

Михайло Вікторович Хомчак

аспірант факультету комп'ютерних наук та технологій

Державний університет «Київський авіаційний інститут» (Київ, Україна)

E-mail: mykhailo.khomchak@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-4127-556X>

ResearcherID: OMM-1519-2025

МОДЕЛЬ ВИБОРУ ХМАРНИХ СЕРВІСІВ НА ОСНОВІ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ ТА БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНОЇ ОПТИМІЗАЦІЇ

У сучасних умовах для великих підприємств вибір оптимальних хмарних сервісних платформ є критично важливим. Запропоновано модель вибору хмарних сервісів на основі інтеграції нечіткої логіки та еволюційних методів багатокритеріальної оптимізації. Завдання формалізовано як пошук Парето-оптимальних рішень у просторі семи критеріїв. Використано логіку Мамдані та еволюційні алгоритми багатокритеріальної оптимізації. Для подальшого ранжування застосовано нечіткий метод аналізу ієрархій, що враховує суб'єктивні переваги та дозволяє адаптувати модель до вимог підприємства.

Ключові слова: хмарні технології; хмарні обчислення; вибір постачальника хмарних послуг; метод аналізу ієрархій; логіка Мамдані.

Рис.: 1. Бібл.: 19.

Актуальність теми дослідження. Сучасні підприємства стикаються зі складним завданням вибору оптимальних хмарних сервісних платформ (ХСП), які відповідають їхнім потребам у вартості, продуктивності, безпеці, масштабованості та інших критеріях. Ця проблема ускладнюється через нечіткість вимог, конфліктність критеріїв та відсутність єдиного оптимального рішення. Традиційні методи оптимізації [1], [2], [3] часто виявляються недостатньо гнучкими для врахування суб'єктивних уподобань та невизначеності, пов'язаної з оцінкою якості сервісів. У цій статті пропонується комбінований підхід, який інтегрує нечітку логіку для формалізації критеріїв та еволюційні алгоритми багатокритеріальної оптимізації для пошуку Парето-оптимальних рішень.

Постановка проблеми. Основна проблема полягає у відсутності універсального методу вибору ХСП, який би одночасно враховував численні конфліктні критерії, нечіткість експертних оцінок та динамічні вимоги підприємств. Наявні підходи часто обмежені жорсткою формалізацією або недостатньою адаптивністю до змінних умов. Крім того, більшість методів не забезпечують достатньої інтерпретованості результатів для осіб, які приймають рішення (ОПР), що ускладнює їх практичне застосування.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Питання вибору хмарних сервісів досліджувалися в роботах таких авторів, як О. Є. Камінський [1], В. В. Нехай, К. М. Фокін [2], Chang R. S., Chang, E. Chen C., Dong H., Hsu C.L., Hussain F. K., Hussain O. K., Lee B. S., Liao C. S., Lin J. C. C., Liu C. Y., Mateos A., Padhy R.P., Patra M. R., Rosenberg J., Sun L., Yan S., Zhao G. [3-9] та ін. У цих дослідженнях розглядалися різні методи багатокритеріальної оптимізації, включаючи аналітичні підходи та евристичні алгоритми. У роботах [10] та [11] запропоновано використання нечіткої логіки для оцінки якості сервісів, але інтеграція з сучасними еволюційними алгоритмами [12-17] залишається недостатньо вивченою.

Виділення недосліджених частин загальної проблеми. Проведений аналіз останніх досліджень і публікацій показав, що більшість із них не враховують нечіткість критеріїв або обмежуються простими сценаріями вибору. Крім того, не використовуються переваги інтеграції з сучасними еволюційними алгоритмами.

Метою статті є розробка математичної моделі вибору хмарних сервісів для підприємств на основі нечіткої логіки та еволюційних методів багатокритеріальної оптимізації. Запропонований підхід має забезпечити формалізацію нечітких критеріїв оцінки ХСП, генерацію Парето-оптимальних рішень за допомогою алгоритмів NSGA-III та MOEA/D, побудову множини опорних рішень, що відображають уподобання ОПР.

Виклад основного матеріалу. Задача вибору оптимального набору хмарних сервісів для великого підприємства формалізується як задача багатокритеріальної оптимізації з нечіткими функціями цілі.

