

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЇВСЬКИЙ АВІАЦІЙНИЙ
ІНСТИТУТ»**

*Кваліфікаційна наукова праця
на правах рукопису*

ХОМЧАК МИХАЙЛО ВІКТОРОВИЧ

УДК 004.75:519.816

**ДИСЕРТАЦІЯ
МОДЕЛЬ ВИБОРУ ТА ВПРОВАДЖЕННЯ ХМАРНИХ СЕРВІСІВ
ДЛЯ ВЕЛИКИХ ПІДПРИЄМСТВ**

Спеціальність 122 «Комп'ютерні науки»
Галузь знань 12 «Інформаційні технології»

Подається на здобуття ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.


_____ М.В. Хомчак

Науковий керівник:

Гнатюк Сергій Олександрович

доктор технічних наук,

професор

АНОТАЦІЯ

Хомчак М.В. Модель вибору та впровадження хмарних сервісів для великих підприємств. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття ступеня доктора філософії в галузі знань 12 «Інформаційні технології» за спеціальністю 122 «Комп'ютерні науки». – Національний університет «Київський авіаційний інститут», м. Київ, 2026.

Дисертаційне дослідження присвячене розробці моделі вибору та впровадження хмарних сервісів для великих підприємств в умовах багатокритеріальності, невизначеності експертних оцінок і суперечливості критеріїв. У роботі запропоновано підхід, що поєднує таксономічне структурування критеріїв, нечітку логіку, багатокритеріальну еволюційну оптимізацію та елементи теорії ігор для підтримки прийняття рішень щодо вибору та впровадження хмарних сервісів у корпоративний ІТ-ландшафт.

У першому розділі – «Теоретичні засади вибору та впровадження хмарних сервісів у корпоративні ІТ-системи великих підприємств» - здійснено аналіз передумов використання хмарних сервісів у діяльності великих підприємств, узагальнено цілі та особливості їх застосування, а також систематизовано наукові підходи до вибору й впровадження хмарних сервісів. На основі аналізу наукових джерел і сучасних практик використання хмарних технологій сформовано таксономію критеріїв вибору хмарних сервісів, яка охоплює економічні, технічні, безпекові, правові та організаційні аспекти. Це створило теоретичне підґрунтя для подальшої формалізації задачі багатокритеріального вибору.

У другому розділі - «Вибір та впровадження хмарних сервісів у корпоративні ІТ-системи» - формалізовано задачу вибору оптимального набору хмарних сервісів для великого підприємства як задачу багатокритеріальної оптимізації з нечіткими функціями належності. У розділі удосконалено математичну модель вибору хмарних сервісів на основі нечіткої логіки та

еволюційних методів багатокритеріальної оптимізації, також удосконалено модель балансування ваг критеріїв та запропоновано комбіновану модель ранжування Парето-альтернатив із використанням апарату теорії ігор. Результатом розділу стала розробка цілісного методу структурованого впровадження хмарної інфраструктури як бази для багатоетапної модульної системи підтримки прийняття рішень в форматі псевдокоду.

У третьому розділі - «Експериментальна перевірка ефективності методу структурованого впровадження хмарної інфраструктури у корпоративні ІТ-системи» - розроблено план і методику експериментального дослідження, проведено обчислювальні експерименти та здійснено оцінювання результативності запропонованого методу. У процесі експериментальної перевірки побудовано та проаналізовано Парето-фронти альтернатив, виконано порівняння результатів застосування алгоритмів NSGA-II, NSGA-III та MOEA/D, а також оцінено якість рішень за метриками Hypervolume та Spacing. Отримані результати підтвердили доцільність застосування запропонованого методу для підвищення обґрунтованості вибору та впровадження хмарних сервісів у великих підприємствах.

За результатами дослідження розроблено метод структурованого вибору та впровадження хмарних сервісів для великих підприємств, який забезпечує формалізацію якісних і кількісних характеристик альтернатив, адаптацію ваг критеріїв до стратегічних пріоритетів підприємства та формування множини компромісних рішень у нечіткому багатокритеріальному середовищі. Практичне значення одержаних результатів полягає у можливості використання розробленого підходу в системах підтримки прийняття рішень під час планування й реалізації хмарної трансформації корпоративної ІТ-інфраструктури.

Ключові слова: багатокритеріальні задачі; прийняття рішень; оптимізація; багатокритеріальна оптимізація; кібербезпека; SaaS; нечітка логіка; критична інфраструктура; інформаційна безпека; ризики; хмарна платформа; алгоритм NSGA-III.

ABSTRACT

Khomchak M.V. *A Model for Selecting and Deploying Cloud Services for Large Enterprises.* – Qualification scientific work (manuscript). Dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in specialty 122 – Computer Science. – National University “Kyiv Aviation Institute”, Kyiv, 2026.

The dissertation is devoted to the development of a model for the selection and implementation of cloud services for large enterprises under conditions of multi-criteria decision-making, uncertainty in expert assessments, and inconsistency among evaluation criteria. The study proposes an approach that integrates taxonomic structuring of criteria, fuzzy logic, multi-criteria evolutionary optimization, and elements of game theory to support decision-making on the selection and implementation of cloud services within the corporate IT landscape.

Chapter 1, “Theoretical Foundations of the Selection and Implementation of Cloud Services in Corporate IT Systems of Large Enterprises,” examines the prerequisites for the adoption of cloud services in large enterprises, generalizes the goals and specific features of their application, and systematizes scholarly approaches to the selection and implementation of cloud services. Based on an analysis of academic sources and current practices in the use of cloud technologies, a taxonomy of criteria for cloud service selection was developed, encompassing economic, technical, security, legal, and organizational aspects. This provided the theoretical basis for the subsequent formalization of the multi-criteria selection problem.

Chapter 2, “Selection and Implementation of Cloud Services in Corporate IT Systems,” formalizes the problem of selecting an optimal set of cloud services for a large enterprise as a multi-criteria optimization problem with fuzzy membership functions. This chapter further develops a mathematical model for cloud service selection based on fuzzy logic and evolutionary multi-criteria optimization methods, improves the model for balancing the weights of criteria, and proposes a combined model for ranking Pareto-optimal alternatives using elements of game theory. The main outcome of this chapter is the development of an integrated method for the

structured implementation of cloud infrastructure as a foundation for a multi-stage modular decision support system presented in the form of pseudocode.

Chapter 3, “Experimental Verification of the Effectiveness of the Method for Structured Implementation of Cloud Infrastructure in Corporate IT Systems,” presents the design and methodology of the experimental study, describes the computational experiments conducted, and evaluates the effectiveness of the proposed method. During the experimental verification, Pareto fronts of alternatives were constructed and analyzed, the performance of the NSGA-II, NSGA-III, and MOEA/D algorithms was compared, and the quality of the obtained solutions was assessed using the Hypervolume and Spacing metrics. The results confirmed the feasibility and effectiveness of the proposed method for improving the validity of selecting and implementing cloud services in large enterprises.

As a result of the study, a method for the structured selection and implementation of cloud services for large enterprises was developed. The proposed method enables the formalization of qualitative and quantitative characteristics of alternatives, the adaptation of criterion weights to the strategic priorities of the enterprise, and the formation of a set of compromise solutions in a fuzzy multi-criteria environment. The practical significance of the results lies in the possibility of applying the developed approach within decision support systems for planning and implementing the cloud transformation of corporate IT infrastructure.

Keywords: multi-criteria problems; decision-making; optimization; multi-criteria optimization; cybersecurity; optimization; SaaS; fuzzy logic; critical infrastructures; information security; risks; cloud platform; multi-criteria optimization, NSGA-III algorithm.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

А. В яких опубліковані основні наукові результати дисертації:

Статті у фахових наукових виданнях:

1. Хомчак М. В. Оцінка ризиків кібербезпеки для вибору хмарного провайдера. *Кібербезпека: освіта, наука, техніка*. 2025. № 3 (27). С. 552–558.
DOI: 10.28925/2663-4023.2025.27.773. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2025.27.773>

2. Хомчак М. В. Модель вибору хмарних сервісів на основі нечіткої логіки та багатокритеріальної оптимізації. *Технічні науки та технології*. 2025. № 3 (41). С. 272–283. DOI: 10.25140/2411-5363-2025-3(41)-272-283. [https://doi.org/10.25140/2411-5363-2025-3\(41\)-272-283](https://doi.org/10.25140/2411-5363-2025-3(41)-272-283)

3. Хомчак М., Молчанов Д., Гетьман А. Обчислювальний експеримент з оптимізації вибору хмарних сервісів для підприємств. *Military Science*. 2025. Vol. 3, No. 3. С. 260–272. DOI: 10.62524/msj.2025.3.3.21. <https://doi.org/10.62524/msj.2025.3.3.21>

Особистий внесок автора: розроблено модель вибору хмарних сервісних платформ, проведено її експериментальну перевірку та здійснено аналіз результатів.

4. Хомчак М., Гнатюк С. Метод структурованого впровадження хмарної інфраструктури. *Інформаційні технології та суспільство*. 2025. Вип. 3 (18). DOI: 10.32689/maup.it.2025.3.25. <https://doi.org/10.32689/maup.it.2025.3.25>

Особистий внесок автора: розроблено метод структурованого впровадження хмарної інфраструктури.

Статті у виданнях, які включені до міжнародних наукометричних баз:

1. Khomchak M. A Comprehensive Taxonomy of Modern Public Cloud Services for Infrastructure Selection. *International Journal of Computing*. 2024. Vol. 23, No. 3. P. 468–475. DOI: 10.47839/ijc.23.3.3667. <https://doi.org/10.47839/ijc.23.3.3667>

Б. Які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

1. Хомчак М.В. Private cloud platform based on hci technology: selection criteria definition // I Міжнародна науково-практична конференція «Інноваційна економіка: перспективи та технології»: Матеріали I Міжнародної науково-практичної конференції (м. Київ, 5 жовтня 2023 р.). К.: НАУ, 2023. – стр. 35-39

2. Хомчак М.В. The Model of Selection of Cloud Provider // ABIA-2025 : матеріали XVII Міжнар. наук.-техн. конф., Київ, 22–24 квіт. 2025 р. Київ, 2025. С. 13.16–13.19

В. Які додатково відображають наукові результати дисертації:

1. Khomchak M. Enterprise Private Cloud Platforms: A Systematic Review of Key Vendors. *International Journal of Wireless and Microwave Technologies (IJWMT)*. 2024. Vol. 14, No. 4. P. 1–14. DOI: 10.5815/ijwmt.2024.04.01. <https://doi.org/10.5815/ijwmt.2024.04.01>

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ	9
ВСТУП.....	11
РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ВИБОРУ ТА ВПРОВАДЖЕННЯ	
ХМАРНИХ СЕРВІСІВ У КОРПОРАТИВНІ ІТ-СИСТЕМИ ВЕЛИКИХ	
ПІДПРИЄМСТВ	17
1.1. Передумови, мета та завдання використання хмарних сервісів у корпоративних ІТ-системах, зокрема України	17
1.2. Огляд і систематизація наукових досліджень проблематики вибору та впровадження хмарних сервісів	30
1.3. Таксономія критеріїв вибору хмарних сервісів	56
1.4. Висновки до першого розділу	61
РОЗДІЛ 2 ВИБІР ТА ВПРОВАДЖЕННЯ ХМАРНИХ СЕРВІСІВ У	
КОРПОРАТИВНІ ІТ-СИСТЕМИ	63
2.1. Математична модель вибору хмарних сервісів для підприємства на основі нечіткої логіки та еволюційних методів багатокритеріальної оптимізації	63
2.2. Ігрова інтеграція у модель оптимального вибору хмарних сервісів для підприємства	81
2.3. Метод структурованого впровадження хмарної інфраструктури у корпоративні ІТ-системи	92
2.4. Висновки до другого розділу	112
РОЗДІЛ 3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ПЕРЕВІРКА ЕФЕКТИВНОСТІ	
МЕТОДУ СТРУКТУРОВАНОГО ВПРОВАДЖЕННЯ ХМАРНОЇ	
ІНФРАСТРУКТУРИ У КОРПОРАТИВНІ ІТ-СИСТЕМИ	115
3.1. План та методика проведення експериментальних досліджень моделі відбору та впровадження хмарних сервісів для великих підприємств	115
3.2. Результати обчислювальних експериментів.....	132
3.3. Висновки до третього розділу	158
ВИСНОВКИ	161
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	164
ДОДАТКИ	184
Додаток А	184
Додаток Б.....	188
Додаток В	202

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

Скорочення українською мовою

ІЕ – імітаційний експеримент

ОПР – особа, що приймає рішення

СВХІ – структуроване впровадження хмарної інфраструктури

СППР – система підтримки прийняття рішень

ХС – хмарні сервіси

ХП – хмарна платформа

ХСП – хмарна сервісна платформа

Скорочення англійською мовою

АНР – Analytic Hierarchy Process (метод аналізу ієрархій)

AWS – Amazon Web Services

BPaaS – Business Process as a Service (бізнес-процес як сервіс)

CSP – Cloud Service Provider (провайдер хмарних сервісів)

DaaS – Desktop/Data as a Service (робоче місце/дані як сервіс)

ELECTRE – ELimination Et Choix Traduisant la REalité (метод вибору альтернатив)

ЕМО – Evolutionary Multi-objective Optimization (еволюційна багатокритеріальна оптимізація)

ФАНР – Fuzzy Analytic Hierarchy Process (нечіткий метод аналізу ієрархій)

GA – Genetic Algorithm (генетичний алгоритм)

GCP – Google Cloud Platform

GDPR – General Data Protection Regulation (Загальний регламент захисту даних)

HV – Hypervolume (показник гіпероб'єму)

IaaS – Infrastructure as a Service (інфраструктура як сервіс)

ІЕС – International Electrotechnical Commission (Міжнародна електротехнічна комісія)

IGD – Inverted Generational Distance (показник інвертованої генераційної відстані)

KPI – Key Performance Indicator (ключовий показник ефективності)

MAUT – Multi-Attribute Utility Theory (теорія багатоатрибутивної корисності)

MCDA – Multi-Criteria Decision Analysis (багатокритеріальний аналіз рішень)

MOEA/D – Multi-Objective Evolutionary Algorithm based on Decomposition (багатокритеріальний еволюційний алгоритм на основі декомпозиції)

NSGA-II – Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (генетичний алгоритм недомінованого сортування II)

NSGA-III – Non-dominated Sorting Genetic Algorithm III (генетичний алгоритм недомінованого сортування III)

PaaS – Platform as a Service (платформа як сервіс)

SaaS – Software as a Service (програмне забезпечення як сервіс)

SLA – Service Level Agreement (угода про рівень обслуговування)

SMI – Service Measurement Index (індекс оцінювання сервісів)

SP – Spacing (показник рівномірності розподілу)

TCO – Total Cost of Ownership (сукупна вартість володіння)

TOPSIS – Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution (метод упорядкування переваг за подібністю до ідеального рішення)

VIKOR – VIšeKriterijumsko KOmpromisno Rangiranje (метод компромісного ранжування)

VM – Virtual Machine (віртуальна машина)

ВСТУП

Актуальність теми дослідження. Сучасний етап розвитку інформаційних технологій характеризується інтенсивною цифровою трансформацією великих підприємств, у межах якої хмарні сервіси стали одним із базових інструментів побудови, модернізації та масштабування корпоративних ІТ-систем. Використання хмарних сервісів дає змогу підприємствам підвищувати гнучкість інфраструктури, скорочувати витрати на підтримку власних обчислювальних потужностей, прискорювати впровадження цифрових сервісів, забезпечувати віддалений доступ до даних і прикладних систем, а також підвищувати стійкість бізнес-процесів до зовнішніх впливів, включаючи ризики інформаційної безпеки.

