівні.

– reference points. Відповідно, використовуємо заздалегідь задані точки у просторі критеріїв для підтримання різноманіття та рівномірного покриття фронту.

формальне правило селекції. Тобто відбір особин відбувається з урахуванням не лише домінування, але й відстані до reference points, що зменшує ризик надмірної кластеризації рішень у певних ділянках фронту.

Математично, алгоритм забезпечує пошук множини рішень

$$PF = \{x \in X \mid \nexists x' \in X : x' \succ x\}, \quad (5)$$

де відношення Парето-домінування визначається як:

$$x' \succ x \Leftrightarrow \forall j, f_j(x), \exists j : f_j(x') > f_j(x). \quad (6)$$

Завдяки вбудованій нормалізації та reference vectors, NSGA-III дозволить нам, ефективно працювати навіть при високій розмірності простору критеріїв (у нашій задачі – сім критеріїв).

Як альтернативний метод, так саме в статті розглядається варіант використання алгоритму MOEA/D [17].

На відміну від NSGA-III, алгоритм MOEA/D ґрунтується на іншій концепції – декомпозиції багато-критеріальної задачі [9; 6; 7; 17]. Він полягає у наступному:

Замість оперування з усім вектором критеріїв, MOEA/D розбиває задачу на N скалярних підзадач. Далі кожної підзадачі оптимізуємо функцію (7):

$$g^{(i)}(x) = \max_j [\lambda_j^{(i)} \cdot |f_j(x) - z_j^*|], \quad (7)$$

де $\lambda_j^{(i)}$ – ваговий коефіцієнт j -го критерію у i -й задачі; z_j^* – еталонне (найкраще знайдене) значення за критерієм j .

Оптимізація кожної скалярної функції ведеться незалежно з частковим обміном інформації між сусідніми підзадачами.

Це дозволяє краще фокусуватись на окремих ділянках Парето-фронту та зменшити обчислювальні витрати. Як відмічалося у [17] MOEA/D ефективний при великих просторах рішень і складних ландшафтах цільової функції, де пряме сортування (як у NSGA-III) стає обчислювально складним.

Відповідно, кожен алгоритм (тобто NSGA-III та MOEA/D) працює з множиною кандидатів x_i , обчислює $\mu_j(f_j(x))$, і формує Парето-фронт:

$$PF = \{x \in X \mid \nexists x' : \forall j, f_j(x') > f_j(x), \exists j : f_j(x') > f_j(x)\}. \quad (8)$$

Вираз (8) це множина конфігурацій ХС, для яких не існує альтернативи, що була б кращою одночасно за всіма критеріями для підприємства. Кожен елемент $x \in PF$ представляє потенційно оптимальне рішення для підприємства, залежно від його пріоритетів та умов.

Розглянуті еволюційні багатокритеріальні алгоритми – NSGA-III та MOEA/D – забезпечують в нашому дослідженні ефективне знаходження множини Парето-оптимальних рішень для задачі вибору ХСП. Однак, для цілісної оцінки якості та обґрунтованості обраних оптимізаційних рішень ХСП доцільно застосувати класичні підходи до багатокритеріального аналізу. Зокрема можна використати метод ієрархій [5] (АНР – Analytic Hierarchy Process). АНР тоді виступає як базовий рівень порівняння, а також є додатковим засобом для валідації та пояснення отриманих результатів. Алгоритм АНР дозволяє формалізувати суб'єктивні експертні оцінки у вигляді попарних порівнянь критеріїв, що є визначальним на початкових етапах прийняття рішень по розгортанню ХС на підприємстві.

Тому далі розглянемо застосування методу АНР для побудови базової ієрархічної моделі оцінювання та порівняння альтернатив, що дозволить сформулювати початкові пріоритети та надалі використати їх як відправну точку або орієнтир для еволюційних методів.

Тобто, для порівняння з еволюційними підходами в нашому дослідженні застосовується метод Fuzzy АНР. Наведемо етапи роботи цього методу коли експерти формують попарні порівняння критеріїв у вигляді нечітких чисел;

будуємо матрицю парних порівнянь \tilde{A} , з якої виводиться вектор ваг \tilde{w} , виконуємо оцінку конфігурації, згідно виразу (9):

$$F_{АНР}(x) = \sum_{j=1}^k \tilde{w}_j \cdot \mu_j(f_j(x)), \quad (9)$$

де \tilde{w}_j – нечітка вага критерію j ; $\mu_j(f_j(x))$ – нечітка оцінка за критерієм j .