Нехай $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ – множина потенційних конфігурацій хмарних сервісів, де $\{x_i\}$ – кожна конфігурація x_i являє собою комбінацію сервісів 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 хмарних сервісів для великого підприємства (або далі приймаємо наступну аббревіатуру ХСП – Хмарні Сервісні Платформи): $f_1(x)$ – вартість ХСП (мінімізується); $f_2(x)$ – масштабованість ХСП (максимізується); $f_3(x)$ – продуктивність ХСП (максимізується); $f_4(x)$ – рівень безпеки (або безпека) ХСП (максимізується); $f_5(x)$ – надійність ХСП (максимізується); $f_6(x)$ – відповідність ХСП стандартам (максимізується); $f_7(x)$ – інтеграція ХСП з іншими сервісами (максимізується).

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 першому розділі роботи. Або факторного аналізу домену (в нашому випадку – характеристик хмарних сервісів, 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.

Дамо формалізацію. Нехай $X \in \mathbb{R}^k$ – простір допустимих конфігурацій ХСП.

Тоді критерій $f_i: X \rightarrow \mathbb{R}$ – це функція, яка проєктує 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 проявляється у вигляді вектора оцінювання.

Зазначимо, що в межах дослідження саме з математичної точки зору ми прагнемо, щоб:

- множина критеріїв була повною (тобто покривала всі суттєві аспекти ефективності ХСП);

- критерії були незалежними або слабо корельованими (тобто кожен критерій вносить у модель унікальну інформацію);

- додавання нових критеріїв не змінювало структуру Парето-фронту суттєво (тобто не приводило до домінування одного критерію над іншими).

Зазначимо, що у реальних умовах прийняття рішень у сфері ІТ, зокрема 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 можливо точно формалізувати через жорсткі числові межі, тому використання традиційної багатокритеріальної оптимізації з жорсткими функціями цілі може бути неадекватним для таких задач.

На нашу думку, нечітка логіка (fuzzy logic) [10], на відміну від класичної бінарної логіки, дозволяє нам у рамках задачі дослідження моделювати нечіткість, невизначеність і суб'єктивні уявлення експертів. Відповідно, кожен критерій описується не лише як числова функція $f_j(x)$, але і як функція належності $\mu_j(f_j(x))$, яка відображає ступінь задоволення підприємством певного критерію.

Наприклад, замість того, щоб вимагати, наприклад, «вартість не повинна перевищувати 5000 у.о.», в технічному завданні (ТЗ або договорі) можемо вказати так:

якщо вартість ≤ 4000 у.о. – це ідеально (ступінь належності 1);

якщо вартість між 4000 і 6000 у.о. – це допустимо (ступінь належності знижується від 1 до 0);

якщо вартість > 6000 у.о. – це неприйнятно (ступінь належності 0).

Це дозволяє враховувати гнучкі межі критеріїв, які можуть бути адаптовані до конкретної ситуації впровадження ХС на підприємстві.

Розглянемо декілька прикладів.

Формалізуємо критерій «вартість». Тоді маємо таку систему:

$$\mu_1(f_1(x)) = \begin{cases} 1, & f_1 \leq 4000, \\ \frac{6000 - f_1(x)}{2000}, & 4000 < f_1 < 6000, \\ 0, & f_1 \geq 6000. \end{cases}$$

У загальному випадку це можна описати так для кожного із критеріїв.

Критерій вартість ХСП.

$$\mu_1(f_1(x)) = \begin{cases} 1, & f_1(x) \leq c_1, \\ \frac{c_1 - f_1(x)}{c_2 - c_1}, & c_1 < f_1(x) < c_2, \\ 0, & f_1(x) \geq c_2, \end{cases} \quad (2)$$

де $\mu_1(f_1(x))$ – ступінь належності значення критерію вартість до бажаного рівня, $f_1(x)$ – обчислене значення вартості, c_1 – бажана максимальна вартість, c_2 – граничне допустиме значення вартості.

Аналогічно можна записати і для інших критеріїв. Наприклад для критерію $f_4(x)$ – «безпека»:

Тобто

$$\mu_4(f_4(x)) = \begin{cases} 1, & f_4(x) \leq s_1, \\ \frac{f_4(x) - s_1}{s_2 - s_1}, & s_1 < f_4(x) < s_2, \\ 0, & f_4(x) \geq s_2, \end{cases} \quad (3)$$

де s_1 – мінімальний допустимий рівень безпеки,

s_2 – бажаний рівень безпеки (наприклад, 0,9).

Зазначимо, що в межах статті ми навели лише два приклади, тобто вирази (2) та (3), відповідно, критерій вартості $f_1(x)$, який мінімізується, та критерій безпеки $f_4(x)$, який максимізується. Такий вибір зумовлений тим, що всі інші критерії мають аналогічну функціональну природу й не потребують дублювання схожих математичних виразів.