Особливої ваги ця проблематика набула в Україні в умовах воєнного стану та зростання вимог до безперервності функціонування інформаційних систем та кібербезпеки, особливо для підприємств критичної інфраструктури. Водночас перехід до хмарних платформ у таких умовах не є суто технічним рішенням, а пов'язаний із необхідністю одночасного врахування економічних, функціональних, безпекових (інформаційна безпека), організаційних, правових та інтеграційних чинників, тому питання вибору та впровадження хмарних платформ та сервісів набуває не лише прикладного, а й наукового значення.

Теоретичною й методологічною базою дисертації стали праці вітчизняних і зарубіжних учених у галузях теорії прийняття рішень, нечіткої логіки, багатокритеріальної оптимізації, багатокритеріальних задач, еволюційних обчислень, теорії ігор, інформаційної безпеки, хмарних обчислень тощо. Це, зокрема роботи Бохонко І.В.[22], Грінка Т. І.[15], Демиденко М. А.[79], Лахно В.А.[80], Лебідя О.В.[4], Левицького В. В.[18], Мерінова С. В.[2], Надточій І. І.[14], Саламанюка А.В.[21], Шевчук І.Б.[16], Deb K.[81], Deb K.[82], Jain Н.[82], Gill S. S.[121], Rimal В. Р.[120,122], Zhang Q. [83], Li Н.[67], Repschlaeger J. [34.35], Boutkhoul O.[37], Kumar R. R. [43], Wang Y.[67] тощо.

Незважаючи на значущість і цінність проведених вітчизняних та

зарубіжних досліджень у даній сфері, на етапі переходу багатьох великих суб'єктів господарювання України на хмарні моделі обчислень (хмарні платформи) виник запит на синтез науково обґрунтованих методів вибору складу хмарних платформ та сервісів, які здатні забезпечити рівновагу між різними критеріями оцінювання хмарних сервісних платформ при пошуку постачальників і конкретних конфігурацій хмарних сервісів. Окреслені проблеми та необхідність їх комплексного наукового вирішення зумовили постановку мети і завдань дисертаційного дослідження. Зокрема тому, що наявні методики вибору хмарних сервісів, що базуються переважно на аналітичних або рейтингових моделях для вирішення багатокритеріальних задач, не враховують невизначеність експертних оцінок і конфліктність цільових критеріїв оцінювання параметрів хмарних платформ та сервісів.

Це обумовило необхідність застосувати в ході дисертаційного дослідження методів еволюційної багатокритеріальної оптимізації у поєднанні з апаратом нечіткої логіки та ігрового моделювання стратегій впровадження хмарних платформ із урахуванням узгодженості критеріїв, які охоплюють простір різних цільових критеріїв для багатокритеріальної задачі.

Тема дисертації відповідає освітньо-науковій програмі «Комп'ютерні науки» за спеціальністю 122 «Комп'ютерні науки» галузі знань 12 «Інформаційні технології» в Національному університеті «Київський Авіаційний Інститут».

Мета і завдання дослідження

Метою дисертаційного дослідження є забезпечення підтримки прийняття рішень щодо вибору та впровадження хмарних сервісів у корпоративні ІТ-системи великих підприємств в умовах багатокритеріальності та конфліктності критеріїв.

Для досягнення мети дослідження було поставлено такі *завдання*:

- проаналізувати сучасний стан використання хмарних сервісів у бізнес-процесах великих підприємств, виявити ключові проблеми, а також систематизувати методологічні засади їх вибору та впровадження;

- удосконалити модель вибору хмарних сервісів шляхом формалізації критеріїв через нечіткі функції належності на основі таксономії критеріїв;
- удосконалити модель балансування ваг критеріїв якості у процесі вибору хмарних сервісів;
- розробити комбіновану модель ранжування Парето-альтернатив у нечіткому просторі із застосуванням апарату теорії ігор;
- розробити метод структурованого впровадження хмарної інфраструктури на основі інтеграції моделей вибору та багатокритеріальної оптимізації;
- провести імітаційні експерименти для оцінки ефективності запропонованого методу структурованого впровадження хмарної інфраструктури.

Об’єктом дослідження є процеси вибору та впровадження хмарних сервісів для великих підприємств.

Предметом дослідження є моделі, методи та інструменти забезпечення процесів вибору та впровадження хмарних сервісів у корпоративні ІТ-системи великих підприємств.

Методи дослідження. Для досягнення поставленої мети та розв’язання сформульованих завдань у дисертації використано сукупність взаємопов’язаних теоретичних, математичних, алгоритмічних та експериментальних методів дослідження. Аналітичні методи застосовано для аналізу передумов переходу великих підприємств України до використання хмарних сервісів, а також для виявлення наявних методологічних засад вибору та впровадження хмарних сервісних платформ (ХСП) у корпоративні ІТ-системи. Методи нечіткої логіки використано при розробці моделі вибору хмарних платформ та сервісів для формалізації множини критеріїв оцінювання як нечітких змінних із відповідними функціями належності. Методи теорії ігор застосовано під час побудови комбінованої моделі ранжування Парето-альтернатив у нечіткому просторі та задля врахування конфліктності й коаліційності критеріїв при прийнятті рішень щодо вибору оптимальної конфігурації ХСП. Методи

еволюційного моделювання, зокрема алгоритми NSGA-II/III та MOEA/D, застосовано задля побудови Парето-фронтів в умовах багатокритеріальної оптимізації та для вдосконалення методики балансування важливості критеріїв у процесі вибору хмарних платформ та сервісів. Методи імітаційного (обчислювального) моделювання використано на етапі експериментальної перевірки ефективності розробленого методу структурованого впровадження хмарної інфраструктури для вирішення поставленої багатокритеріальної задачі. Методи візуалізації та статистичного аналізу даних застосовано для інтерпретації результатів моделювання й побудови графічних репрезентацій Парето-фронтів, верифікації збалансованості критеріїв та визначення оптимальних конфігурацій хмарних платформ та сервісів.

Наукова новизна отриманих результатів:

уперше розроблено:

- комбіновану модель ранжування Парето-альтернатив у нечіткому просторі, яка на відміну від існуючих, враховує суб'єктивні побажання особи, що приймає рішення, без потреби жорсткого задання ваг критеріїв та використовує ігрові стратегії для моделювання взаємодії критеріїв вибору хмарних сервісів, що дозволяє адаптуватись до зміни стратегічних пріоритетів підприємства;

- метод структурованого впровадження хмарної інфраструктури, який на відміну від відомих методів, поєднує побудову критеріального профілю підприємства, узгодження ваг критеріїв через апарат теорії ігор, багатокритеріальну еволюційну оптимізацію складу хмарних сервісів та ранжування Парето-альтернатив через комбіновану модель, що дозволяє забезпечити цілісний процес обґрунтованого вибору та впровадження хмарних сервісів великим підприємством;

удосконалено:

- модель вибору хмарних сервісів, яка, на відміну від існуючих, враховує невизначеність експертних оцінок критеріїв на основі таксономії, що дає змогу

формалізувати якісні оцінки та підвищити обґрунтованість прийняття рішень щодо вибору хмарних сервісів;

– модель балансування ваг критеріїв вибору хмарних сервісів, що на відміну від інших, завдяки використанню теорії ігор забезпечує гнучку адаптацію вагових конфігурацій до пріоритетів великого підприємства.

Практичне значення отриманих результатів полягає в тому, що отримані результати можуть бути використані великими підприємствами та підприємствами критичної інфраструктури для підтримки формалізованого прийняття управлінських рішень стосовно вибору та впровадження хмарних сервісів. Окрім цього було:

– реалізовано модель балансування ваг критеріїв, як підмодуль системи підтримки прийняття рішень, що забезпечує гнучку адаптацію вагових конфігурацій до пріоритетів великого підприємства;

– реалізовано комбіновану модель для вибору оптимального складу сервісів, як підмодуль системи підтримки прийняття рішень, що дозволяє особі що приймає рішення серед кількох сильних альтернатив вибрати ту, яка дає найкращий компроміс між суперечливими критеріями;

– реалізовано метод структурованого впровадження хмарної інфраструктури як багатоетапну модульну систему підтримки прийняття рішень у вигляді псевдокоду, що дає змогу створити на його основі програмний застосунок;

– запропоновану модель вибору та впровадження хмарних сервісів та опитувальник покладено в основу внутрішнього процесу підтримки прийняття рішення щодо формування списку оптимальних кандидатів із загального переліку доступних хмарних сервісів у ТОВ «Київстар.Тех» (акт впровадження від 06.03.2026), що дозволило вдвічі зменшити час витрачений на вибір цільового рішення, скоротити вартість володіння інфраструктурою на 15% та забезпечити відповідний рівень кібербезпеки для підприємства критичної інфраструктури;

– на базі методу структурованого впровадження хмарної інфраструктури в ТОВ «Тріангу-Україна» реалізовано програмний застосунок «Система вибору хмарних сервісів», проведено обчислювальний експеримент із залученням реальних експертів, що дозволило експериментально підтвердити ефективність методу (зокрема покращено показники продуктивності хмарної інфраструктури на 22,7 % та знижено витрати на 15,9 %) та використовувати додаток у комерційних цілях (акт впровадження від 22.12.2025).

Особистий внесок автора. Теоретичні положення, методичні підходи, розроблені математичні моделі, практичні рекомендації, висновки та пропозиції, викладені в дисертаційній роботі, отримані автором самостійно на основі проведених досліджень.

У дисертації не використано наукові ідеї, результати чи розробки інших авторів без відповідних посилань. З робіт, що опубліковано у співавторстві, у дисертаційній роботі використовуються лише результати, що отримані здобувачем особисто.

Апробація результатів дисертації. Основні ідеї, висновки, пропозиції, отримані в дисертації, оприлюднені на наукових та науково-практичних конференціях, у тому числі міжнародних, всеукраїнських та за міжнародною участю: «Інноваційна економіка: перспективи та технології» (Київ, 2023), «ABIA-2025» (Київ, 2025).

Публікації. Основні положення та результати дослідження викладено в 8 наукових працях, із них 4 статей опубліковано у виданнях, включених до переліку фахових наукових видань України категорії «Б», 1 публікація включена до міжнародних наукометричних баз Scopus, 2 тези доповідей – у матеріалах науково-практичних конференцій різного рівня.

Структура та обсяг дисертації. Дисертація складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. Повний обсяг дисертації становить 205 сторінки, з них 154 сторінки основного тексту. Робота включає 23 таблиці, 36 рисунків, 4 додатки. Список використаних джерел налічує 167 найменувань, із них 139 – іноземними мовами.

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ВИБОРУ ТА ВПРОВАДЖЕННЯ ХМАРНИХ СЕРВІСІВ У КОРПОРАТИВНІ ІТ-СИСТЕМИ ВЕЛИКИХ ПІДПРИЄМСТВ

1.1. Передумови, мета та завдання використання хмарних сервісів у корпоративних ІТ-системах, зокрема України

Розвиток хмарних технологій – це результат тривалої еволюції апаратного, програмного забезпечення та мережних протоколів [1–5]. Як показано у [1–5] основними передумовами, які сприяли формуванню хмарних сервісів як суттєвого компонента корпоративних ІТ-систем, стали [5, 6]:

- перехід від мейнфреймів до персональних комп'ютерів (ПК) та згодом до мобільних пристроїв;
- впровадження серверної віртуалізації. Це дозволило результативно розподіляти ресурси між користувачами, зменшуючи витрати на фізичну інфраструктуру;
- розвиток глобальних мережних протоколів та широкосмугового доступу до Інтернету, який забезпечив технічну спроможність для реалізації моделі «ІТ як послуга»;
- потреба в оптимізації витрат на ІТ-інфраструктуру, що стимулювала компанії та підприємства перейти на моделі з оплатою за фактичне використання ресурсів на хмарних платформах;
- зростання вимог до мобільності та доступності, оскільки глобалізація бізнесу та поширення віддаленої роботи зумовили потребу в ІТ-сервісах, доступних з будь-якої точки світу.

Отже, підсумовуючи вищезгадані публікації, було складено табл. 1.1 у якій зазначено головні передумови переходу підприємств (включаючи критичну інфраструктуру) на використання хмарних платформ та сервісів.

Таблиця 1.1

Передумови переходу на хмарні сервіси

№	Категорія передумов	Пояснення
1	Економічні	Зменшення капітальних витрат (CAPEX) на власне обладнання та перехід до операційних витрат (OPEX). Оплата лише за реально використані ресурси.
2	Технологічні	Необхідність швидко впроваджувати нові технології (AI, ML, Big Data), доступні які у вигляді сервісу від провідних провайдерів.
3	Операційні	Потреба в підвищенні гнучкості та масштабованості IT-інфраструктури для швидкого реагування на зміни ринку.
4	Безпекові	Необхідність забезпечення високого рівня доступності, надійності, стійкості та захисту даних і кібербезпеки загалом, що часто перевищує можливості власного ЦОД.
5	Бізнес-стратегія	Прискорення виходу на нові ринки, необхідність підтримки віддаленої роботи, цифрова трансформація бізнес-процесів.
6	Конкурентні	Відставання від конкурентів, які вже використовують переваги хмари для більшої швидкості

Джерело: складено автором на основі [1–6]

У наступній табл. 1.2 систематизовано мету впровадження хмарних сервісів.

Таблиця 1.2

Мета використання хмарних сервісів

№	Рівень мети	Опис та головні індикатори успіху (KPI)
1	Стратегічна мета	Отримання конкурентної переваги. IT структура краще за конкурентів. Покращення клієнтського досвіду за рахунок швидших та персоналізованих сервісів.
2	Тактична мета	Підвищення ефективності бізнес-процесів. Скорочення часу виведення нових продуктів та послуг на ринок. Підвищення продуктивності співробітників завдяки інструментам співпраці.
3	Операційна мета	Оптимізація IT-інфраструктури та витрат. Зниження ТСО (загальної вартості володіння IT-інфраструктурою). Забезпечення доступності бізнес додатків та інформаційної безпеки. Автоматизація рутинних операцій.

Джерело: складено автором на основі [5–11]

Аналіз використання хмарних сервісів великими підприємствами України [12, 13] дозволив виокремити низку підходів, які характерні для таких

організацій. Насамперед, з початком повномасштабного збройного вторгнення РФ, важливими стали пріоритети інформаційної безпеки та відповідності вимогам безпеки загалом. Це стосується не лише підприємств, які працюють у фінансовому секторі, критичній інфраструктурі та державному управлінні. Фактично для всіх великих підприємств України, а особливо для підприємств критичної інфраструктури, важливим є забезпечення високого рівня захисту даних і відповідність галузевим стандартам у питаннях як фізичної, так і інформаційної безпеки. Тому такі підприємства та компанії зазвичай обирають приватні або гібридні моделі хмарних розгортань. Саме така архітектура хмари дозволяє зберегти контроль над інфраструктурою та даними.