В рамках поточного дослідження запропоновано модель, яка дозволяє відображати уподобання підприємств при виборі ХС через нечіткі функції належності. Формалізовано 7 основних, що відображають реальні потреби бізнесу. А інтеграція нечіткої логіки з NSGA-III та MOEA/D дозволяє отримати множину Парето-оптимальних рішень та провести аналіз компромісів між альтернативами.

Метод Fuzzy АНР використовуємо для порівняння точнісних та евристичних стратегій прийняття рішень.

Відмітимо, що отримана в результаті застосування еволюційних багатокритеріальних алгоритмів (NSGA-III та MOEA/D) множина Парето-оптимальних рішень являє собою набір конфігурацій ХС, кожна з яких не домінує іншу за всіма критеріями одночасно. Така множина дозволяє відобразити компромісний характер задачі, в якій не існує єдиного найкращого рішення, а лише спектр альтернатив, кожна з яких є оптимальною у певному сенсі – скажімо, має нижчу вартість, але гіршу інтеграцію ХСП або безпеку тощо.

Однак множина Парето сама по собі не дає остаточної відповіді на питання, яке саме рішення ХСП має бути впроваджене на практиці. З прикладної точки зору, особа, що приймає рішення (далі ОПР), повинна зробити свідомий вибір, який бере до відома стратегічні, технічні або економічні пріоритети конкретного підприємства. Це релевантно, скажімо, в умовах, коли підприємство має обмежені ресурси, власні нормативні вимоги (як у банківській сфері) або внутрішні політики, що впливають на допустимість чи бажаність певних рішень.

З цією метою доцільно ввести поняття множини опорних (еталонних) рішень – підмножини Парето-фронт, яка найкраще узгоджується з пріоритетами, очікуваннями або експертними оцінками ОПР. Такі опорні рішення можуть бути побудовані шляхом формалізації переваг ОПР у вигляді бажаних значень критеріїв (еталонного профілю) або за допомогою функції бажаності чи функції корисності.

У цьому дослідженні розглянемо математичний підхід до побудови таких опорних рішень, а також формалізуємо процедуру оцінювання ступеня наблизеності Парето-альтернатив до уподобань ОПР. Це дозволить здійснити подальше ранжування або остаточний вибір альтернативи, яка найкраще задовольняє вимоги конкретного підприємства.

Позначимо:

N – кількість альтернатив (кандидатних конфігурацій ХС);

$k = 7$ – кількість критеріїв;

$x_i \in X$, де $i = 1, \dots, N$ – конфігурація ХСП;

$\mu_j(f_j(x_i)) \in [0, 1]$ – ступінь задоволення за критерієм j для альтернативи x_i ;

$\tilde{w}_j \in [0, 1]$, $\sum_{j=1}^k \tilde{w}_j = 1$ – ваги пріоритетів ОПР.

Тоді опорне рішення визначаємо як розв'язок, який максимізує агреговану функцію бажаності:

$$x^{ref} = \arg \max_{x_i \in PF} \left(U(x_i) = \sum_{j=1}^k \tilde{w}_j \cdot \mu_j(f_j(x_i)) \right). \quad (10)$$

Ця функція бажаності відображає суб'єктивні пріоритети ОПР через ваги \tilde{w}_j . А ступені належності критеріїв забезпечують нормалізацію та уніфікацію шкал.

Доцільний й альтернативний підхід. ОПР визначає вектор бажаних рівнів задоволеності критеріїв

$$g = (g_1, g_2, \dots, g_k) \in [0, 1]^k,$$

після чого для кожної альтернативи обчислюємо відстань до бажаного профілю:

$$D(x_i, g) = \left(\sum_{j=1}^k (\mu_j(f_j(x_i)) - g_j)^2 \right)^{1/2}, \quad (11)$$

$$x^{ref} = \arg \max_{x_i \in PF} D(x_i, g).$$

Вирази (10) та (11) дозволяють знайти рішення, найближче до індивідуального еталону, сформованого ОПР. Подібний підхід буде ефективний у випадках, коли пріоритети не можуть бути виражені у вигляді ваг, але відомі бажані рівні за критеріями. В обох випадках отримані опорні рішення можуть слугувати: для вибору остаточної конфігурації ХСП; для порівняння з результатами класичних методів (FАНР); для візуалізації й подальшого узгодження із зацікавленими сторонами.