З математичного погляду всі критерії, що максимізуються ($f_2(x)$ – $f_7(x)$, 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]:

$$\mu_j(f_j(x)) = \begin{cases} 1, & f_j(x) \leq a_j, \\ \frac{f_j(x) - a_j}{b_j - a_j}, & a_j < f_j(x) < b_j, \\ 0, & f_j(x) \geq b_j, \end{cases} \quad (4)$$

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 (3) як типового представника цієї групи, щоб не перевантажувати текст статті однаковими за структурою формулами.

Слід зазначити, що одним із ключових елементів математичної моделі вибору ХСП на основі нечіткої логіки є побудова агрегованої оцінки якості кожної потенційної конфігурації. Така оцінка дозволить нам перейти від багатокритеріальної нечіткої постановки задачі до єдиної узагальненої метрики, яка може бути використана в алгоритмах оптимізації. Тобто в межах моделі для кожного критерію може бути побудована відповідна функція 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 (5). Тоді загальна функція оцінки матиме наступний вигляд:

$$\mu(x) = \bigwedge_{j=1}^k \mu_j(f_j(x)), \quad (5)$$

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

$$\mu(x) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \mu_j(f_j(x)), \quad (6)$$

де k — кількість критеріїв оптимізації ХСП.

Зазначимо, що в процесі побудови узагальненої оцінки якості конфігурації хмарних сервісів ми використовуємо підхід, заснований на логіці Мамдані. Зокрема, операцію мінімуму над функціями належності критеріїв (вираз (5)). По-перше, логіка Мамдані базується на консервативному підході до прийняття рішень. Вона передбачає, що загальна ступінь прийнятності альтернативи визначається найменшим значенням серед усіх критеріїв. Такий підхід добре відповідає специфіці задачі вибору хмарних сервісів для великого підприємства, де навіть одне слабе місце (наприклад, низький рівень безпеки або продуктивності) може зробити всю конфігурацію непридатною для використання. Наприклад, обрана конфігурація може бути економічно вигідною та добре масштабованою, але якщо вона не відповідає стандартам інформаційної безпеки, вона не може бути впроваджена в умовах жорстких нормативних вимог.

По-друге, на відміну від алгоритму Цукамото [11], який потребує побудови монотонних функцій належності й розрахунку зважених середніх для кожного правила, логіка Мамдані забезпечує простіший і більш інтерпретований механізм агрегації нечітких оцінок. У нашій задачі, де вже здійснено нормалізацію значень критеріїв до шкали $[0,1]$ за допомогою відповідних функцій належності, використання операції мінімуму дозволяє нам безпосередньо визначити рівень задоволеності конфігурацією без додаткового моделювання.

По-третє, модель Мамдані [12] краще підходить для ситуацій, де мета — обрати найнадійніше рішення серед множини альтернатив. А це є типовим для багатокритеріальних задач із високою невизначеністю та нечіткістю вхідних даних. Алгоритм Цукамото більше підходить для задач, де вихідна змінна повинна бути числовою величиною з чітким значенням (наприклад, для керування у фізичних системах), а не для вибору або ранжування дискретних альтернатив, як у нашому випадку.

Тобто логіка Мамдані надає нам просту, прозору і формально обґрунтовану формулу агрегування критеріїв. А також забезпечує гнучкість для подальшої адаптації моделі в еволюційних алгоритмах.

Зазначимо, що задача вибору оптимального набору ХСП, як ми вже відмічали у першому розділі роботи, є класичною багатокритеріальною задачею з конфліктними критеріями та складною, потенційно нелінійною та неявно заданою цільовою областю. Критерії оцінювання мають різну природу (вартість, продуктивність, масштабованість, безпека тощо). А це, відповідно, унеможлиблює однозначну агрегацію в єдину функцію.

Тому виникає потреба шукати Парето-оптимальний розв'язок – множину альтернатив, які не є домінованими одна одною.

Як було зазначено, у таких умовах еволюційні багатокритеріальні алгоритми (ЕМО – Evolutionary Multiobjective Optimization) мають низку переваг. Вони працюють з популяцією рішень, що дозволяє одразу генерувати апроксимацію Парето-фронт. Також ЕМО не потребують аналітичного представлення функцій. А лише потрібна здатність обчислити їх значення. А це, свою чергу, добре узгоджується з нечіткими функціями належності. Також ЕМО забезпечують широкий спектр рішень в одному запуску (exploration) та гнучко адаптуються до складної структури множини допустимих рішень (наприклад, дискретних комбінацій хмарних сервісів). Відповідно до цієї логіки, вважаємо, що для нашої задачі доцільно використати два сучасні еволюційні алгоритми.