Іншим вагомим аспектом стала складність інфраструктури великих компаній та критичної інфраструктури. Багато з них успадковують численні застарілі IT-системи [14, 15]. Перехід великих підприємств до хмарних технологій, як правило, є поступовим. Він передбачає інтеграцію публічних хмарних платформ та сервісів з існуючою приватною інфраструктурою. Це дає підприємствам змогу продуктивно опрацьовувати значні об'єми даних і одночасно зберігати контроль над бізнес-процесами та власною критичною інфраструктурою.

Великі підприємства України [12, 13] також зорієнтовані на використання хмарних версій складних корпоративних систем управління. Мова зокрема про системи Enterprise Resource Planning (ERP), Customer Relationship Management (CRM), Supply Chain Management (SCM) та інші [16]. Впровадження таких систем у хмарі дозволило масштабувати бізнес-процеси, підвищити їх ефективність та забезпечити цілісність інформаційних потоків.

В умовах війни, питання безперервності бізнесу та відновлення після аварій стали пріоритетними для багатьох великих компаній України [18, 19]. Українські компанії активно інвестують у рішення з відновлення після катастроф такі як Disaster Recovery as a Service (DRaaS), забезпечуючи розміщення резервних копій даних та обчислювальних потужностей в західних регіонах України або в Європі [18, 19-32]. Це дозволило підприємствам

зберігати безперервність своїх операцій навіть у кризових ситуаціях, див. таблицю 1.3.

Нарешті, українські великі підприємства ще до 2022 року активно співпрацювали з глобальними та вітчизняними постачальниками хмарних послуг. Зокрема, вони використовували глобальні платформи Google Cloud Platform (GCP), Amazon Web Services (AWS) та Microsoft Azure для вирішення масштабних завдань. А для локальної підтримки, обирали українських провайдерів. Така багатошарова модель дозволила досягти оптимального балансу між ефективністю, безпекою (включаючи інформаційну безпеку) та відповідністю вимогам українського законодавства навіть для підприємств критичної інфраструктури. Підсумовуючи викладене, в таблиці 1.3 подано дані з питання адаптації та розвитку хмарних платформ в умовах війни в Україні у 2022-2025 р.

Таблиця 1.3

Адаптація та розвиток хмарних систем в умовах війни (2022-2025 р.)

Показник	Компанія	Вплив та дії
Загальний тренд		Значне зростання попиту на хмарні платформи для забезпечення надійності ІТ-інфраструктури та безперервності бізнесу.
Дії глобальних провайдерів на ринку хмарних сервісів	AWS	Фінансова допомога (>\$75 млн), освітні ініціативи ("IT Skills 4U"), підтримка уряду.
	Microsoft Azure	Безкоштовний доступ для правоохоронних органів для аналізу доказів воєнних злочинів.
	GCP	Фонд підтримки стартапів (\$5 млн), навчання хмарним технологіям (до 10,000 українців).
Діяльність українських провайдерів	GigaCloud	Інвестиції €1.35 млн у розширення дата-центрів на заході України та в Польщі.
	UCLOUD	Робота 5 дата-центрів (Польща, Німеччина, Україна).
	De Novo, Netwave	Активна робота над проєктами відновлення критичної інфраструктури, DRaaS, кібербезпеки.
Виклики (операційні)		Вразливість енергосистеми, загрози кібербезпеки, необхідність надійних планів відновлення (Disaster Recovery Planning).
Нововведення у впровадження хмарних технологій та сервісів		Агресія рф - каталізатор в галузі хмарних технологій, розробок для оборони України.

Джерело: складено автором на основі власних суджень, а також [13, 17,

Зазначимо, що емерджентність хмарних обчислень пов'язана з концепцією утилітаризації обчислень. Тобто, ресурси надають як вимірювану послугу [2]. На початку 2000-х років провідні світові компанії почали розширювати цю модель. Вони запропонували віртуальні сервери для окремих завдань, а згодом і для складних бізнес-процесів, оскільки переважна частина проблем пов'язаних з довірою та надійністю хмарних обчислень на той час була розв'язана.

Як зазначено в [5], у корпоративному середовищі передумови впровадження хмарних платформ проявилися в еволюції від монолітних систем до сервіс-орієнтованої архітектури (SOA). Таким чином, хмарні платформи та сервіси поступово інтегрували для підтримки більшості бізнес-процесів. У першу чергу, це управління даними, а додатково ще обмін та аналітика даних, які накопичили компанії.

Як зазначили дослідники [31, 32], впровадження хмарних технологій у корпоративних ІТ-системах розглядається не лише як інструмент оптимізації ресурсів, а й фактор, що впливає на екологічну стійкість ІТ. Згідно [31, 32] енергоефективність хмарних платформ та сервісів передбачає мінімізацію споживання електроенергії при забезпеченні високої продуктивності, слідуючи тренду сталого розвитку ІТ, який акцентував увагу на зменшенні вуглецевого сліду. За даними досліджень [31, 32], енергоспоживання дата-центрів, які підтримують хмарні послуги, зростає з 200 ТВт·год у 2016 році до прогнозованих 2967 ТВт·год у 2030 році. Відповідно, цей факт робить проблему впровадження хмарних платформ та сервісів вкрай вагомю в контексті впливу на глобальне навколишнє середовище. Отже, згідно [31, 32] є окремі передумови впровадження енергоефективних хмарних сервісів. А саме, передумови використання хмарних сервісів у корпоративних ІТ-системах тісно пов'язані з історичним розвитком обчислювальних технологій, де віртуалізація серверів та оптимізація ресурсів стали необхідними кроками для зменшення енергоспоживання, див. табл. 1.4.

Таблиця 1.4

Вплив хмарних обчислень на навколишнє середовище

Показник	Значення
Зниження викидів вуглецю при міграції на IaaS	До 84%
Зниження споживання енергії	До 64%
Частка ЦОД у світовому споживанні електроенергії	1-1.5%
Провайдери з нейтральними за викидами вуглецю дата-центрами (2025)	50%

Джерело: складено автором на підставі власних суджень, а також [19–28, 32]

Глобальне зростання даних, викликане розвитком штучного інтелекту (AI), Інтернету речей (IoT) та 5G-мереж, посилило енергетичні виклики. У 2025 році дата-центри споживали значну частку світової електроенергії [24-32]. Це загрожує енергетичним мережам та уповільнює перехід до безвуглецевої енергетики. Передумови включають також регуляторні вимоги, такі як посилення екологічних норм у ЄС та США, що стимулює поступовий перехід до «зелених» хмар, де постачальники інвестують у відновлювані джерела енергії. Зокрема, мова йде про сонячну, вітрову та гідроенергетику. Такі провайдери, як AWS, Google та Microsoft, досягають 98% вуглецевої ефективності завдяки оптимізованим дата-центрам, що перевищує традиційні системи [31, 32].

Як зазначено у [19-22] хмарні обчислення посіли провідне місце серед ІТ-технологій, які трансформують цифрову інфраструктуру великих підприємств та підприємств критичної інфраструктури. Популярність хмарних обчислень зумовлена поєднанням економічної доцільності, високої продуктивності, масштабованості, рівнем кібербезпеки та універсальності у використанні.

Згідно з визначенням Національного інституту стандартів і технологій США (NIST) [23], хмарні обчислення - модель зручного, масштабованого

доступу через мережу до сукупності конфігурованих обчислювальних ресурсів (зокрема, мережі, сервери, сховища, застосунки й сервіси), які швидко надають та вивільняють з мінімальними управлінськими витратами. Як продемонстровано у підрозділі 1.1 хмарні технології набули популярності у великих підприємствах та корпоративних структурах. Дослідження [24 – 28] засвідчили, що найбільша частка користувачів хмарних сервісів у світі та Україні належить холдинговим компаніям (зокрема критичній інфраструктурі), ІТ-структурам, банківському сектору та великим торговим підприємствам. Водночас, згідно [25] спостерігається тенденція до поступового залучення й інших галузей економіки. Основними рушіями впровадження хмарних технологій та, зокрема, хмарних сервісів, виступають потреба в зниженні витрат на експлуатацію власних дата-центрів та необхідність підвищення ефективності бізнес-процесів компаній, як показано в табл. 1.5–1.8 та рис. 1.1–1.4.

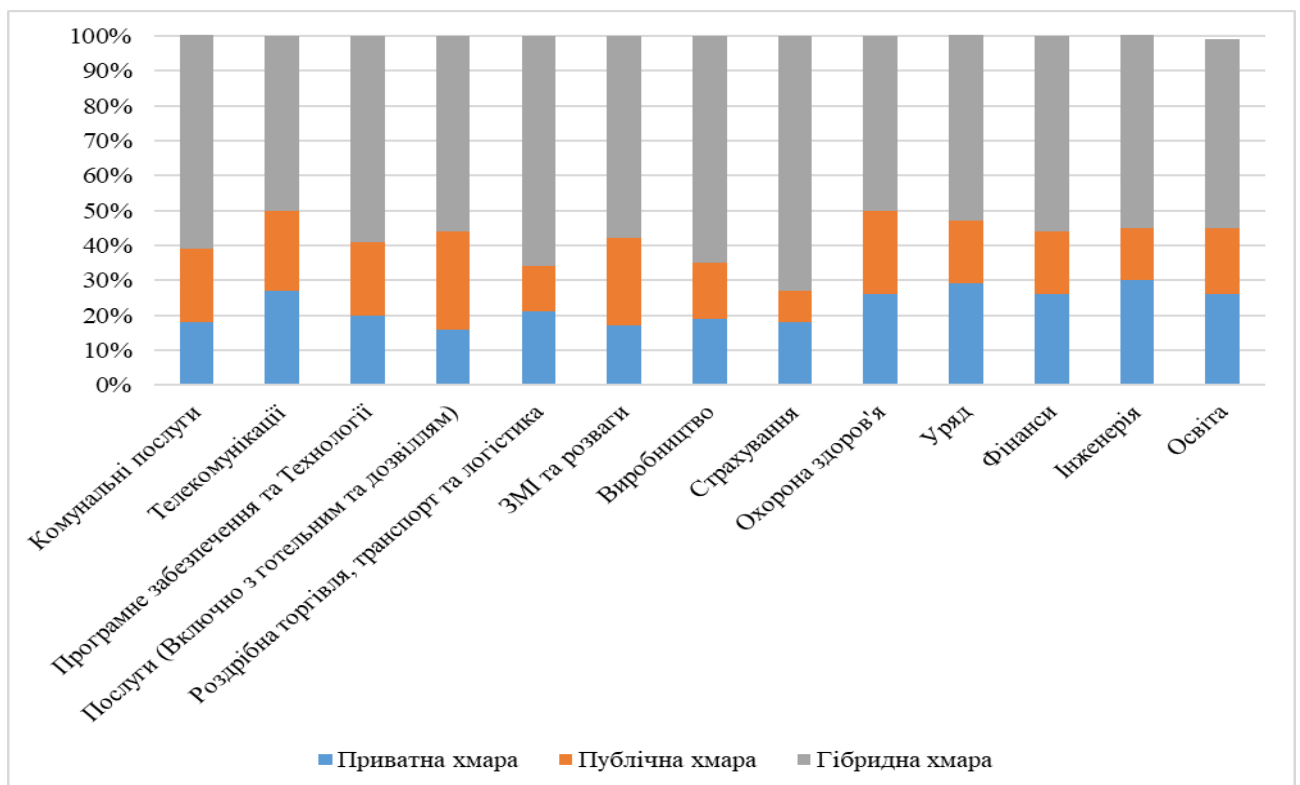


Рис. 1.1 Розподіл використання хмарних технологій та хмарних сервісів у різних галузях економіки

Джерело: складено за даними [24-30]

Представлені на рис. 1.1–1.4 матеріали відображають головні тенденції розвитку ринку хмарних технологій та особливості їх впровадження у корпоративні ІТ-системи. Зокрема, рис. 1.1 ілюструє розподіл використання хмарних технологій та хмарних сервісів у різних секторах економіки. Рис. 1.1 узагальнює галузеву структуру впровадження хмарних сервісів за даними [24–30]. Найвищий рівень застосування хмарних технологій та хмарних сервісів наразі спостерігаємо у фінансовому секторі, сфері охорони здоров'я та роздрібній торгівлі. Це обумовлено потребою цих галузей в опрацюванні великих обсягів даних. Подібна тенденція актуальна й для українських підприємств, що поступово інтегрують хмарні рішення в ERP-, CRM- та SCM-системи. Це також стосується критичної інфраструктури.

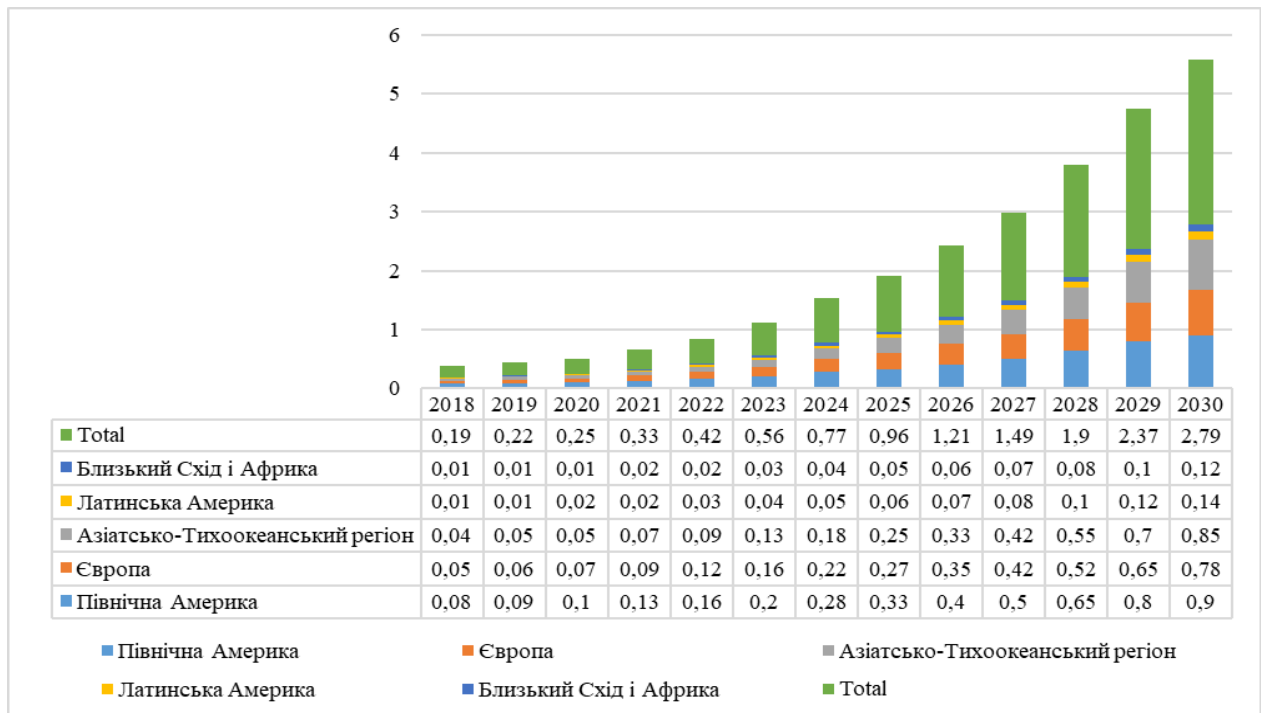


Рис. 1.2. Структура глобального ринку хмарних обчислень за регіонами

Джерело: складено за даними [24–30]

Рис. 1.2 віддзеркалює структуру глобального ринку хмарних обчислень за регіонами. Домінування Північної Америки поєднується зі швидким зростанням частки Азіатсько-Тихоокеанського регіону. А Європа та інші регіони зберігають стабільні показники впровадження хмарних технологій та

хмарних сервісів у ІТ. Це вказує на нерівномірність регіонального розвитку хмарних обчислень. Також дані на рис. 1.2 підкреслюють доцільність урахування геоелектронічних факторів під час вибору постачальників хмарних сервісів великими підприємствами.