У таких випадках підприємство (а саме ОПР) не проводить формального розподілу ваг, але чітко формулює, яких характеристик ХС воно прагне. Модель, яка використовує евклідову відстань до цього вектора бажаностей (10), дозволяє автоматично знайти рішення з Парето-множини, яке найбільше наближене до таких очікувань. Це підвищує інтерпретованість моделі та дозволяє залучати осіб без математичної підготовки до процесу вибору.

Побудова множини опорних рішень доповнює Парето-аналіз і забезпечує інтерпретованість та практичну реалізацію оптимізаційної моделі. Однак формування Парето-фронтів саме по собі ще не дозволяє оцінити якість отриманих рішень у порівнянні з ідеальними характеристиками або між собою. У нашому дослідженні, де аналізуємо сім критеріїв $\{f_1(x), \dots, f_7(x)\}$ оцінка якості отриманих Парето-рішень дозволить перевірити, наскільки добре множина результатів узгоджується з очікуваними або еталонними рішеннями. Основні метрики, які використовуємо в багатокритеріальній оптимізації містять [9; 6] – Hypervolume (HV); Inverted Generational Distance (IGD); Spacing Metric (SP); Coverage of Two Sets (C-metric).

Розглянемо кожну із них в нашій моделі та їхній загальний вплив на розв'язання задачі вибору ХС для підприємства.

Метрика Hypervolume (HV) обчислює об'єм (у k -вимірному просторі критеріїв $\{f_1(x), \dots, f_7(x)\}$), який покриває множина Парето-рішень відносно заздалегідь заданої точки відсічення (reference point). У нашому випадку ця точка визначена як гірше припустиме значення по кожному з критеріїв $\{f_1(x), \dots, f_7(x)\}$:

$$HV(S) = \text{Volume} \left(\bigcup_{x \in S} [f_1(x), r_1] \times \dots \times [f_k(x), r_k] \right), \quad (12)$$

де S – множина Парето-рішень;

r_k – координата точки відсічення по кожному критерію $f_1(x), \dots, f_7(x)$.

Оскільки $f_1(x)$ мінімізуємо, відповідна координата r_1 повинна бути максимально допустимою вартістю ХСП, а для інших критеріїв – мінімально прийнятним значенням. Чим більший HV , тим більше простору охоплює множина рішень – тобто більше різноманіття і краща апроксимація.

Метрика IGD [6] дозволяє оцінити, наскільки добре поточна множина Парето-рішень S наближається до «еталонного» Парето-фронтів P , див. вираз (13):

$$IGD(P, S) = \frac{1}{|P|} \cdot \sum_{v \in P} \min_{s \in S} v - s, \quad (13)$$

де P – еталонна (reference) множина рішень, яка апроксимує справжній або очікуваний Парето-фронт;

S – множина рішень, отримана алгоритмом NSGA-III (NSGA-II) або MOEA/D, яку ми хочемо оцінити;

$v \in P$ – окрема точка (вектор критеріїв) з еталонної множини P ;

$v - s$ – евклідова відстань між точками v та s у просторі критеріїв.

У нашому випадку еталонну множину P можна побудувати шляхом:

– або шляхом об'єднання всіх рішень, знайдених кількома алгоритмами (NSGA-III (NSGA-II) + MOEA/D або ін.);

– або ж через генерацію ідеального (гіпотетичного) Парето-фронтів за експертними оцінками ;

– або використати високоякісні рішення з попередніх ітерацій/запусків. Тоді потрібно всі результати зберігати в окрему базу.

Отже, метрика IGD – це формальна, кількісна метрика, яка дозволяє оцінити наскільки добре конкретний алгоритм наблизився до бажаної множини рішень. Цей показник є корисним у нашому випадку, якщо ми зможемо побудувати набір контрольних точок P , скажімо, за допомогою рівномірного розбиття вздовж відомих меж критеріїв або використанням об'єднаного фронтів з кількох запусків.

Метрика Spacing Metric (SP) [9] оцінює рівномірність розподілу рішень у множині S . Для цього обчислюється відхилення між сусідніми рішеннями [9]:

$$SP(S) = \sqrt{\frac{1}{|S|-1} \sum_{i=1}^{|S|} (d_i - \bar{d})^2}, \quad (14)$$

де $d_i = \min_{j \neq i} f(x_i) - f(x_j)$ – мінімальна відстань до сусіднього рішення;

\bar{d} – середнє значення d_i .