Алгоритм NSGA-III є подальшим розвитком NSGA-II, адаптованим до задач з великою кількістю критеріїв (більше ніж три). Його ефективність базується на наступних положеннях [13]:

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, використовуються 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 класифікації рішень у певних ділянках фронту.

Математично, алгоритм забезпечує пошук множини рішень

$$PF = \{x \in X \mid \nexists x' \in X: x' \succ x\}, \quad (7)$$

де відношення Парето-домінування визначається як:

$$x' \succ x \Leftrightarrow \forall j, f_j(x), \exists j: f_j(x') > f_j(x). \quad (8)$$

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 також можна розглянути алгоритм MOEA/D.

На відміну від NSGA-III алгоритм MOEA/D ґрунтується на іншій концепції – декомпозиції багатокритеріальної задачі [14]. Він полягає в наступному:

Замість оперування з усім вектором критеріїв MOEA/D розбиває задачу на N скалярних підзадач. Далі кожній підзадачі оптимізується функція вигляду:

$$g^{(i)}(x) = \max_j [\lambda_j^{(i)} \cdot |f_j(x) - z_j^*|], \quad (9)$$

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 інформацією між сусідніми підзадачами.

Це дозволяє краще фокусуватись на окремих ділянках Парето-фронту та зменшити обчислювальні витрати. Як зазначалося у [13], 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 [13-17]) працює з множиною кандидатів x_i , обчислює $\mu_j(f_j(x))$ і формує Парето-фронт:

$$PF = \{x \in X \mid \nexists x': \forall j, f_j(x') > f_j(x), \exists j: f_j(x') > f_j(x)\}. \quad (10)$$

Вираз (10) – це множина конфігурацій хмарних сервісів, 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 також застосувати класичні підходи до багатокритеріального аналізу. Зокрема, можна використати метод ієрархій [18] (АНР – Analytic Hierarchy Process). АНР тоді виступає як базовий рівень порівняння, а також є додатковим засобом для валідації та пояснення отриманих результатів. Також АНР дозволяє формалізувати суб'єктивні експертні оцінки у вигляді попарних порівнянь критеріїв, що є суттєвим на початкових етапах прийняття рішень по розгортанню хмарних сервісів на підприємстві.

Тому далі розглянемо застосування методу АНР для побудови базової ієрархічної моделі оцінювання та порівняння альтернатив, що дозволить сформувати нам 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:

- формуються попарні порівняння критеріїв у вигляді нечітких чисел;
- будується матриця парних порівнянь $\tilde{A}$, з якої виводиться вектор ваг $\tilde{W}$;
- виконується остаточна оцінка конфігурації згідно виразу (11):

$$F_{АНР}(x) = \sum_{j=1}^k \tilde{w}_j \cdot \mu_j(f_j(x)), \quad (11)$$

де $\tilde{w}_j$ – нечітка вага критерію j ;

$\mu_j(f_j(x))$ – нечітка оцінка за критерієм j .

Таким чином, у рамках поточного дослідження було запропоновано модель, яка дозволяє відображати уподобання підприємств при виборі хмарних сервісів через нечіткі функції належності. Формалізовано 7 основних критеріїв, 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 використовується для порівняння точнісних та евристичних стратегій прийняття рішень.

Отримана в результаті застосування еволюційних багатокритеріальних алгоритмів (NSGA-III та MOEA/D) множина Парето-оптимальних рішень [19] являє собою набір конфігурацій хмарних сервісів, кожна з яких не домінує над іншою за всіма критеріями одночасно. Така множина дозволяє нам відобразити компромісний характер задачі, в якій не існує єдиного найкращого рішення, а лише спектр альтернатив, кожна з яких є оптимальною у певному сенсі – наприклад, 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 прикладного погляду особа, що ухвалює рішення (далі – ОПР), повинна зробити свідомий вибір, який враховує стратегічні, технічні або економічні пріоритети конкретного підприємства. Це релевантно, наприклад, 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-фронту, 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.

Розглянемо математичний підхід до побудови таких опорних рішень, а також формалізуємо процедуру оцінювання ступеня наближеності Парето-альтернатив [19] до уподобань ОПР. Це дозволить нам здійснити подальше ранжування або остаточний вибір альтернативи, яка найкраще задовольняє вимоги конкретного підприємства.