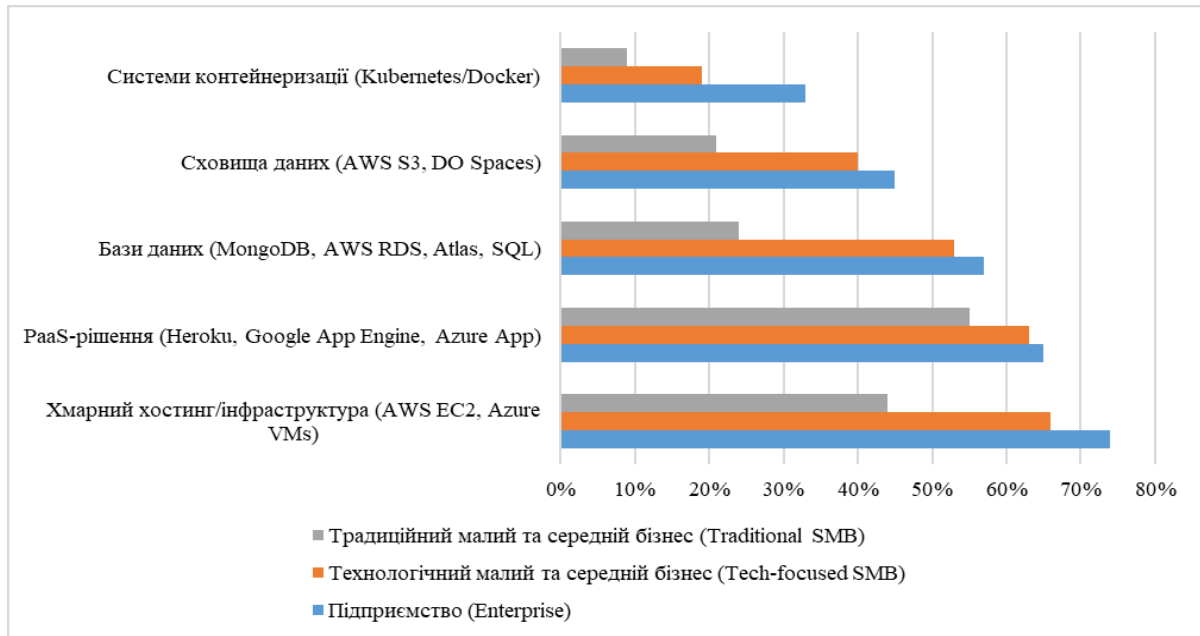


Рис. 1.3. Аналіз рівня впровадження хмарних технологій у різних сегментах бізнесу

Джерело: складено за даними [24-30]

Рис. 1.3 ілюструє порівняльний аналіз рівня впровадження п'яти головних категорій хмарних технологій серед трьох різних сегментів бізнесу.: традиційного малого та середнього бізнесу, технологічного малого та середнього бізнесу й великих підприємств (включаючи критичну інфраструктуру). Дані на базі досліджень [24-30] підтвердили пряму кореляцію між розміром та технологічною орієнтацією компанії та рівнем її ІТ-структури. Великі підприємства (enterprises) зазвичай демонструють найвищий відсоток впровадження в усіх без винятку категоріях. За ними слідує технологічні компанії, які значно випереджають традиційні – малі та середні.

Найбільш поширеною технологією серед усіх сегментів є хмарний хостинг/інфраструктура (це AWS EC2, Azure VMs). Рівень її впровадження становить близько 75% для великих підприємств та приблизно 68% для Tech

SMB. Зокрема, це свідчить про те, що інфраструктура як послуга (IaaS) є базовим і найпершим кроком для переходу бізнесу в хмару. Найменш впровадженою технологією, серед малого та середнього бізнесу, є системи контейнеризації (Kubernetes/Docker). Розрив у цьому сегменті є найбільш різким - близько 35% для великих підприємств проти менш ніж 10% для малих. Такий факт вказує на те, що контейнеризація є доволі складною та спеціалізованою технологією. Тому її здебільшого використовують технологічно зрілі організації для оптимізації процесів розробки та розгортання програмного забезпечення. Також технологічні компанії демонструють майже вдвічі вищий рівень впровадження баз даних (як SQL, так і NoSQL), Platform-as-a-Service -рішень та сховищ даних. А це наближає їх за профілем до великих підприємств з їх критичною інфраструктурою (рис 1.3).

Рис. 1.4 відображає поточну конкурентну структуру ринку провайдерів хмарних послуг. Лідерами є AWS, Microsoft Azure та Google Cloud, сукупна частка яких перевищує половину світового ринку. Водночас зберігається сегмент «інших» постачальників. Відповідно, це створює умови для формування мультихмарних стратегій, орієнтованих на поєднання глобальних і локальних сервісів.

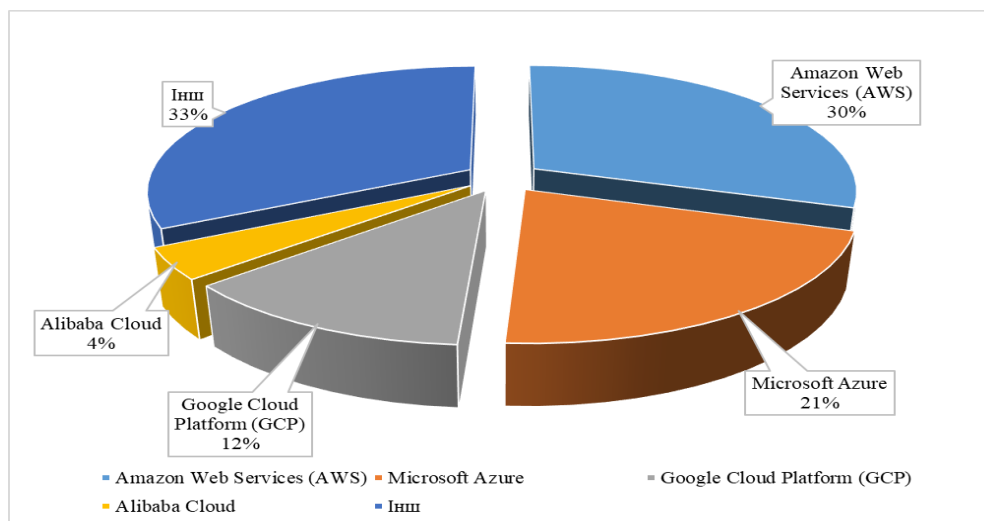


Рис. 1.4. Конкурентна структура ринку провайдерів хмарних послуг

Джерело: складено за даними [24-30]

Узагальнюючи матеріали рис. 1.1–1.4 резюмуємо, що перехід великих підприємств та підприємств критичної інфраструктури до хмарних технологій має системний характер. Це перехід зумовлений як глобальними тенденціями розвитку ІТ-ринку, так і галузевими та регіональними особливостями, зокрема в Україні. Отже, це створює об'єктивну потребу у використанні формалізованих моделей вибору та впровадження хмарних сервісів, які б враховували багатокритеріальність процесу прийняття рішень їх вибору для конкретного підприємства (багатокритеріальна задача).

Відмітимо, що ринок хмарних обчислень зазнав значного зростання протягом останніх двох десятиліть. Згідно з аналізом [24-30] еволюція хмарних обчислень відбувалася від концепції утилітаризації обчислень до сучасних сервісних моделей, таких як Infrastructure-as-a-Service (IaaS), Platform-as-a-Service (PaaS) та Software-as-a-Service (SaaS). Згідно [24-30] глобальний ринок хмарних обчислень характеризувався зростанням, зумовленим поширенням хмарних сервісів у різних галузях. За оцінками аналітичних агентств [24-30], обсяг ринку у 2020 році складав приблизно 270 мільярдів доларів США, а до 2026 року він перевищив 500 мільярдів доларів. Середньорічний темп зростання хмарних обчислень складає 18–20% [27, 30]. Такий ріст підтримується попитом на гнучкі хмарні сервіси, оскільки це дозволяє підприємствам адаптуватися до змін у бізнес-процесах.

Основними рушійними силами ринку хмарних обчислень виступили великі технологічні компанії - Amazon Web Services (AWS), Microsoft Azure та Google Cloud Platform (див. табл. 1.8 та рис. 1.4). Ця трійка домінує на ринку хмарних обчислень завдяки новим рішенням по віртуалізації, кібербезпеці, штучному інтелекту та аналізу великих даних.

Регіонально ринок хмарних обчислень демонстрував нерівномірний розвиток (див. табл. 1.5 та рис. 1.2) [24-28]. Північна Америка залишалась лідером, займаючи приблизно 40% світового ринку.

Таблиця 1.5

Ринок хмарних обчислень у світі

№	Показник	Значення
1	Обсяг ринку хмарних обчислень у 2025 році	\$912,77 млрд.
2	Прогнозований обсяг ринку до 2028 року	Понад \$1 трлн.
3	Прогнозований обсяг ринку до 2030 року	\$1,614 трлн
4	Частка публічних хмарних сервісів у загальних витратах на ІТ	Понад 45% (2026).
5	Річний темп зростання (CAGR)	16.3% (до 2026 року).
6	Частка Північної Америки на світовому ринку	\$248,07 млрд (2024.)
7	Частка Азіатсько-Тихоокеанського регіону	Найшвидше зростання (25% CAGR).

Джерело: складено за даними [24–28]

Серед основних тенденцій ринку хмарних обчислень варто виділити перехід до гібридних та мультихмарних архітектур, що проілюстровано у табл. 1.6. Подібні архітектури комбінують локальні та хмарні ресурси. Зростання попиту на SaaS, зокрема у сфері колаборації (Zoom, Teams) посприяло диверсифікації ринку хмарних обчислень.

Таблиця 1.6

Рівень адаптації та застосування хмарних сервісів серед підприємств

№	Показник	Значення
1	Загальний рівень адаптації хмарних технологій серед підприємств	94%
2	Підприємства, які експлуатують публічну хмару	96%
3	Підприємства, які залучають приватну хмару	84%
4	Підприємства, які використовують мультихмарну стратегію	92%
5	Підприємства, які використовують гібридні хмари	73%
6	Частка робочих навантажень, що працюють у хмарі	60%
7	Намір повністю перейти на хмарні сервіси	5%

Джерело: складено за даними [24–28]

Дані наведені в табл. 1.7 свідчать, що використання хмарних технологій у різних галузях має нерівномірний характер і визначається специфікою бізнес-

процесів, рівнем цифровізації та вимогами до оброблення даних. Також бачимо, що потенціал для нових впроваджень хмарних сервісів все ще не вичерпано.

Таблиця 1.7

Використання хмарних технологій у різних галузях

№	Галузь	Базова статистика
1	Фінанси та банківська справа	Разом із ПЗ витратять \$326 млрд на публічну хмару до 2027 року
2	Охорона здоров'я	95% організацій використовують хмару для керування даними пацієнтів
3	Роздрібна торгівля	18% компаній галузі експлуатують CRM
4	Телекомунікації	64% компаній експлуатують приватну хмару
5	Страховання	81% залучають хмарні інструменти для керування

Джерело: складено за даними [24–27]

Дані табл. 1.8 демонструють, що незважаючи на наявність лідерів по долі ринку, жоден з провайдерів хмарних послуг не абсолютно домінуючим і безальтернативним вибором.

Таблиця 1.8

Частки ринку основних провайдерів

№	Провайдер	Частка ринку
1	Amazon Web Services (AWS)	31-32%
2	Microsoft Azure	20-23%
3	Google Cloud Platform (GCP)	11-13%
4	Alibaba Cloud	4%
5	Інші	~30%

Джерело: складено за даними [24–27]

Як зазначено у [1, 2, 4, 10, 14] головними перевагами хмарних технологій для великих підприємств є:

економічна ефективність. Тобто зниження витрат на апаратне забезпечення, обслуговування і персонал;

масштабованість і гнучкість. Оскільки є потенціал гнучкого збільшення або зменшення обчислювальних потужностей відповідно до бізнес-потреб підприємства;

глобальна доступність. Тобто використання хмарних сервісів можливе з будь-якої локації. А це суттєво для міжнародних корпорацій.

Отже, проведений аналіз засвідчив, що вибір та впровадження хмарних сервісів у корпоративні ІТ-системи великих підприємств (включаючи критичну інфраструктуру) є складним багатокритеріальним процесом, який визначається економічними, технологічними, організаційними та безпековими (інформаційна безпека) чинниками. Актуальність теми дослідження обумовлена об'єктивною потребою великих підприємств та підприємств критичної інфраструктури у підвищенні ефективності, гнучкості, інформаційної і фізичної безпеки та безперервності функціонування інформаційних систем в умовах цифрової трансформації та зростання зовнішніх викликів. Це обумовлює необхідність розроблення формалізованих підходів до обґрунтування рішень щодо вибору та впровадження хмарних платформ та сервісів.

1.2. Огляд і систематизація наукових досліджень проблематики вибору та впровадження хмарних сервісів

Аналіз світового та українського ринку хмарних обчислень, викладений у попередньому підрозділі, підкреслив не лише зростання сектору хмарних технологій та хмарних сервісів, але й складність вибору оптимального набору хмарних сервісів для корпоративних ІТ-систем. В умовах доволі обмежених ресурсів українських підприємств та множинності доступних провайдерів виникає потреба в систематизованому підході до оптимізації складу хмарних сервісів. Така оптимізація, як багатокритеріальна задача, враховує фактори якості послуг (QoS), а також надійність, вартість, безпеку й масштабованість, які є визначальними передумовами для досягнення цілей бізнесу, зокрема в

умовах воєнного стану, зумовленого озброєною агресією з боку РФ та підвищеного ризику кіберзагроз.

За даними [5], вибір хмарних сервісів дозволяє перетворити хмарні технології з потенційних ризиків на інструмент конкурентних переваг. Одним з найбільш поширених методів вибору хмарних технологій та хмарних сервісів для підприємств як багатокритеріальної задачі став метод аналізу ієрархій (АНР).