Ідеально рівномірний розподіл дає значення SP близьке до нуля. Зокрема, для задачі вибору ХСП, рівномірне покриття Парето-фронтів дозволить підприємству бачити широкий спектр компромісів. Для прикладу, між вартістю та масштабованістю. Або між безпекою та інтеграцією.

Додатково для порівняння результатів NSGA-III та MOEA/D будемо застосувати Coverage of Two Sets (C-metric) [9].

$$C(A,B) = \frac{|\{x \in B \mid \exists y \in A: y \text{ домінує } x\}|}{|B|}, \quad (15)$$

де $C(A,B)$ – значення метрики покриття (coverage) для множин A і B , яке показує, яку частину рішень з множини B домінують рішення з множини A ;

A – перша множина Парето-рішень (отримана, скажімо, алгоритмом NSGA-III);

B – друга множина Парето-рішень (отримана, до прикладу, алгоритмом MOEA/D);

$x \in B$ – окреме рішення (альтернатива, конфігурація ХС для підприємства) з множини B , тобто з множини, яку ми оцінюємо;

$y \in A$ – рішення з множини A , тобто множини, яка є «еталоном порівняння» в межах цієї метрики.

Отже, метрика C показує, яку частину рішень одного алгоритму (до прикладу, B – MOEA/D) домінує інший (A – NSGA-III). $C(A,B)=1$ означає повне домінування.

Усі перелічені метрики можуть бути обчислені шляхом синтезу нормалізованих значень функцій $f_i(x)$, або, що краще для нечіткої моделі, виходячи з функцій належності. Це дозволить при алгоритмічній реалізації моделі, провести зіставлення не тільки у просторах початкових значень, але й у просторі нечітких оцінок якості конфігурацій ХСП.

У теперішніх умовах функціонування компаній та підприємств, ХС розглядаємо не як одноразове інфраструктурне рішення, а як рухливий компонент стратегії цифрової трансформації. Пріоритети щодо вибору ХС можуть змінюватися залежно від стратегічних фаз розвитку підприємства, впливу зовнішнього ринкового середовища, зміни регуляторних вимог або внутрішньої реструктуризації.

Візуалізуємо опис моделі (1) – (10) у вигляді блок-схеми алгоритму, див. рис. 1. Алгоритм, який реалізує метод структурованого впровадження хмарної інфраструктури у корпоративні ІТ-системи, відзначається ієрархічно-модульною побудовою, що забезпечує логічну узгодженість, структурну гнучкість та функціональну масштабованість. Така архітектура надає можливість при подальшій реалізації, як-от, у вигляді модулів СППР, трактувати кожен логічний компонент алгоритму не лише як послідовний етап, а як самодостатній модуль. Такий модуль є доцільним до реалізації, тестування його працездатності та наступного впровадження незалежно від інших частин.

Модульна структура алгоритму на рис. 1 забезпечує природну підтримку масштабування для ХС підприємств з різним рівнем складності. В тому числі, на великих підприємствах, де хмарна інфраструктура може охоплювати десятки різномірних ХС, така гнучкість дає змогу налаштувати модель не лише в ширину (шляхом додавання нових критеріїв (ми розглядали лише 7), джерел даних або сценаріїв впровадження). Але й у глибину – через деталізацію внутрішньої логіки оцінювання чи адаптацію поведінки критеріїв до змін у зовнішньому середовищі. Крім того, ієрархічна побудова алгоритму на рис. 1 ефективно реалізує паралельну або розподілену опрацювання даних. Приміром це доцільно на етапі формування та оцінки конфігурацій ХСП [1, 2]. Подібний є доцільним у разі роботи з великими обсягами даних або множинами кандидатних рішень, які вимагають багаторазових оцінок за різними критеріями. У цьому сенсі алгоритм на рис. 1 можна реалізувати як сукупність незалежних процесів з асинхронною передачею результатів. На нашу думку, це підвищує продуктивність СППР у масштабованих обчислювальних середовищах.