Позначимо:

N – кількість альтернатив (кандидатних конфігурацій хмарних сервісів);

$k = 7$ – 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 визначається як розв’язок, який максимізує агреговану функцію бажаності:

$$x^{ref} = \arg \max_{x_i \in PF} \left(U(x_i) = \sum_{j=1}^k \tilde{w}_j \cdot \mu_j(f_j(x_i)) \right). \quad (12)$$

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

Також можливий 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 обчислюється відстань до бажаного профілю:

$$D(x_i, g) = \left(\sum_{j=1}^k (\mu_j(f_j(x_i)) - g_j)^2 \right)^{1/2}, \quad (13)$$

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

Таким чином, вирази (12) та (13) дозволяють знайти рішення, найближче до індивідуального еталона, 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 (наприклад, Fuzzy АНР);

для візуалізації й подальшого узгодження із зацікавленими сторонами.

Використання відстані до вектора бажаних рівнів задоволеності критеріїв, як це представлено у виразі (13), є доцільним у тих випадках, коли особа, що приймає рішення, не може або не бажає задавати точні числові ваги для кожного критерію, але здатна вказати бажані рівні досягнення по кожному з них. Це часто трапляється у практичних умовах, коли експерти мислять у категоріях «достатньо високий рівень продуктивності», «прийнятна вартість», «максимально можлива безпека» тощо, а не у термінах конкретних значень ваг.

Наприклад, для великого підприємства ОПР можуть бути визначені такі цільові значення ступенів задоволеності критеріїв:

- бажано, щоб вартість сервісу була низькою $g_1 = 0,9$;
- масштабованість – високою $g_2 = 0,8$;
- продуктивність – не нижче середнього рівня $g_3 = 0,6$;
- безпека – не менше ніж $0,85$ $g_4 = 0,85$;
- надійність – близька до 1 $g_5 = 0,95$;
- відповідність стандартам – не менше $0,7$ $g_6 = 0,7$;
- інтеграція з іншими сервісами – бажано $g_7 = 0,9$.

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 (13), 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.

З методологічного погляду, такий підхід відрізняється від класичних методів АНР або нечіткої вагової агрегації тим, що:

- не вимагає узгодженості між критеріями (що часто порушується в реальних умовах);
- дозволяє оцінювати відповідність рішень на геометричному рівні (відстань у просторі задоволеності критеріїв);
- забезпечує можливість багатоваріантного вибору на основі змінного профілю переваг (що зручно для порівняння сценаріїв або прийняття рішень у динамічному середовищі).

Отже, побудова множини опорних рішень доповнює Парето-аналіз і забезпечує інтерпретованість та практичну реалізацію оптимізаційної моделі.

Результати дослідження. Алгоритм NSGA-III (рис. 1) продемонстрував стабільну збіжність протягом 100 поколінь, про що свідчить динаміка зміни кількості недомінованих рішень, яка коливалася від 11 до 79, та показника ϵ_{ps} , що знизився з 0,029 у другому поколінні до 0,007 у останньому.

Ця тенденція підтверджує ефективність процесу оптимізації та його стабілізацію у ході виконання. Отриманий Парето-фронт (рис. 1) містить 23 оптимальні конфігурації хмарних сервісів, які демонструють значний розкид значень за ключовими критеріями. Вартість послуг коливається від 1092,03 до 1594,96 USD з коефіцієнтом варіації 10,65 %, що свідчить про наявність як економічних, так і дорожчих варіантів ХСП. Показники масштабованості залишаються високими (14,17-14,99) з відносно невеликим розкидом (CV 1,15 %), тоді як рівень безпеки демонструє ще більшу стабільність (0,9747-0,9993, CV 0,68 %). Найбільшу варіативність виявлено у показнику відповідності стандартам (0,5265-0,9999, CV 10,09 %), що може бути пов'язано з різними підходами до сертифікації.