Так у [34] запропоновано методологію на основі АНР для підтримки вибору постачальника хмарних послуг на рівнях IaaS/PaaS/SaaS. Методологія містила поетапну процедуру. Спочатку виконано структурування проблеми. Далі йде збір вимірювань і даних. Це, зокрема, інтерв'ю з IT-керівниками. Потім здійснено нормалізацію ваг критеріїв при виборі моделі хмарних обчислень. На фінальному етапі реалізовано прийняття рішення. Практична цінність методики – це виділення пріоритетів критеріїв для різних моделей обслуговування і демонстрація відмінностей у пріоритетах між інфраструктурними, платформними та прикладними рівнями. Проте в роботі [34] присутня лише невелика емпірична вибірка. Тобто авторами виконано інтерв'ю лише із 7 IT-фахівцями. Тому результати дослідження потребують верифікації.

У [35] Repschlaeger J. разом із співавторами застосували АНР для відбору постачальника хмарного ITSM-рішення. Автори ідентифікують головні критерії – це функціональна відповідність, якість SLA (Service Level Agreement - договір між клієнтом і хмарним провайдером), безпека, підтримка/сервіс та вартість. В роботі автори показують як побудована ієрархія критеріїв. Виконані парні порівняння для отримання ваг. Переваги дослідження – це відносно проста покрокова методика для IT-організацій при виборі спеціалізованого хмарного рішення як тип багатокритеріальних задач. Проте вибір критеріїв є доволі суб'єктивним. Дослідники також вказали на потребу виконати групове зведення оцінок у разі кількох зацікавлених сторін при впровадженні різних хмарних сервісів.

Автори [36] запропонували модель поєднання апарату нечіткої логіки та АНР для вирішення багатокритеріальних задач. Тобто йде мова про використання Fuzzy АНР (FАНР) для вирішення невизначеності у суб'єктивних оцінках під час вибору IaaS/PaaS/SaaS. В статті дослідники сформували ієрархічну модель, використовуючи нечіткі числа для парних порівнянь. У статті наведено приклад застосування FАНР для вибору IaaS-провайдера. Головна ідея дослідження - зменшити вплив нечіткості експертних оцінок. Тобто, спочатку використовуються мовні шкали, а далі нечіткі числа. Це зробило модель стабільною при неповних/нечітких даних. Однак результати, які наведені у статті продемонстровані на невеликих наборах альтернатив, тому вважаємо, що є потреба у застосуванні у моделі фільтрувальних етапів.

Boutkhoul O., Hanine M., та інші у [37] запропонували наступну гібридну методику вирішення багатокритеріальних задач. Спочатку визначення критеріїв через діаграми спорідненості (Affinity Diagram). Далі зваження критеріальних ваг FАНР. І в кінці виконання ранжування альтернатив F-TOPSIS та аналіз чутливості. Дослідники розглянули задачу вибору хмарного рішення для Big Data. Як критерії в статті досліджувалися вимоги зберігання/обчислень, пропускна здатність, вартість, інформаційна безпека хмари. Робота поєднала експертну евристичну і систематичну матрицю зважувань, що дозволило у підсумку оцінити чутливість та стійкість вибору параметрів хмари при зміні пріоритетів.

У [38] Whaiduzzaman M., Gani A., та інші дослідники систематизували підходи вибору ХС як багатокритеріальної задачі на основі методів АНР, FАНР, TOPSIS, VIKOR, АНР тощо. Автори проаналізували, які критерії найчастіше використовували при цьому. Зокрема більшість дослідників зосереджували увагу на наступних QoS-показниках хмарних сервісів - доступність, продуктивність, час відгуку, кібербезпека, ціна, сумісність, локалізація даних, підтримка. У статті доведено, що успішні рішення комбінують декілька MCDM-методів (багатокритеріальне прийняття рішень або - MCDM) або доповнюють

АНР нечіткими підходами для роботи з нечіткими/непевними уподобаннями користувачів.

Shin Y. R., You, D., та Huh, E. N. у [39] інтегрували фреймворк для вимірювання та порівняння ефективності IT-сервісів Service Measurement Index (SMI або CSMIC) з АНР для кількісної оцінки хмарних сервісів. Автори дослідили такі SMI-показники як підкритерії, а метод АНР використовувався для отримання ваг і агрегування. Результати дослідження моделі показали як на практиці порівняти послуги за набором SMI-індикаторів. Проте модель має обмеження. А саме модель вимагала застосовувати довірені метрики SMI, а також валідації джерел даних.

У [40] Tajvidi M. разом зі співавторами запропонували нечітку логічну рамку для вибору хмарних сервісів. Підхід поєднав дані моніторингу, відгуки користувачів і офіційну інформацію провайдерів. Автори навели приклади Amazon EC2, IBM, GoGrid та показали застосування нечіткого АНР для агрегування QoS-параметрів, а саме - фінансові показники хмарних сервісів, кібербезпека, продуктивність.

S. Harnisch та P. Buxmann у [41] розглядали оцінювання хмарних сервісів крізь призму класичних моделей вибору постачальників у розв'язанні багатокритеріальних задач. У статті запропоновано використати FАНР та підходи до оцінки хмарних сервісів від постачальників, а також методи оцінки довіри до постачальників. Робота містить опис методологічного перенесення відомих критеріїв у задачу вибору хмарних сервісів.

У [42] автори сформулювали FАНР-процедуру для групового прийняття рішень і для порівняння багатьох технологій для кібербезпеки веб-сайтів Content Security Policy (CSP) з урахуванням нечіткості експертних оцінок. Автори також навели огляд споріднених підходів (АНР, FАНР, TOPSIS). У статті подано приклад, який довів практичність підходу у виборі провайдера хмарних сервісів. Стаття містить цілком логічну методику групових експертних оцінок вибору хмарних сервісів.

Kumar R. R. Разом із співавторами у [43] пропонують інтегровану MCDM-схему, де АНР (або FАНР) застосовують для обчислення ваг QoS (або нефункціональних критеріїв), а потім застосовують TOPSIS (або інший рангувальний метод) для остаточного ранжування альтернатив у виборі хмарних сервісів. Автори наведи у статті експериментальну валідацію та виконали порівняння з іншими MCDM. Дослідження поєднало АНР для інтерпретованих ваг і методи ранжування, що у підсумку дало практично корисний й інтерпретований вибір CSP.

У [44] дослідники застосували АНР для узгодження вимог до великих даних (Big Data) з пропозиціями CSP у завданні розробки електронної системи охорони здоров'я (e-health). Стаття формалізувала вимоги великих даних до хмарної інфраструктури. Автори застосували зважування критеріїв для вибору остаточного рішення.

Автори [45] застосували АНР для побудови архітектури відбору CSP. Акцент у дослідженні зроблено на відповідальність провайдера, прозорість та юридичні фактори. Дослідники підкреслили, що для великих підприємств не лише важлива вартість хмарних сервісів, а й правова відповідність та можливість аудиту постачальника послуг. Апарат АНР дозволив формалізувати й зважити такі нефункціональні критерії.

Окрім залучення методів АНР та TOPSIS, а також їхніх похідних, окремим напрямом досліджень стало застосування апарату нечіткої логіки у завданні вибору складу хмарних сервісів або хмарної платформи для підприємства.

Так у [46] Son A. Y., та Huh E. N. запропонували метод оптимального розміщення хмарних сервісів у розподіленому середовищі. Автори застосували FАНР для зважування критеріїв продуктивності, енергоефективності та вартості. Після чого сформуvalи механізм прийняття рішень щодо міграції віртуальних машин. Наведені у статті експериментальні результати довели працездатність методу.

Nazif H. разом зі співавторами у [47] дослідили задачу композиції хмарних сервісів, коли потрібно поєднати кілька компонентів у єдине архітектурне рішення. Автори використали алгоритм рою частинок, керований нечіткою логікою. Це дозволило знайти комбінацію сервісів за критеріями QoS. Результати експериментів довели переваги у швидкості та якості отриманих складів хмарних сервісів. Проте результатів валідації методу на реальних даних автори не навели.

У [48] наведено модель вибору хмарних сервісів на основі нечіткої логіки, орієнтовану на оцінку параметрів якості обслуговування. Запропонований у статті формалізований опис моделі використовує функції належності для інтерпретації експертних оцінок критеріїв, а саме продуктивності, кібербезпеки, вартості обслуговування. За твердженнями авторів дослідження модель продемонструвала стійкість рішень навіть у випадку розмитих або неповних даних. Проте даних застосування моделі у реальних проєктах авторами статті не наведено.

Зазначимо, що доволі багато дослідників у своїх роботах спиралися на лінійне / нелінійне програмування, цільове програмування ті інші класичні методи розв'язання оптимізаційних задач. Такі методи дозволили збудувати строгі, формальні моделі вибору чи впровадження хмарних сервісів, де критерії чітко виражені, обмеження передбачені, а рішення є гарантовано оптимальними або близькими до оптимального в межах моделі.

Так у [49] Ciavotta M., Ardagna D., та Gibilisco G. P. формалізували задачу виділення потужності для мультихмарного середовища, використав метод Mixed-Integer Linear Programming (MILP). Автори дослідили, як завдання мінімізації витрат на інфраструктуру хмари при дотриманні обмежень QoS на продуктивність, доступність, SLA. В статті розглянуто комбінації інстансів/провайдерів, різні часові інтервали, розподіл навантаження у хмарі. Автори запропонували модель, яка враховує змінність навантаження в часі та географічне розташування дата-центрів. Тобто MILP-модель дозволяла знаходити оптимальні або близькі до оптимальних рішення. Проте при великій

кількості альтернатив/провайдерів модель є складною для розв'язання. Отже потрібно здійснити певні спрощення для реальних завдань.

У [50] моделювалася ситуація розміщення/розподілу навантаження для нативного хмарного підходу. Цю задачу подано, як задачу цілочисельного програмування. Ціль дослідження мінімізувати загальні витрати при задоволенні обмежень продуктивності, затримки й ресурсних обмежень вузлів хмари. Автори провели порівняння з оптимальним рішенням, використовуючи евристичний метод. У статті підтверджено, що розв'язання задачі методом цілочисельного програмування є реальним. Проте це стосувалося випадків якщо масштаби хмари не надто великі.

Sheganaku G., Schulte S. та інші співавтори у [51] розглядали задачу автоматичного масштабування процесів, які виконують в контейнерах хмари. Дослідники використали MILP для мінімізації витрат на ресурси, такі як CPU та пам'ять, при дотриманні SLA або/та часу виконання. Модель також дозволила розрахувати вертикальне й горизонтальне масштабування контейнерів. Результати наведені у статті довели, що MILP-модель дає значне скорочення витрат при нескладних розрахунках, зберігаючи необхідний рівень обслуговування хмари.

У [52] Nwanganga F., Saebi M. та інші співавтори статті застосували цілочисельне програмування для синтезу моделі мінімального потоку в задачі призначення навантаження серверів у хмарній інфраструктурі AWS. Основна мета дослідження полягала у мінімізації загальних витрат на використання серверів при максимізації використання ресурсів. Модель не підлягає масштабуванню для великих просторів даних та критеріїв оцінювання навантаження серверів у хмарній інфраструктурі.

Eraşcu M., Micota F. та Zaharie D. у [53] досліджували розподіл призначення віртуальних машин (VM)/інстансів від різних провайдерів до компонентів ПЗ, з урахуванням їх взаємодії та вимог до ресурсів. Зокрема розглянуто такі ресурси як CPU, пам'ять, сумісність, продуктивність. У статті використано методи математичного програмування та теорії оптимізації з

обмеженнями. Також під час дослідження застосовано стратегії порушення симетрії, щоб зменшити розмір простору пошуку шляхом забезпечення симетрій між компонентами або інстансами й зробити задачу у більшій мірі масштабованою. Мета дослідження полягала у мінімізації витрат при умові дотримання технічних та структурних обмежень на VM/інстанси.

Massa J., Forti, S. разом з колегами у [54] поєднали декларативний опис інфраструктури хмари та MILP для задачі розміщення хмарних сервісів. У роботі розв'язано задачу мінімізації операційних витрат та небажаної передачі даних, враховуючи такі обмеження інфраструктури, як локація, зв'язність та ресурси. Декларативний етап допоміг дослідникам попередньо спростити рішення. Зокрема відкинуті рішення які явно невиконувані через обмеження. У підсумку спрощений формалізований опис хмари спростив виконання етапу MILP розв'язку.

У [55] автори репрезентували модель сформульовану як задачу цілочисельного програмування (MIP) для мінімізації споживання енергії й відновлення витрат, при обмеженнях. Як обмеження у статті розглянуті обмеження часу відповіді, потужність хостів та інших QoS параметрів. Автори порівняли результати цілочисельного програмування з іншими методами розв'язання та дійшли висновку що MIP-підхід дав близькі до оптимальних рішення. Проте зазначено, що масштаб хмарної системи ускладнює застосування моделі для великих систем.

Swatthong N. та Aswakul C. у [56] застосували метод лінійної оптимізації (ILP) для оркестрації задач у кластеризованих середовищах з різним обсягом даних. Основна задача дослідження полягала у тому як розподілити підзадачі між кластерами / приватними / публічними ресурсами, щоб мінімізувати час виконання задач та одночасно максимізувати вигоди при обмеженнях за ресурсами та пам'яттю. Дослідження показало, що ILP-модель добре працює коли вхідний розмір задачі не надто великий. Запропонована модель дає керівництву підприємства засоби для планування кластерного / хмарного

навантаження. Однак зі збільшенням масштабів підприємств результати не є оптимальними.

У [57] автори поставили задачу пошуку оптимального варіанту групового розміщення кластерів із врахуванням зв'язності та комунікаційних витрат між віртуальними машинами (VM). Тобто, якщо VM активно комунікують, їх бажано розмістити в мережі ближче, а також забезпечити обмеження ресурсів хостів. Для розв'язання задачі використовувався метод лінійного програмування Integer Linear Programming (ILP). Головна мета дослідження мінімізувати комунікаційні витрати, дотримати обмеження ресурсів та пропускної здатності мережі. Проте модель дає прийнятні результати лише при невеликій кількості віртуальних машин.

Omidvar N., Ahmadi M. та Hosseini S. M. у [58] дослідили, використовуючи методи лінійного програмування, які сервіси розміщувати, яким шляхом направляти запити, і який розмір CPU виділити на вузлах хмари. Використовувалися обмеження на затримки запитів, ресурси й комунікаційні витрати. Основна мета дослідження максимізувати прибутки провайдера при обмеженнях витрат й QoS.

Зі збільшенням масштабів підприємств та компаній, які впроваджують хмарні сервіси у свої бізнес-процеси, в останні роки популярними для розв'язання завдання оптимізації архітектури хмарних систем є методи аналізу даних та машинного навчання.

Так у [59] Wu H., He J., разом зі співавторами запропонували модель для прогнозування QoS веб/хмарних сервісів на основі взаємодії користувачів. У дослідженні автори використали підхід колаборативної фільтрації на основі сусідства. Тобто для кожного користувача/сервісу враховувалися «сусіди» - інші користувачі чи сервіси з подібними характеристиками. Датасет, який наведено у статті містив опис понад 5 800 сервісів та 339 користувачів. Основна мета дослідження полягала у пошуку передбачуваних невідомих значень QoS для сервісів, які не викликалися користувачем раніше. Результати, наведені авторами у статті, показали, що ця модель перевищує прості методи аналізу.