Значущою характеристикою алгоритму є здатність зберігати проміжні результати між етапами його виконання. Така властивість забезпечує не лише ефективність обчислень шляхом повторного використання вже отриманих оцінок, а й дає змогу проводити аналітичний аудит процесу прийняття рішень. Збереження міжетапної інформації дозволить відстежувати причинно-наслідкові зв'язки між характеристиками вхідних даних, прийнятими управлінськими параметрами та отриманими рекомендаціями щодо вибору конфігурацій ХСП. А це, своєю чергою, забезпечить прозорість системи вибору ХСП. А також підтримує процедури верифікації та підвищує рівень довіри з боку осіб, що приймають рішення. Завдяки зазначеним властивостям, розроблений в рамках дослідження метод та алгоритм набувають якості універсального та адаптивного інструмента. Такий інструмент, за нашими міркуваннями, доцільно інтегрувати у складні корпоративні платформи управління ІТ-інфраструктурою, як-от у рамках стратегічного планування хмарної трансформації для великих підприємств України.

Поданий алгоритм складається з трьох взаємопов'язаних блоків. Зазначимо, що ми продовжили дослідження, результати яких подано в [1]. На першому етапі формуємо систему нечітких функцій

належності для кожного критерію оцінювання. Це дало змогу відобразити лінгвістичні вимоги типу «висока безпека» чи «прийнятна вартість» у кількісному вигляді та забезпечити порівнянність різних показників. Агрегація здійснювалася за допомогою механізму Мамдани. Це дозволило інтегрувати експертні судження й отримати узагальнені оцінки для кожного постачальника послуг.

Другий етап пов'язаний із застосуванням еволюційних алгоритмів багатокритеріальної оптимізації NSGA-III та/або MOEA/D.

На третьому етапі виконуємо ранжування отриманої Парето-множини. Для цього застосовуємо методи FANP і функції бажаності. Це дозволило інтегрувати суб'єктивні пріоритети особи, що приймає рішення, у процес формування остаточних рекомендацій вибору ХС. Отже, наш підхід поєднав точність еволюційних методів із високою інтерпретованістю результатів. У підсумку запропонована модель забезпечує комплексне вирішення задачі вибору ХС.

Для перевірки працездатності та ефективності запропонованої моделі проведено обчислювальний експеримент. Модель та наведений псевдокод реалізовано на мові програмування Python. На основі сформованих вхідних даних згенеровано множину Парето-оптимальних рішень, які дали проаналізовано за допомогою метричних показників та методів ранжування. Результати експерименту подано у вигляді графіків на (рис. 2, 3), ілюструють поведінку алгоритмів NSGA-III та MOEA/D, а також демонструють якість отриманого Парето-фронту та стабільність роботи моделі.

На представленому графіку «Функції належності для критеріїв (Парето vs Неоптимальні)», див. рис. 2, відображено результати багатокритеріальної оптимізації ХСП. Графік на рис. 2 побудовано у вигляді паралельних координат. Це надає можливість візуально порівняти характеристики різних конфігурацій. Червоним кольором позначено Парето-оптимальні рішення («Так»). Синім кольором – неоптимальні конфігурації («Ні»). Парето-оптимальні рішення ілюструють вищі значення функцій належності за більшістю критеріїв.

Представлена на (рис. 3) візуалізація підтверджує ефективність запропонованого методу для виявлення оптимальних конфігурацій ХС великих підприємств. Аналіз функцій належності дозволяє

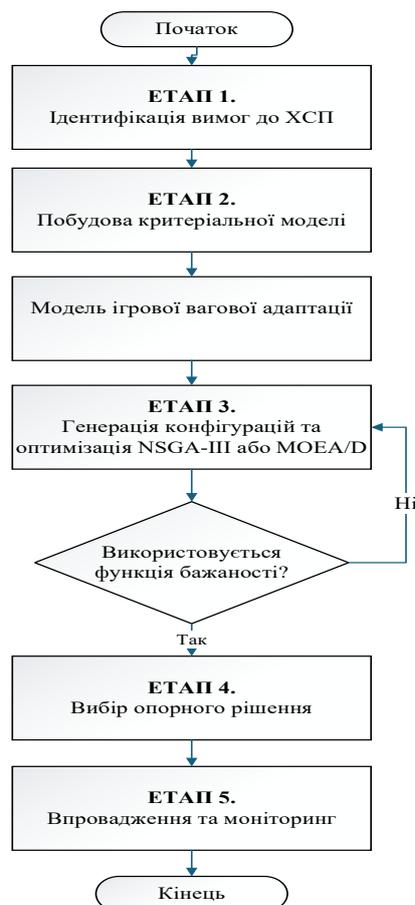


Рис. 1. Спрощена блок-схема алгоритму методу структурованого впровадження хмарної інфраструктури (СВХІ)