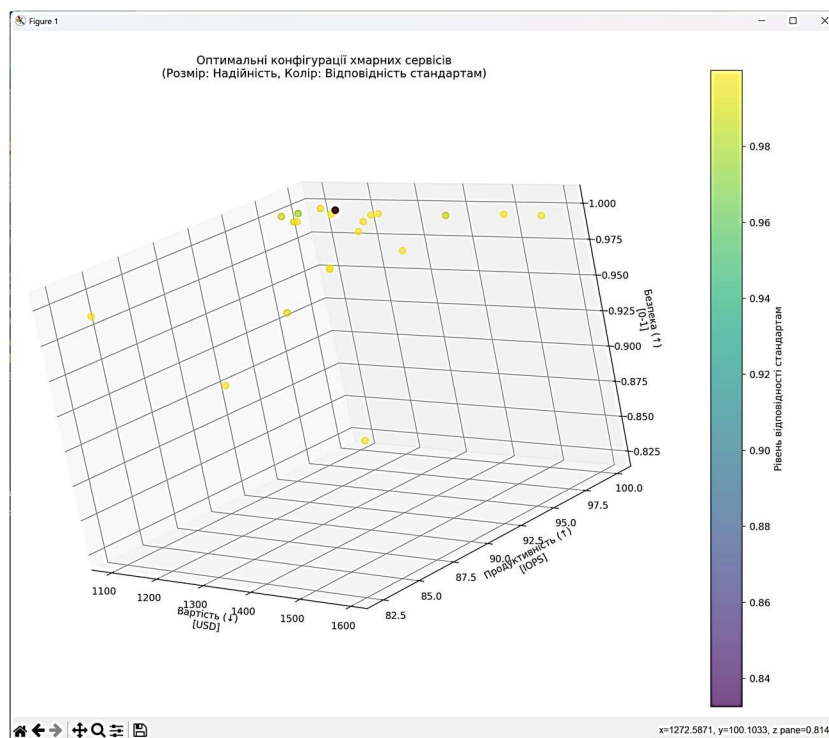


Рис. 1. Результати дослідження: оптимальність хмарних сервісів
Джерело: розроблено автором.

Аналіз кореляційних залежностей виявив класичні компромісні відносини між ключовими параметрами. Найбільш вираженою є негативна кореляція між вартістю та продуктивністю ($r = -0,82$), що підтверджує теорію про неможливість одночасного досягнення мінімальної вартості та максимальної продуктивності ХСП. Позитивна кореляція між безпекою та відповідністю стандартам ($r = 0,76$) вказує на взаємозв'язок цих характеристик, тоді як нелінійна залежність між масштабованістю та інтеграцією потребує подальшого дослідження. Отримані результати підтверджують гіпотезу про неможливість одночасного досягнення екстремальних значень усіх цільових функцій та наявність чітких компромісів між ними. Ці висновки узгоджуються з результатами останніх досліджень у галузі багатокритеріальної оптимізації ІТ-сервісів, зокрема з роботами [13] та [14].

Висновки та перспективи подальших досліджень. Дослідження довело ефективність комбінованого підходу, що поєднує нечітку логіку з еволюційними алгоритмами для вибору хмарних сервісів підприємств (ХСП). Застосування NSGA-III та MOEA/D забезпечило знаходження широкого спектру Парето-оптимальних рішень з урахуванням конфліктних критеріїв. Ключовою перевагою запропонованої моделі є можливість врахування нечіткості експертних оцінок через функції належності $\mu_j(f_j(x))$ та їх агрегацію за логікою Мамдані. Результати підтверджують наявність класичних компромісів, зокрема, між вартістю та продуктивністю, що узгоджується з теоретичними передбаченнями. Інтеграція з Fuzzy ANP дозволила підвищити інтерпретованість результатів для практичного застосування.

Перспективи подальших досліджень включають розв'язання уточнення функцій належності для окремих критеріїв, впровадження механізмів динамічної адаптації вагових коефіцієнтів у відповідь на зміну пріоритетів, а також інтеграцію запропонованого підходу з методами групового прийняття рішень для забезпечення більш комплексного аналізу ХСП.

Заява про використання генеративного ШІ та технологій на основі ШІ в процесі написання тексту статті

Під час написання цього матеріалу автор використовував ChatGPT для перекладу анотації та використаних джерел на англійську мову. Після використання цього інструменту автор переглянув та відредагував зміст за потреби і взяв на себе повну відповідальність за зміст публікації.