Отримані результати дали добру точність при різній щільності матриці викликів. Втім для великих масштабів на нашу думку датасет замалий.

Zhu S., Ding J. та Yang J. у [60] запропонували модель, яка поєднала каталоги, глибоке навчання на основі ансамблю дерев для прогнозування QoS веб-сервісів. Автори виконали порівняння з класичними методами колаборативної фільтрації (CF-методами) та показали, що модель, яка враховує місце розташування та взаємодію між ознаками (тобто фічами), має кращі показники за метриками оцінки точності моделей машинного навчання (а саме - MAE та RMSE, відповідно, Mean Absolute Error та Root Mean Squared Error) при різних рівнях щільності даних.

Автори [61] зосередилися на побудові моделі QoS-прогнозу із застосуванням глибокого навчання. Розглянуто випадок, коли дані про хмарні сервіси, а саме продуктивність, час відгуку тощо використовують для навчання нейронних мереж. Метод дозволив спрогнозувати якість сервісів. Зокрема це доцільно розрахувати перед вибором чи розгортанням хмарних сервісів. Автори дослідили випадки коли договори SLA мають змінні чи неповні дані.

Choi J. та Ryu D. у [62] виклали модель залежного графового контрастного навчання для вебсервісів (тобто QAGCL). Модель поєднала графове контрастне навчання та методики мовного моделювання для рекомендації веб/хмарних сервісів з урахуванням QoS. Модель створює графи користувач – сервіс із випадковими геолокаційними модифікаціями для аугментацій та навчає мовні перетворення через масштабований підхід до напівконтрольованого навчання (GCN). Отримані результати автори використовували для рекомендацій вибору хмарних сервісів.

Ramesh J. V. N. разом зі співавторами у [63] розробили рекомендаційну систему користувачів хмарних сервісів. Обчислювальне ядро системи засновано на комбінації колективної фільтрації, аналізу довіри на основі нечітких методів, і методу опорних векторів (SVR) для прогнозу/оцінки придатності сервісів. Основне завдання дослідження полягало у допомозі користувачам обирати

сервіси, які відповідають їх вимогам щодо продуктивності, ціни, довіри тощо. Але модель не призначалася для корпоративного сегмента.

Автори [64] дослідили рекомендаційні системи для ринку хмарних сервісів. Як пріоритетні обрано основі характеристик сервісів та попередні оцінки користувачів. Механізми вибору, які запропоновано у роботі, включали колаборативну фільтрацію та пошук за змістом. Основна ідея полягала у тому, що скоротити час і зусилля при пошуку релевантного для користувача хмарного сервісу в умовах багатьох альтернатив. Але дослідники зосередилися на колі приватних користувачів.

Nagarajan R. Та Thirunavukarasu R. у [65] застосували методи рекомендацій та прогнозування QoS, врахував запити користувачів хмарних сервісів, а також ретроспективу запитів. Модель визначає який саме хмарний інфраструктурний сервіс буде найбільш придатним для користувача. Але для підприємств модель не придатна, оскільки кількість параметрів вибору хмарних сервісів обмежена.

Робота [66] спрямована на підвищення стійкості прогнозів QoS веб-сервісів до «викидів» у даних. Автори використали метод машинного навчання з функцією втрат. Робота доводить, що це метод менш чутливий до крайніх значень. Також метод враховує часовий компонент звернення до хмарних сервісів. Модель прийнятна і для великих підприємств, втім на таких підприємствах нерідко фіксують атипові показники у роботі хмарних сервісів. Також при зміні планів обслуговування хмарних сервісів трапляються зміни в роботі сервісів.

У [67] автори розглянули метод, який використовує попередньо навчені мовні моделі для інтерпретації метаданих сервісів, а також виконано оцінювання QoS, включаючи невизначеність через метод Монте-Карло. Тобто, крім того, що отримано прогнозні властивості хмарних сервісів автори, ще й надають інформацію менеджменту про ступінь довіри або ризику прогнозу. Отже, модель саме орієнтована на процес ухвалення рішень при виборі хмарних сервісів для підприємств.

Farhoudi M., Shokrnezhad M., та Taleb T. у [68] запропонували комбіновано машинне навчання, використовуючи рекурентні нейронні мережі для прогнозу попиту/користувацької поведінки та модель на основі нелінійного програмування для оптимізації розміщення сервісів. Також модель придатна для завдання оркестрації у мережі. Головне завдання моделі полягало у мінімізації витрат, а також врахування вимог QoS. Хоч частина рішення є оптимізаційною, застосування ML дає передбачення для подальшого коректного планування ресурсів хмарних сервісів.

Окремим напрямом досліджень є роботи, які стосуються методів на базі теорії корисності, стохастичних моделей і моделей ризику в задачах оцінки та вибору хмарних сервісів.

Зокрема, автори [69] запропонували модель усвідомленої невизначеності при відборі політики безпеки змісту (CSP). Модель комбінує метод визначення ваг критеріїв з урахуванням їх кореляцій і протиріч (або CRITIC) і багатокритеріальну теорію корисності (або метод MAUT) для ранжування альтернатив. З урахуванням неоднозначності даних, це частково відгуки, частково виміряні показники хмарних сервісів, модель дозволяє формалізувати корисність альтернатив вибору хмарних сервісів.

В [70] автори проаналізували інфраструктури хмар, враховуючи у дослідженні критерії якості, а саме надійність, доступність, інформаційну безпеку, вартість тощо. Стохастична модель дозволила авторам дослідження моделювати ймовірність простою або недоступності хмарних сервісів. Отже вивчалися випадкові відхилення у роботі хмарних сервісів. Потім модель передбачала використання комбінованого методу багатокритеріального вибору управлінських рішень (або MCDM-підхід) для ранжування інфраструктури хмарних сервісів за цими критеріями. Ця робота довела перспективу використання стохастичних параметрів хмарних сервісів із багатокритеріальними методами для ухвалення рішень.

Silva F. A., Fé I. та Gonçalves G. у [71] запропонували у статті імовірнісні моделі, зокрема, на базі мереж Петрі для аналізу продуктивності й витрат у

гібридній хмарній архітектурі (гібридна хмара, мультихмара). Мета дослідження полягала у тому, щоб знайти, в яких ситуаціях доцільно використовувати обчислення «на краю мережі», а коли хмару, з урахуванням таких факторів, як навантаження, вартість ресурсів, обмеження потужності тощо.

У [72] автори розробили модель оцінки ризику для споживачів хмарних сервісів, яка включала такі показники як безпека, приватність, надійність сервісного доставлення. Оцінка ризику базувалася на статистичних даних у період коли вони доступні, а також на публічній інформації, коли статистика відсутня. Модель дозволила встановити «поріг прийняттого ризику» і порівнювати показники безпеки веб-сайтів (тобто CSP) за цим критерієм.

Автори [73] навели у своїй статті опис фреймворк-брокера, який відбирає SLA атрибути та вимоги користувача щодо хмарних сервісів, використовуючи утилітарний підхід. Головна мета дослідників полягала у тому, як максимізувати корисність хмарних сервісів для користувача, при одночасному контролі вартості. Модель є гнучкою. А саме розрахована на ситуацію, коли користувач задає параметри, а брокер підбирає хмарні сервіси так, щоб максимізувати «корисність» для конкретного користувача.

Sayirci E. Ta De Oliveira A. S. у [74] запропонували модель довіри та ризику для хмарних сервісів, зокрема для комбінованих хмарних сервісів (CSM). Тобто розглянуто ситуацію коли різні хмарні сервіси або постачальники об'єднуються, або коли клієнт використовує сервіси від різних CSP. Автори провели оцінку чи слід довіряти певному хмарному сервісу, чи набору сервісів, виходячи з ризиків – інформаційна безпека, приватність, якість хмарних сервісів та історія виконання зобов'язань постачальником. Одна з переваг моделі – це використання незалежного третього «учасника», який збирав дані, як «жорсткі», так і «м'які» про роботу CSP. А також він забезпечує прозорість роботи моделі. У моделі враховано три основні типи ризиків: ризик інформаційної безпеки, пов'язаний із загрозами, вразливостями, інцидентами безпеки у хмарних сервісах; ризик приватності, а саме втручання чи

порушення, пов'язані з даними, які можуть бути невидимими деякий час та ризик, пов'язаний з якістю та доступністю сервісу. Однак моделі не призначена для задачі вибору хмарних сервісів на основі оцінювання параметрів.

Sumarlin M. та Suherman S. у [75] відтворювали як детерміновані, так і стохастичні моделі постачальників хмарних сервісів в умовах змінних параметрів, попиту й потужності вузлів. Автори застосували метод змішаного цілочисельного квадратичного програмування (або MIP) для формалізації. Додатково автори ввели в модель стохастичний компонент, а саме випадкові зміни попиту та ресурсів хмарних сервісів. Безпосередньо для багатокритеріальної задачі вибору модель не призначена.

У [76] автори сфокусувалися на дослідженні ступеня ризику, пов'язаному із міграцією в хмару. У статті проаналізовано технічні, кібербезпекові, бюджетні та інші ризики. Виконано аналіз ризиків, їх кількісна та напівкількісна оцінка (тобто імпакт і ймовірність), а також досліджено потенціал заходів контролю ризиків у хмарі. Але робота не стосувалась процесу вибору хмарних сервісів. Автори зосередилися лише на використанні утилітарної функції оцінки ризиків.

Схоже дослідження проведено Macharia M. у [77]. Автор запропонував рамки для ухвалення рішень з урахуванням ризиків, специфічних для хмарних систем, а саме – інформаційна безпека, доступність, інтеграція, правовий аспект. У статті виконано аналіз ризиків, наведено їх класифікацію за значенням, ймовірністю та наслідками. У цілому робота узгоджується з даними, які отримано у [76].

Робота [77] містила ідею стохастичних моделей, які б імітували варіативність навантаження, змінні параметри ресурсів CSP, і потенційної можливості оцінки ризику або простою у майбутніх сценаріях. Проте дослідження не охоплювало задачу оптимізації складу хмарних сервісів для підприємства.

Зазначимо, що завдання формування оптимального складу хмарних сервісів для великого підприємства зазвичай має багатокритеріальний характер. Це впливає з того, що маємо конфліктні цілі, зокрема, мінімізувати витрати,

максимізувати надійність/продуктивність/безпеку/енергоефективність тощо. Також у задачі присутня дискретна структура рішення, тобто є вибір певного набору сервісів/постачальників/розміщення, а також жорсткі й м'які обмеження - SLA, географія, сумісність. Будь-які хмарні сервіси зазвичай характеризуються зміною навантаження, ціни, доступності тощо. Саме тому класичні точні методи хоча і забезпечують розв'язання задачі пошуку оптимальності, втім доволі швидко стають непродуктивними при великій розмірності, складних нелінійних зв'язках та багатьох цілях.

Саме тому в останні роки багато дослідників звернули увагу на еволюційні багатокритеріальні алгоритми (або MOEAs), зокрема такі як NSGA-II, NSGA-III, MOEA/D та їх гібриди. Еволюційні багатокритеріальні алгоритми добре зарекомендували себе для подібних задач, бо здатні [79, 80]:

- шукати множину компромісних (Pareto) рішень одночасно. Це ефективно при прийнятті рішень на підприємствах у різних галузях економіки;

- працювати з дискретними/комбінаторними просторами;

- легко гібридизуватися з локальними пошуками, нечіткою логікою, сурогатними моделями та опрацюванням обмежень;

- пристосовуватися до різних умов завдяки механізмам оновлення популяції та повторної оптимізації.

Розглянемо ці алгоритми детальніше, див. таблицю 1.9.

Зокрема, NSGA-II – це «класичний» Pareto-орієнтований MOEA, який використовує швидко процедуру недомінованого сортування, ранжування фронтів, та відстань скупченості для збереження різноманітності [81].

NSGA-III розроблений для задач з великою кількістю об'єктивів [82]. Замість відстані скупченості NSGA-III використовує опорні (так звані референсні точки), що спрямовують пошук для кращого покриття Pareto-фронт у високому вимірі.

MOEA/D декомпозує багатокритеріальну задачу на набір скалярних підзадач через вектори ваг і розв'язує їх паралельно, обмінюючись інформацією між сусідніми підзадачами [82].

За останні 10–15 років з'явилося чи мало наукових робіт присвячених використанню MOEAs в різних напрямках. Так Yujie Yao та Haopeng Chen у [84] формалізували проблему добору компонентів для сервісної композиції як багатокритеріальну задачу вибору QoS. У статті розглянуто наступні цілі - мінімізувати затримку/вартість, максимізувати надійність/доступність. Автори застосували NSGA-II для отримання множини Парето-рішень. А також довели показали переваги MOEA над одно критеріальними підходами у здатності надавати набір опцій для кінцевого вибору QoS. Оцінку автори провели на наборі синтетичних прикладів, тобто традиційних QoS-датасетах. Проте стаття має певні вади. Зокрема, робота не враховує жорсткі транзакційні обмеження у хмарних сервісах.

Таблиця 1.9

Порівняння еволюційних багатокритеріальних алгоритмів (MOEAs)

Алгоритм та джерело	Переваги	Недоліки
NSGA-II [81]	Простота реалізації. Хороша комбінованість із різними генетичними операторами. Дає рішення для задачі в який розглядаються 2-3 критерія оптимізації одночасно.	Погіршення продуктивності при багатьох (>3–4) цілях. Чутливість до параметрів – розмір популяції, оператори. У задачі складання хмарних сервісів NSGA-II застосовують зазвичай для одночасної оптимізації вартості, часу відповіді, надійності, енергоспоживання тощо.
NSGA-III [82]	Краще масштабувати за кількістю цілей (>4–15)	Вимагає обґрунтувань щодо розміру/розташування референсних точок. Потребує додаткових механізмів обробки обмежень у комбінаторних задачах.
MOEA/D [83]	Масштабованість. Ефективність розподіленого пошуку. Інтерпретованість через ваги.	Чутливість до побудови векторів ваг та механіки адаптації. MOEA/D зазвичай підходить для задач, де доцільно задати або еволюційно оптимізувати вагові преференції. Але для цього потребує тонкого налаштування ваг для кожного підприємства.

Джерело: складено автором на основі робіт [79–83]

У [85] автори навели власну версію MOEA/D для QoS-орієнтованої композиції веб-сервісів. У статті представлена адаптація параметрів алгоритму, зокрема схеми сусідства, під час використання хмарних сервісів, а також

гібридна локальна евристика. Автори продемонстрували, що адаптація підвищила стійкість у сценаріях зміни QoS. Втім у статті зазначено, що є потреба в тонкій настройці механізмів адаптації MOEA/D.