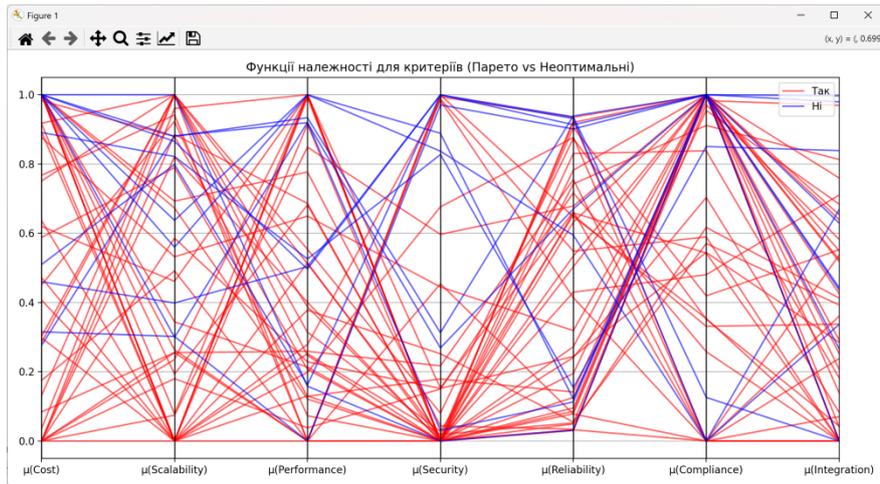


Рис. 2. Графіки «Функції належності для критеріїв (Парето vs Неоптимальні)»

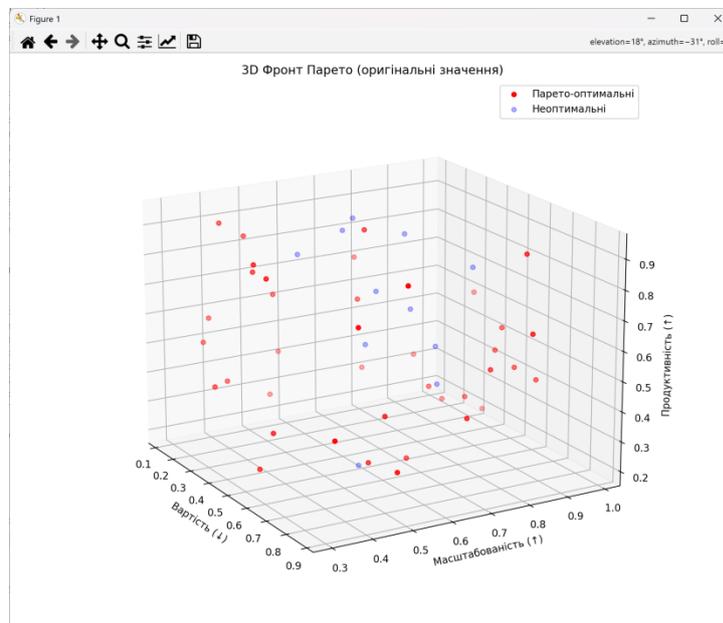


Рис. 3. 3D-візуалізація фронту Парето для задачі пошуку оптимальних ХС підприємства

ідентифікувати компромісні рішення, що задовольняють суперечливі вимоги до технічних аспектів, продуктивності та стабільності ХСП. Результати візуалізації узгоджуються з теоретичними передбаченнями моделі (1) – (10).

У (табл. 1) нижче проведено порівняння за низкою критеріальних ознак, які відобразили функціональну повноту, адаптивність, змога інтеграції з бізнес-пріоритетами, інструментальну реалізацію та орієнтованість на релевантні виклики у сфері хмарної трансформації великих компаній та підприємств України.

Як видно з (табл. 1), запропонований метод СВХІ забезпечує багаторівневу інтеграцію критеріїв, адаптацію до змін хмарного середовища, формалізацію експертних оцінок та застосування релевантних оптимізаційних підходів, які суттєво розширюють функціональні можливості у порівнянні з наявними методами. Його переваги, зокрема, за нашими міркуваннями, проявляються в розрізі неформалізованих, рухливих або конфліктних вимог, які типові для реального процесу впровадження ХС на великих підприємствах. У той же час метод вимагає більш високого рівня обчислювальної підтримки, що може розглядатися як умовний компроміс. Проте саме це забезпечує програмну реалізованість та відкриває перспективу використання в системах підтримки прийняття рішень.