Список використаних джерел

1. Камінський, О. Є. (2018). Багатокритеріальна оптимізація вибору провайдерів хмарних сервісів. *Міжнародний науковий журнал «Інтернаука». Серія: Економічні науки*, (1), 88-94.
2. Фокін, К. М., & Нехай, В. В. (2020). *Процес вибору хмарних IT-сервісів. секція 1 сучасні аспекти математичного та імітаційного моделювання систем в екології та геології*, 186.
3. Chang, R. S., Liao, C. S., & Liu, C. Y. (2013). Choosing Clouds for an Enterprise: Modeling and Evaluation. *International Journal of E-Entrepreneurship and Innovation (IJEI)*, 4(2), 38-53.
4. Yan, S., Chen, C., Zhao, G., & Lee, B. S. (2012, October). Cloud service recommendation and selection for enterprises *Workshop on Systems Virtualization Management (SVM) (pp. 430-434). IEEE*.
5. Sun, L., Dong, H., Hussain, F. K., Hussain, O. K., & Chang, E. (2014). Cloud service selection: State-of-the-art and future research directions. *Journal of Network and Computer Applications*, 45, 134-150.
6. Hsu, C. L., & Lin, J. C. C. (2016). Factors affecting the adoption of cloud services in enterprises. *Information Systems and e-Business Management*, 14, 791-822.
7. Padhy, R. P., & Patra, M. R. (2012). An enterprise cloud model for optimizing IT infrastructure. *International Journal of Cloud Computing and Services Science*, 1(3), 123.
9. Mateos, A., & Rosenberg, J. (2010). *The Cloud at Your Service: The when, how, and why of enterprise cloud computing*. Simon and Schuster.
10. Faiz, M., & Daniel, A. K. (2024). A multi-criteria cloud selection model based on fuzzy logic technique for QoS. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 15(2), 687-704.
11. Esposito, C., Ficco, M., Palmieri, F., & Castiglione, A. (2015). Smart cloud storage service selection based on fuzzy logic, theory of evidence and game theory. *IEEE Transactions on computers*, 65(8), 2348-2362.
12. Basu, A., & Ghosh, S. (2018). Implementing fuzzy TOPSIS in cloud type and service provider selection. *Advances in Fuzzy Systems*, 2018(1), 2503895.
13. Miriam, A. J., Saminathan, R., & Chakaravarthi, S. (2021). Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-III) for effective resource allocation in cloud. *Evolutionary Intelligence*, 14, 759-765.
14. Imene, L., Sihem, S., Okba, K., & Mohamed, B. (2022). A third generation genetic algorithm NSGAIII for task scheduling in cloud computing. *Journal of King Saud university-computer and information sciences*, 34(9), 7515-7529.
15. Gopu, A., & Venkataraman, N. (2019). Optimal VM placement in distributed cloud environment using MOEA/D. *Soft Computing*, 23(21), 11277-11296.
16. Kumar, S., Bahsoon, R., Chen, T., Li, K., & Buyya, R. (2018, December). Multi-tenant cloud service composition using evolutionary optimization. *International Conference on Parallel and Distributed Systems (ICPADS) (pp. 972-979). IEEE*.
17. Zhou, J., Gao, L., Yao, X., Zhang, C., Chan, F. T., & Lin, Y. (2020). Evolutionary many-objective assembly of cloud services via angle and adversarial direction driven search. *Information Sciences*, 513, 143-167.
18. Lee, Y. H. (2014). A decision framework for cloud service selection for SMEs: AHP analysis. *SOP Transactions on Marketing Research*, 1(1), 51-61.
19. Лахно, В., Криворучко, О., & Каламан, Є. (2025). Програмна реалізація вирішення задачі оптимізації вибору засобів захисту інформації на основі еволюційного алгоритму. *Електронне фахове наукове видання «Кибербезпека: освіта, наука, техніка»*, 3(27), 257-268.