Kumar S., Bahsoon R. та інші співавтори у статті [86] розглянули задачу автоматизації створення складних сервісів у хмарних обчисленнях, які обслуговують багатьох клієнтів одночасною. Автори рекомендують використовувати еволюційні алгоритми для автоматичного підбору найкращої комбінації сервісів. Ця комбінація мала задовольняти кілька цілей одночасно, зокрема, це вартість (мінімізувати витрати); продуктивність (максимізувати швидкість та ефективність ХС); надійність (забезпечити стабільну роботу) та врахування великої кількості клієнтів (максимізація розподілу ресурсів між різними клієнтами, щоб робота одного не впливала негативно на інших). Однак набір критеріїв є доволі обмеженим. В реаліях роботи хмарних сервісів їх набагато більше.

У [87] авторами розглянуто задачу розміщення віртуальних машин (VM) з одночасною мінімізацією втрат енергії, мережових затримок і запобігання надмірному використанню ресурсів. У дослідженнях автори застосували NSGA-III щоб одночасно оптимізувати 3–5 цілей. У роботі показано, що NSGA-III дає гарне покриття фронту і допомагає знайти компроміси. Проте оцінювання виконано на симульованих середовищах. Автори також під час експериментальної перевірки фіксували чутливість критеріїв до вибору референсних точок.

Guerrero C., Lera I. та Juiz C. у [88] формалізували проблему розподілу контейнерів як багатокритеріальну задачу. В статті використовувалися наступні цілі - мінімізувати ресурсоємність, мережові витрати, ризик відмов. Автори застосували NSGA-II і порівняли його з MOEA у пошуку компромісних рішень. Проте, автори не врахували невеликі випадкові збурення (тобто шум), що виникали при оцінці фітнес функції кандидатних рішень.

Tan B., Ma H. та Mei Y. у [89] розв'язували задачу одночасної оптимізації доступності застосунку й енергоспоживання в мікросервісних середовищах.

Алгоритм NSGA-II автори використали для виявлення набору рішень, а потім обрали з них реальну розгортку. Проте автори не враховували складної топології хмарних сервісів та контейнерів, а також комунікацію між мікросервісами.

У [90] Khatoonabadi S., Lotfi S. та Isazadeh A. подали підхід на базі використання генетичного алгоритму (ГА) для попереднього скорочення простору кандидатів у QoS. А потім використали ГА для композиції критеріїв. Ціль дослідження полягала у тому щоб врахувати глобальні QoS-обмеження та взаємні транзакційні умови. Результати дослідження забезпечили зменшення часу пошуку кандидатів у QoS при збереженні якості рішень. Однак автори не досліджували перспективні альтернативи критеріїв для QoS та не використовували звичайну попередню фільтрацію.

Ismail L., Materwala H. та Hassanein H. S. у [91] розглянули задачу оффлоадингу запитів від мобільних клієнтів у гібридну мережу з багатьма запитами та SLA-обмеженнями. Автори розробили власний ГА для SLA-порушень. У якості критеріїв розглянуто - час виконання, кількість SLA-порушень, та енергоспоживання. В результаті автори досягли покращення по SLA-виконанню і скорочення часу виконання порівняно зі статичними політиками. Проте проблематика масштабування на сотні тисяч запитів у статті не розглянуто.

У [92] автори навели гібридний генетичний алгоритм (ГГА), який оптимізував кілька цілей одночасно. Тобто йшлося про багатоцільову оптимізацію хмарних систем. Запропонований авторами алгоритм поєднав класичний генетичний підхід з іншими евристичними, щоб забезпечити краще балансування навантаження хмари та підвищити ефективність планування її роботи. Алгоритм протестований на стандартних наборах даних, і результати показали, що він перевершує інші методи за багатьма метриками ефективності.

Imene L. зі співавторами у [93] адаптували NSGA-III до завдань планування набору користувацьких завдань на наборі доступних віртуальних машин (VM) у хмарі на основі нової функції багатокритеріальної адаптації для

мінімізації часу виконання, енергоспоживання та вартості. Автори довели результати використання NSGA-III перевищують результати NSGA-II.

У [94] автори пропонують метод багатоцільової оптимізації складу хмарних послуг. Метод враховує вигоду для багатьох користувачів та розподіл ресурсів які доцільно налаштовувати (або SCOS-MUB-ARP), для швидкого отримання оптимального складу послуг. Метод максимізує переваги залучення багатьох зацікавлених сторін у гібридному хмарному середовищі. Для розв'язання проблеми SCOS-MUB-ARP автори представили у статті багатоцільовий алгоритм оптимізації, заснований на комбінації алгоритму NSGA-II та алгоритму одноденки (MMA-NSGA2) з кількома стратегіями оптимізації. Новий алгоритм містив кілька специфічних функцій для задачі стратегій оптимізації гібридного хмарного середовища. На численних експериментах автори довели ефективність запропонованого поєднання алгоритмів MMA-NSGA2 для оптимізації та балансування багатоцільових задач порівняно з деякими відомими алгоритмами.

Tong J., Zhao B. та An Y. у [95] навели нову багатоцільову архітектуру композиції послуг для хмарного середовища на основі блокчейну (або Multi-Objective Service Composition architecture for Blockchain-Based Cloud Manufacturing - MOSC-BBCM). У статті авторами запропоновано механізм стимулювання, заснований на методі багатокритеріального вибору MOSC-BBCM, який може уникнути проблеми fork (розбіжність з оригінальним блокчейном), розподіляючи хмарні ресурси. У якості основи для оптимізації використовувалися MOEA/D та NSGA-III. Ефективність запропонованого MOSC-BBCM перевірено на числових експериментах для MOSC-BBCM. Результати дослідження довели, що архітектура MOSC-BBCM забезпечувала гнучку та конфігурабельну схему для хмари на основі блокчейну з високою доступністю.

Hong R., Xing L., та Zhang G. у [96] дослідили багатоцільові еволюційні алгоритми на основі декомпозиції (MOEA/D). Автори дослідили властивості двох основних операторів відбору та розробили ансамблевий підхід, прагнучи

інтегрувати їх переваги та доповнювати слабкі сторони один одного. У цьому ансамблевому підході кожен оператор відбору маніпулює популяцією, а рішення потомства, відтворені будь-якою популяцією, одночасно оновлюють дві популяції. Тобто, високоякісні рішення потомства, відтворені однією популяцією, мали можливість покращити конвергенцію або різноманітність іншої популяції. Ансамблевий підхід включав нову адаптивну стратегію для вибору рішень спарювання з кожної популяції відповідно до їх внеску в попередні покоління. Популяція з більшим внеском отримувала більші можливості еволюції для відтворення рішень з кращою конвергенцією та різноманітністю.

Zebouchi A. та Aklouf Y. у [97] представили нову гібридну багатоцільову метаевристику pRTMNSGA-III, яка поєднала сильні сторони RNSGA-III та TMNSGA-III для генерації рішень, що відповідають уподобанням користувачів. Для подальшої оптимізації обчислювального часу автори використали паралельний підхід до оцінки рішень. Також авторами запропонована ефективна нечітка функція належності для вибору найкращого рішення на основі бажаної QoS. Алгоритм оцінено на кількох наборах даних. Результати продемонстрували його перевагу над наявними алгоритмами, включаючи RNSGA-III, TMNSGA-III, NSGA-III, pNSGA-II, NSGA-II та NSPSO.

Автори [98] подали вдосконалений алгоритм NSGA-II для задачі оцінки композиції послуг у хмарному виробництві. І хоча стаття вийшла у 2025 році ідея використання саме NSGA-II не є новою.

Але це зауваження не стосується роботи [99]. У цьому дослідженні автори по новому підійшли до проблеми багатоцільової композиції сервісів Інтернету речей з задачею реплікації, враховуючи кілька показників якості обслуговування (QoS). Зокрема розглядалися час відгуку та кількість вибраних екземплярів сервісів. Автори пропонують новий генетичний алгоритм NSGA-II з локальним пошуком, керованим вузькими місцями (MNSGA2-BLS), для ефективного розв'язання складної проблеми. Інтегруючи генетичні операції, уточнення на основі кластеризації та алгоритм оцінки розподілу, керований вузькими

місцями, для локального пошуку, MNSGA2-BLS ідентифікував та оптимізував критичні екземпляри сервісів, що спричиняли вузькі місця QoS. Метод використовував Парето-оптимальні рішення для керування процесом уточнення локального пошуку, покращуючи конвергенцію та якість рішення. Автори навели дані експериментальних досліджень в різних контрольних випадках. Ці результати довели, що MNSGA2-BLS перевершив класичний NSGA-II у метриках гіпероб'єму та метриках оберненої відстані між поколіннями.

Так само класичний NSGA-II використовували Wang Y. та Liu P. в [100]. Автори розглядали задачу недостатньо повного представлення індексів складу послуг у QoS. Для досягнення оптимальної схеми складу послуг автори залучили вагові коефіцієнти індикаторів та використали метод важливості критеріїв через міжкритеріальну кореляцію (CRITIC). А для розв'язання задачі багатоцільової оптимізації застосували вдосконалений алгоритм NSGA-II.

Автори [101] так само використовували NSGA-II. Розглядалася задача мінімізації викидів для низьковуглецевого середовища. Автори пропонують гібридний багатоцільовий еволюційний алгоритм (NSGA-II-SA) для оптимізаційної моделі. Можливості локального пошуку алгоритму NSGA-II покращено шляхом інтеграції стратегії локального пошуку по сусідству та алгоритму SA (Simulation Annealing). Алгоритм NSGA-II-SA автори порівняли з класичним NSGA-II, PESA-II та MOPSO, довів переваги NSGA-II-SA. Хоча на пошук рішення знадобилося більше часу.

Chowdhury S., Katangur A. та Sheta A. у [102] дослідили політику брокера послуг, засновану на ГА, для підвищення загальної продуктивності хмарного середовища. Основне обґрунтування використання ГА для політики брокера послуг полягало в його здатності сходитися до оптимального рішення.

Chang H. зі співавторами у [103] розглядав проблему процесу виробництва розумних контактних лінз з використанням технології електронного декорування у формі. Автори зосередилися на багатоцільовій проблемі оптимізації параметрів інжекції. Зокрема як критерії використовувалися - температура розплаву та тиск витримки для досягнення

мікромолекулярних зміщень. Багатоцільова оптимізація температури плавлення та тиску витримки виконана за допомогою NSGA-III. Під час процесу багатоцільової оптимізації автори розглянули умови досягнення рівномірного потоку температури розплаву та оптимального регулювання тиску витримки для максимізації прозорості, стабільності та комфорту розумних контактних лінз. І хоча робота не збігається з темою нашого дисертаційного дослідження, проте демонструє перспективи використання NSGA-III у різноманітних оптимізаційних задачах.

У [104] автори зосередили увагу на проблемі оптимізації хмарного сховища, наголосив, що ефективним способом розв'язання проблеми зберігання, є вибір та зберігання частин блоків у хмарі. Вибір блоків подано як багатоцільову оптимізаційну задачу (MOP). В статті запропоновано вдосконалений алгоритм NSGA-III, заснований на глибоких Q-мережах (DQN). Метод отримав назву NSGA-DQN. В результаті отримано набір відповідних рішень для визначення кількості блоків, що зберігаються в хмарі. Тобто проблема зберігання може бути ефективно вирішена. Авторами розроблений модуль максимального підвищення винагороди (AMREM) під час роботи NSGA-III для подальшого підвищення максимальної очікуваної винагороди шляхом оновлення нової, кращої винагороди та модифікації пам'яті відтворення хромосом.

Автори роботи [105] досліджували проблему оптимізованого розподілу хмарних ресурсів. У цій статті запропоновано гібридну модель, що поєднує алгоритми оптимізації NSGA-II та глибоке навчання з підкріпленням (Deep Reinforcement Learning - DRL). NSGA-II використано для створення різноманітних рішень, які балансують суперечливі цілі. А DRL дозволив здійснювати прийняття рішень шляхом вивчення оптимальних стратегій на основі станів системи. Завдяки інтеграції NSGA-II та DRL автори покращили здатність хмарної системи керувати коливаннями робочих навантажень, підвищили ефективність та знизили витрати.

Отже, проведений у поточному підрозділі аналіз наукових джерел засвідчив значний інтерес дослідників до проблематики вибору та впровадження хмарних сервісів. Аналіз публікацій за останні роки довів існування широкого спектра математичних методів та обчислювальних підходів, які застосовуються науковцями для розв'язання цієї складної багатокритеріальної задачі.

Таке різноманіття методологій розв'язання задач дисертаційного дослідження вимагає їхньої систематизації та порівняльного аналізу для виявлення сильних та слабких сторін кожного підходу. Також це доцільно для визначення меж їхньої практичної застосовності в задачі відбору хмарних сервісів для великих підприємств України, включаючи підприємства критичної інфраструктури. З цією метою сформуємо узагальнену табл. 1.10 (додаток Б), яка структурує головні наукові праці за категоріями використаних методів. У табл. 1.10 для кожного підходу наведено його переваги та недоліки, ідентифіковані на основі опрацьованої літератури. Це у підсумку дозволило отримати цілісне уявлення про поточний стан досліджень з проблематики дисертації та обґрунтувати вибір інструментарію для подальшої роботи у другому розділі роботи.

Отже, як підтвердив аналіз методів та моделей для багатокритеріального вибору та впровадження хмарних сервісів для великих підприємств маємо доволі широкий спектр різних методів. Методи та проаналізовані моделі різняться за рівнем формалізації, обчислювальною складністю та можливістю адаптації алгоритму до корпоративних умов. Класичні методи багатокритеріального прийняття рішень, зокрема АНР, FАНР, TOPSIS, VIKOR та інші, демонструють ефективність на етапах початкового відбору хмарних сервісів. Тут суттєвим є визначення ваг критеріїв. А також важлива узгоджена позиція експертів. Перевага цих методів полягає в інтерпретованості та зрозумілості для управлінців. Але ці методи мають обмеження у випадках розв'язання багатовимірних задач. А також не придатні для ситуацій коли експерт стикався із великою кількістю альтернатив при виборі хмарних сервісів.

Методи аналізу даних та машинного навчання, навпаки дозволяють суттєво підсилити класичні підходи. Першочергово шляхом використання ретроспективних даних, логів QoS та характеристик хмарних сервісів. Отже, аналіз попередніх публікацій довів, що використання кластеризації, методів класифікації та систем рекомендацій здатне забезпечувати автоматизацію попереднього групування хмарних сервісів. Також ці методи прийнятні для прогнозування придатності конкретних хмарних сервісів у певних сценаріях використання. Однак, зазначені методи залежать від якості та доступності навчальних даних. Це суттєво обмежує коло задач де їх доречно застосувати саме при виборі хмарних сервісів з урахування специфіки конкретного підприємства.

Окремий блок склали моделі, що базувалися на теорії корисності, стохастичних підходах та управлінні ризиком. Таки моделі надають особам, що приймають рішення (ОПР) можливість урахування випадкових відхилень продуктивності чи вартості хмарних сервісів. Але саме для вибору оптимальних хмарних сервісів такі моделі не придатні. Подібні моделі хоча і є важливими для великих підприємств, проте вони спрямовані скоріше на аспекти забезпечення інформаційної безпеки хмарних сервісів та оцінювання ризиків, пов'язаних з бізнес-процесами, які замкнуті на хмарні сервіси.