Запропонований метод поєднав переваги нечіткої логіки та еволюційних алгоритмів багатокритеріальної оптимізації. Нечітка логіка використовувалася для формалізації невизначеностей,

Таблиця 1

Порівняльна таблиця методів впровадження хмарної інфраструктури

Ознака порівняння	TOGAF / ArchiMate	Методика NIST SP 800-145 / 500-292	Класичний АНР (без fuzzy)	Запропонований метод СВХІ
1. Наявність формалізованої моделі критеріїв	(+/-) високорівнева таксономія	(-) відсутня формалізація	(+) ієрархія присутня	(+) таксономія + формалізація критеріїв
2. Облік нечіткої природи вимог (експертних оцінок)	(-)	(-)	(-)	(+) нечітка логіка (fuzzy logic)
3. Змога адаптації ваг критеріїв в динаміці	(-)	(-)	(-)	(+) ігрова модель (рівновага Неша, Шеплі)
4. Підтримка багатокритеріальної оптимізації (Pareto підхід)	(-)	(-)	(+/-) лише агрегування	(+) ЕМО – NSGA-III, MOEA/D
5. Робота з альтернативами на множині Парето	(-)	(-)	(-)	(+) побудова Парето-фронту
6. Інструмент для врахування бізнес-пріоритетів ОНР	(+) стратегічне моделювання	(+/-) базові рекомендації	(-)	(+) функції бажаності / еталонне порівняння
7. Змога сценарного аналізу	(+/-) ручне оновлення моделей	(-)	(-)	(+) вектор бажаності, оновлення цілей
8. Комплексність підходу (від вибору до впровадження)	(+)	(+)	(-)	(+) метод містить всі етапи
9. Підтримка автоматизації та програмної реалізації	(+/-) частково	(-)	(+/-) обмежена	(+) придатність до реалізації ХС
10. Інтерпретованість для неформальних ОНР (не технічних осіб)	(-)	(-)	(-)	(+) нечітка оцінка + візуалізація результатів
11. Побудова множини опорних рішень	(-)	(-)	(-)	(+) оцінка наближеності до цілей
12. Інтеграція з ігровими моделями	(-)	(-)	(-)	(+) некооперативна та кооперативна гра

Джерело: складена автором на підставі аналізу літературних джерел [1–19]

пов'язаних із якісними та важко вимірюваними характеристиками ХС, що дає змогу відобразити експертні оцінки у вигляді лінгвістичних змінних та функцій належності. На наступному етапі до отриманих параметрів застосовуються еволюційні методи NSGA-III та MOEA/D, які забезпечили пошук множини Парето-оптимальних рішень. У результаті формуємо фронт рішень, серед яких можна обирати ті варіанти, що найкраще відповідають стратегічним пріоритетам підприємства.

Висновки. У статті реалізовано комплексний підхід до підтримки прийняття рішень щодо вибору хмарних сервісів (ХС) у корпоративних ІТ-системах. Подальшого розвитку набула методика побудови Парето-фронту в умовах нечіткої постановки задачі. На відміну від відомих підходів, запропоновано механізм узгодження Парето-рішень із нечіткими функціями належності на кожному кроці еволюційного відбору, що забезпечує адекватне відображення невизначеностей і суб'єктивних уподобань особи, яка приймає рішення. Удосконалено процедуру ранжування Парето-альтернатив у нечіткому просторі шляхом поєднання формальних критеріїв оптимальності з індивідуальними пріоритетами користувача. Ще дозволяє уникнути необхідності жорсткого задання вагових коефіцієнтів і підвищує гнучкість прийняття рішень. Вдосконалена методика балансування ваг критеріїв, що забезпечує стійкість та адаптивність системи підтримки вибору ХС за умов зміни стратегічних орієнтирів підприємства. Це робить запроповану модель універсальним інструментом, придатним до використання в різних секторах економіки України.

Практична значущість роботи полягає у розробці методу структурованого впровадження хмарної інфраструктури у корпоративні ІТ-системи. Він поєднав синтез критеріального профілю підприємства, гнучке узгодження ваг критеріїв вибору, застосування багатокритеріальної оптимізації та формування конкретних рекомендацій для інтеграції ХС. Це дозволило не лише підвищити ефективність використання ІТ-ресурсів, але й забезпечити стратегічну стійкість підприємства до змін ринку ХС.