References

1. Kaminskyi, O. Ye. (2018). Bahatokryterialna optymizatsiia vyboru provaiderv khmarnykh servisiv [Multi-criteria optimization of cloud service provider selection]. *Mizhnarodnyi naukovi zhurnal Internauka. Seriya: Ekonomichni nauky – International scientific journal 'Internauka'. Series: Economic Sciences*, (1), 88-94.
2. Fokin, K. M., & Nekhai, V. V. (2020). Protses vyboru khmarnykh IT-servisiv [Process of cloud IT service selection]. *Sektsiia 1 Suchasni aspekty matematychnoho ta imitatsiinoho modeliuvannia system v ekolohii ta heolohii – Section 1 Modern aspects of mathematical and simulation modelling of systems in ecology and geology*, 186.
3. Chang, R. S., Liao, C. S., & Liu, C. Y. (2013). Choosing Clouds for an Enterprise: Modeling and Evaluation. *International Journal of E-Entrepreneurship and Innovation (IJEI)*, 4(2), 38-53.
4. Yan, S., Chen, C., Zhao, G., & Lee, B. S. (2012, October). Cloud service recommendation and selection for enterprises *Workshop on Systems Virtualization Management (SVM) (pp. 430-434). IEEE*.
5. Sun, L., Dong, H., Hussain, F. K., Hussain, O. K., & Chang, E. (2014). Cloud service selection: State-of-the-art and future research directions. *Journal of Network and Computer Applications*, 45, 134-150.
6. Hsu, C. L., & Lin, J. C. C. (2016). Factors affecting the adoption of cloud services in enterprises. *Information Systems and e-Business Management*, 14, 791-822.
7. Padhy, R. P., & Patra, M. R. (2012). An enterprise cloud model for optimizing IT infrastructure. *International Journal of Cloud Computing and Services Science*, 1(3), 123.
9. Mateos, A., & Rosenberg, J. (2010). *The Cloud at Your Service: The when, how, and why of enterprise cloud computing*. Simon and Schuster.
10. Faiz, M., & Daniel, A. K. (2024). A multi-criteria cloud selection model based on fuzzy logic technique for QoS. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 15(2), 687-704.
11. Esposito, C., Ficco, M., Palmieri, F., & Castiglione, A. (2015). Smart cloud storage service selection based on fuzzy logic, theory of evidence and game theory. *IEEE Transactions on computers*, 65(8), 2348-2362.
12. Basu, A., & Ghosh, S. (2018). Implementing fuzzy TOPSIS in cloud type and service provider selection. *Advances in Fuzzy Systems*, 2018(1), 2503895.
13. Miriam, A. J., Saminathan, R., & Chakaravarthi, S. (2021). Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-III) for effective resource allocation in cloud. *Evolutionary Intelligence*, 14, 759-765.
14. Imene, L., Sihem, S., Okba, K., & Mohamed, B. (2022). A third generation genetic algorithm NSGAIII for task scheduling in cloud computing. *Journal of King Saud university-computer and information sciences*, 34(9), 7515-7529.
15. Gopu, A., & Venkataraman, N. (2019). Optimal VM placement in distributed cloud environment using MOEA/D. *Soft Computing*, 23(21), 11277-11296.
16. Kumar, S., Bahsoon, R., Chen, T., Li, K., & Buyya, R. (2018, December). Multi-tenant cloud service composition using evolutionary optimization. *International Conference on Parallel and Distributed Systems (ICPADS) (pp. 972-979). IEEE*.
17. Zhou, J., Gao, L., Yao, X., Zhang, C., Chan, F. T., & Lin, Y. (2020). Evolutionary many-objective assembly of cloud services via angle and adversarial direction driven search. *Information Sciences*, 513, 143-167.
18. Lee, Y. H. (2014). A decision framework for cloud service selection for SMEs: AHP analysis. *SOP Transactions on Marketing Research*, 1(1), 51-61.
19. Lakhno, V., Kryvoruchko, O., & Kalaman, Ye. (2025). Prohramna realizatsiia vyrishennia zadachi optymizatsii vyboru zasobiv zakhystu informatsii na osnovi evoliutsiinoho alhorytmu [Software implementation of solving the optimization problem of selecting information security tools based on an evolutionary algorithm]. *Elektronne fakhove naukove vydannia «Kiberbezpeka: osvita, nauka, tekhnika» – Electronic professional scientific publication “Cybersecurity: Education, Science, Technology”*, 3(27), 257-268.

Отримано 16.09.2025

Mykhailo Khomchak

PhD Student

State University "Kyiv Aviation Institute" (Kyiv, Ukraine)

E-mail: mykhailo.khomchak@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-4127-556X>ResearcherID: [OMM-1519-2025](https://orcid.org/0009-0000-4127-556X)**MODEL OF CLOUD SERVICE SELECTION BASED ON FUZZY LOGIC
AND MULTI-CRITERIA OPTIMIZATION**

In the current context, especially for large enterprises in Ukraine operating under external aggression from Russia, the choice of optimal cloud service platforms (CSPs) becomes critically important for ensuring the stability, security, and efficiency of business processes. The article presents a mathematical model for enterprise CSP selection based on the integration of fuzzy logic and evolutionary methods of multi-criteria optimization. The problem is formalized as the search for Pareto-optimal solutions in a space of seven criteria: cost (minimization), scalability, performance, security, reliability, compliance with standards, and integration (maximization). The criteria are described by membership functions $\mu_j(f_j(x))$, which allow the uncertainty of expert evaluations to be taken into account. For criteria aggregation, Mamdani logic is applied, where the overall evaluation $\mu(x)$ is defined as the minimum of membership degrees, providing a conservative approach to decision-making. Optimization is implemented using NSGA-III and MOEA/D algorithms, adapted for high-dimensional criteria spaces. NSGA-III applies reference points to maintain solution diversity, while MOEA/D is based on decomposing the problem into scalar subproblems. The computational results demonstrate stable algorithm convergence, confirmed by the dynamics of the ϵ indicator and the number of non-dominated solutions. The Pareto front contains 23 configurations with a cost variation coefficient of 10,65 % and high stability of security criteria (CV 0,68 %). A negative correlation between cost and performance ($r = -0,82$) and a positive correlation between security and compliance ($r = 0,76$) were identified. For further solution ranking, the Fuzzy AHP method is proposed, which formalizes decision-makers' subjective preferences through fuzzy weights $\tilde{w}_j$. The model enables trade-offs between criteria and adapts to the dynamic requirements of enterprises.

Keywords: cloud technologies; cloud computing; public cloud; cloud service provider selection; analytic hierarchy process.

Fig.: 1. References: 19.