Список використаних джерел:

1. Андрощук О., Голобородько М., Кондратенко Ю., Литовченко Г. Критерії та рекомендації з оцінювання якості хмарних сервісів для інформаційної інфраструктури. Сучасні інформаційні технології у сфері безпеки та оборони, 2024. 51(3), 60–70.
2. Марцинюк Є., Партика А. Аналіз впливу тіньових ІТ на інфраструктуру хмарних середовищ підприємства. *Ukrainian Scientific Journal of Information Security*, 2024. 30(2), 270–278.
3. Хомчак М. Модель вибору хмарних сервісів на основі нечіткої логіки та багатокритеріальної оптимізації. *Технічні науки та технології*, 2025. 3(41). Рукопис подано до публікації.
4. Цвіркун О., Євланов М. Огляд сучасного стану задачі дослідження моделей та методів вибору хмарних інфраструктурних компонентів інформаційних систем на основі функціональних вимог. *UNIVERSUM*, 2024. (11), 40–49.
5. Alharbi A., Alosaimi W., Alyami H., Alouffi B., Almulihi A., Nadeem M., Khan R. A. Selection of data analytic techniques by using fuzzy AHP TOPSIS from a healthcare perspective. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 2024. 24(1), 240.
6. Bastos R. R., de Moura B. M. P., Santos H. S., Lucca G., Yamin A. C., Reiser R. H. S. Enhancing a Fuzzy System Through Computational Intelligence-Based Feature Selection for Decision-Making in Cloud Computing Environments. Available at SSRN 4889113.
7. Cao J., Zhang J., Zhao F., Chen Z. A two-stage evolutionary strategy based MOEA/D to multi-objective problems. *Expert Systems with Applications*, 2021. 185, 115654.
8. Chang H., Sun Y., Lu S., Lin D. Application of non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-III) and radial basis function (RBF) interpolation for mitigating node displacement in smart contact lenses. *Scientific reports*, 2024. 14(1), 29348.
9. Dalal S., Kumar A., Lilhore U. K., Dahiya N., Jaglan V., Rani U. Optimizing cloud service provider selection with firefly-guided fuzzy decision support system for smart cities. *Measurement: Sensors*, 2024. 35, 101294.
10. Deliktaş D., Akpınar M., Ergün P. S. Multi-criteria Evaluation of Cloud Service Providers with the Integrated Fuzzy Group Decision-making Approaches.
11. Faiz M., Daniel A. K. Multi-criteria based cloud service selection model using fuzzy logic for QoS. In *International Conference on Advanced Network Technologies and Intelligent Computing 2021*, December. pp. 153–167. Cham: Springer International Publishing.
12. Faiz M., Daniel A. K. A multi-criteria cloud selection model based on fuzzy logic technique for QoS. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 2024. 15(2), 687–704.
13. Gopu A., Thirugnanasambandam K. R., Alghamdi A. S., Alshamrani S. S., Maharajan K., Rashid M. Energy-efficient virtual machine placement in distributed cloud using NSGA-III algorithm. *Journal of Cloud Computing*, 2023. 12(1), 124.
14. Gyani J., Ahmed A., Haq M. A. MCDM and various prioritization methods in AHP for CSS: A comprehensive review. *IEEE Access*, 2022. 10, 33492–33511.
15. Makwe A., Kanungo P., Kautish S., Madhu G., Almazyad A. S., Xiong G., Mohamed A. W. Cloud service prioritization using a Multi-Criteria Decision-Making technique in a cloud computing environment. *Ain Shams Engineering Journal*, 2024. 15(7), 102785.
16. Samti A. Y., Ben Jaafar I., Nouaouri I., Hirsch P. A Novel NSGA-III-GKM++ Framework for Multi-Objective Cloud Resource Brokerage Optimization. *Mathematics*, 2025. 13(13), 2042.
17. Wu Z., Liu H., Zhao J., Li Z. An improved MOEA/D algorithm for the solution of the multi-objective optimal power flow problem. *Processes*, 2023. 11(2), 337.
18. Yang M., Jiang R., Wang J., Gui B., Long L. Assessment of cloud service trusted state based on fuzzy entropy and Markov chain. *Scientific Reports*, 2024. 14(1), 30026.
19. Zhang C., Wang L., He K. Cloud service composition optimization based on service association impact and improved NSGA-II algorithm. *Scientific Reports*, 2025. 15(1), 26001.

Дата надходження статті: 25.09.2025

Дата прийняття статті: 20.10.2025

Опубліковано: 04.12.2025