Методи математичного програмування, зокрема лінійне та нелінійне, цільове програмування, а також ILP і MILP, забезпечують доволі просту формалізацію задач вибору та розподілу ресурсів хмари. Також для ILP і MILP є перспектива отримати оптимальні розв'язки для задачі вибору хмарних сервісів. Тобто їх сильною стороною є гарантована оптимальність рішень у рамках побудованої моделі. Водночас практична реалізація ускладнена значними обчислювальними витратами. Вони суттєво зростають зі збільшенням кількості критеріїв та обмежень. А саме це притаманне для задач вибору хмарних сервісів на великому підприємстві.

І нарешті, еволюційні багатокритеріальні алгоритми, серед яких NSGA-II, NSGA-III, MOEA/D та їхні численні модифікації, становлять найбільш гнучкий

і масштабований інструментарій для пошуку компромісних рішень у складних багатовимірних просторах. Ці алгоритми, як свідчать багаточисельні дослідження, здатні працювати з десятками критеріїв. Також вони, здатні працювати з дискретними обмеженнями й неповними даними. Всі ці фактори зробили їх привабливими для практичних завдань вибору хмарних сервісів у корпоративному секторі. Проте слабкою стороною NSGA-II, NSGA-III, MOEA/D та інших варіацій еволюційних алгоритмів є потреба у точному налаштуванні параметрів. Також мають місце значні часові витрати при обчисленнях. Але використання комбінації різних моделей та методів та гібридизація з іншими методами дозволить подолати ці обмеження. Саме тому вважаємо цей напрям найбільш перспективним для подальшої роботи над задачами дисертації, див. рис. 1.5. На рис. 1.5 подано концептуальну схему розв’язання задач дисертаційного дослідження.



Рис. 1.5 Типова схема розв’язання задач вибору ХС для підприємства

Джерело: складено автором на підставі власних суджень та аналізу джерел [23-105]

Отже, проведений в першому розділі дисертації аналіз довів, що ефективно вирішення задачі вибору та впровадження хмарних сервісів потребує інтеграції різних підходів. Класичні методи забезпечують основу для формування критеріїв і початкового відбору, машинне навчання доцільне для задач прогнозування. А стохастичні й ризик-орієнтовані моделі для врахування невизначеності. Але саме еволюційні алгоритми найбільшою мірою підійдуть для задач масштабної оптимізації складу хмарних сервісів. Доведено, що поєднання цих методів дозволить створити стійку, гнучку та модель, яку треба налаштовувати та яка здатна відповідати специфічним потребам великих підприємств у сфері хмарних обчислень.

Схема наведена на рис. 1.5 відображає послідовну типову логіку розв'язання задачі відбору та впровадження хмарних сервісів на великих підприємствах. На першому етапі здійснюють аналіз вимог.

Після цього задачу вибору хмарних сервісів формалізують як багатокритеріальну. Тобто кожен критерій набуває під час формалізації кількісної чи якісної інтерпретації.

Ураховуючи виявлені загальні вимоги до хмарних сервісів [106–116], систематизуємо вимоги, які проявилися залежно від галузі економіки. Адже поняття велике підприємство охоплювати дуже різні сфери. Це виробництво, критична інфраструктура, банківська діяльність, енергетика, охорона здоров'я, освіта тощо, які мають свої особливості в нормативному регулюванні, в обробці даних, у вимогах до доступності, у чутливості до збоїв чи конфіденційності.

Таб. 1.11 (додаток Б) з урахуванням результатів використання хмарних сервісів по різних галузях та враховуючи результати робіт [106–116] систематизує вимоги до хмарних сервісів.

З метою систематизації релевантних підходів до вибору хмарних сервісів у великих підприємствах варто застосувати таксономію критеріїв. У межах

кожної групи визначають конкретні показники, що дозволяють формалізувати вимоги бізнесу до хмарних рішень. Водночас ринок хмарних технологій пропонує широкий спектр як публічних - AWS, Microsoft Azure, Google Cloud Platform тощо, так і приватних рішень OpenStack, VMware, Azure Stack, IBM Cloud Private тощо. Їх різноманітність підтверджує актуальність багатокритеріального підходу до вибору, оскільки кожне рішення має власні сильні сторони та обмеження.

Отже, у 1.2 здійснено огляд і систематизацію наукових підходів до вибору та впровадження хмарних сервісів, зокрема методів багатокритеріального аналізу, нечітких, еволюційних і гібридних моделей. Встановлено, що наявні підходи відрізняються за рівнем формалізації, здатністю враховувати невизначеність експертних оцінок, конфліктність критеріїв та придатністю до задач вибору хмарних сервісів для великих підприємств. Обґрунтовано, що існуючі рішення не повною мірою забезпечують комплексне врахування багатокритеріальності, нечіткості оцінок і потреби в узгодженні критеріїв у межах єдиного процесу прийняття рішень. Це підтверджує доцільність розроблення удосконаленої моделі та методу вибору і впровадження хмарних сервісів для великих підприємств.

1.3. Таксономія критеріїв вибору хмарних сервісів

Як показано в ході аналізу попередніх досліджень процес вибору хмарних сервісів для великих підприємств має характер багатокритеріальної задачі. Отже, він вимагає систематизації вимог бізнесу. З цією метою застосуємо таксономію критеріїв [117-126], що охоплює п'ять основних груп:

- економічні (зокрема, загальна вартість володіння, прогнозованість витрат);
- технічні (продуктивність та масштабованість тощо);
- безпекові (відповідність стандартам захисту, контроль доступу та іншим аспектам інформаційної безпеки);

правові (локалізація даних, дотримання законодавчих норм тощо);
 організаційні (залежність від постачальника, підтримка бізнес-процесів тощо).

Така класифікація дозволяє нам під час досліджень структурувати процес оцінювання та полегшує подальшу формалізацію завдання вибору. Зазначимо, для забезпечення обґрунтованості рішень як показано у [127, 129] доцільно застосувати таксономію критеріїв, див. рис. 1.6 (додаток Б). Це дозволить у кожному окремому випадку систематизувати очікування бізнесу. Так, економічна група врахує – витрати на володіння та прогнозованість бюджетування. Технічна група – масштабованість ресурсів, рівень продуктивності та інтеграцію з існуючою ІТ-інфраструктурою. Безпекова визначить вимоги до захисту даних, контролю доступу та інших аспектів інформаційної безпеки. Правова зосередиться на дотриманні стандартів і законодавчих норм. А організаційна – на забезпеченні надійності та мінімізації ризику залежності від постачальника.

Для практичної роботи з таксономією використаємо опитувальник, див. табл. 1.12 (додаток Б). У опитувальнику відповідальні фахівці підприємства здійснюють оцінювання за кожним критерієм. Тобто під час інтерв'ю в опитувальнику відобразиться рівень вагомості або відповідності критеріїв аспектів хмарних сервісів. Це дасть змогу трансформувати якісні характеристики у кількісні дані, які є придатними для подальшого застосування у методах багатокритеріальної оптимізації. Приклад такої процедури заповнення опитувальника наведено у таб. 1.12 (додаток Б).

Для отримання скалярного значення цільової функції кожного критерію C_j на основі M експертних відповідей із опитувальника по конкретному критерію застосовується середнє арифметичне:

$$F_j(X_i) = \frac{1}{M} \sum_{p=1}^M q_p(X_i), \quad (1.1)$$

де $p = 1, 2, \dots, M$

$$q_p(X_i) = \frac{L_p - 1}{4} \in [0,1] \quad (1.2)$$

$q_p(X_i)$ - фазифікована відповідь експерта на підпитання p критерію C_j для альтернативи X_i ,

$L_p \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ за шкалою Лайкерта.

У разі необхідності отримання із опитувальника значення оцінки адаптованого до умов функціонування конкретного підприємства пропонується використання зваженого середнього з використанням апарату теорії ігор описаного в Розділі 2.

$$F_j(X_i) = \sum_{p=1}^M w_p \cdot q_p(X_i) \quad (1.3)$$

w_p – вага підпитання p у критерії C_j .

Отже, далі можна на підставі складеного опитувальника та формул 1.1-1.3 скласти комплексну систему критеріїв, де узагальнити у вигляді функцій мети ключові вимоги підприємства до хмарних сервісів (ХС).

Зокрема у наступному розділі розглянуто такі критерії: вартість володіння хмарним сервісом (мінімізуємо); масштабованість (максимізуємо); продуктивність (максимізуємо); рівень безпеки (максимізуємо); надійність (максимізуємо); відповідність стандартам (максимізуємо); інтеграція з іншими сервісами (максимізуємо). Саме ці сім критерії становлять основу формалізованої постановки задачі багатокритеріальної оптимізації, яку ми досліджуємо у другому розділі роботи. Для цього застосуємо методи NSGA-III та MOEA/D.

На рис 1.7 подано більш деталізований та ітеративний процес дисертаційного дослідження. Дослідження почалося з аналізу наявних публікацій за останні 15 років. А потім згідно з основною парадигмою проходить через етапи визначення критеріїв, формування профілю підприємства, багатокритеріальної постановки задачі та використання еволюційних алгоритмів (NSGA-II, MOEA/D).

Умови залучення нечіткості оцінок відобразимо далі у другому розділі роботи через побудову функцій належності. Це дозволить перейти до нечіткої багатокритеріальної моделі. Для її розв'язання застосуємо еволюційні алгоритми.

Це або NSGA-II або NSGA-III або MOEA/D. Саме ці алгоритми потенційно здатні забезпечити знаходження множини Парето-оптимальних рішень для ХС великого підприємства. На етапі постпроцесингу відбудеться узгодження отриманих альтернатив із пріоритетами експертів та стратегічними завданнями підприємства. Для кожного підприємства таку роботу потрібно робити окремо, щоб врахувати специфіку бізнес-процесів. Це дозволить у підсумку відібрати оптимальний або квазіоптимальний склад ХС, який відповідатиме як техніко-економічним, так і безпековим вимогам підприємств. Завершальним кроком стане формування практичних рекомендацій щодо інтеграції обраних сервісів у корпоративні ІТ-системи. У підсумку це забезпечить підвищення ефективності, надійності та гнучкості функціонування конкретного підприємства. Отже, схема на рис. 1.7 представляє вдосконалену модель, яка включає більше етапів та є більш гнучкою для налаштувань під конкретне підприємство. Схему на рис. 1.7 вважаємо візуалізацією методики вибору хмарних сервісів, яка орієнтована на врахування специфічних вимог підприємства та експертну оцінку й багатокритеріальну оптимізацію методами еволюційного моделювання.

Таким чином, у підрозділі 1.3 сформовано таксономію критеріїв вибору хмарних сервісів для великих підприємств, яка підтверджує багатокритеріальний характер цього процесу та необхідність комплексного врахування економічних, технічних, безпекових, правових і організаційних чинників. Показано, що кожна з визначених груп критеріїв відображає окремий аспект придатності хмарного сервісу до використання в корпоративній ІТ-системі, а їх сукупність дає змогу формалізувати вимоги підприємства до хмарної інфраструктури.

Запропонована таксономія створює основу для подальшої побудови моделі вибору хмарних сервісів, оскільки дозволяє структурувати критерії оцінювання, врахувати суперечливість окремих показників, порівнювати альтернативні рішення та забезпечити більш обґрунтоване прийняття рішень щодо вибору й впровадження хмарних сервісів у корпоративні ІТ-системи великих підприємств.

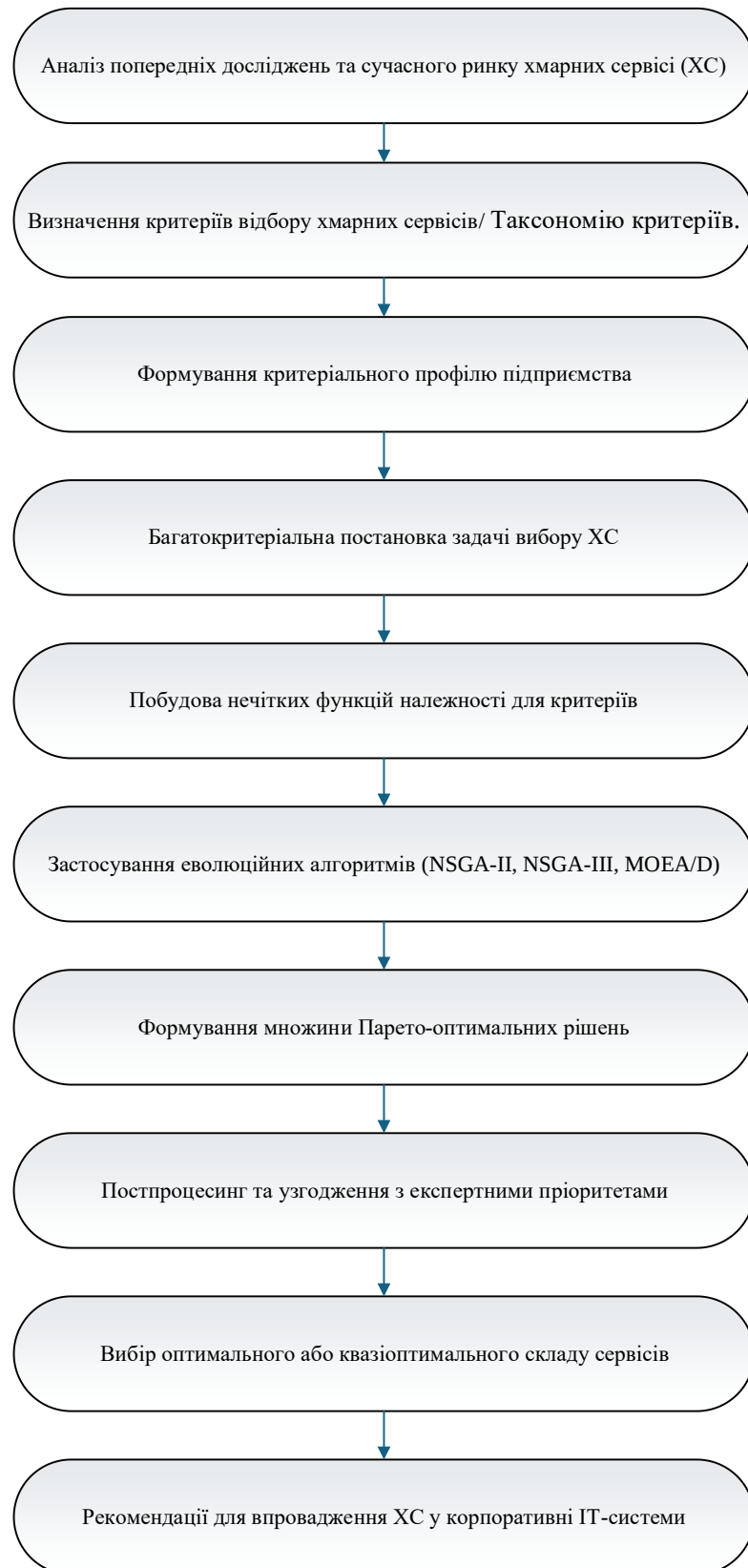


Рис. 1.7 Концептуальна схема розв’язання задач дисертаційного дослідження

Джерело: складено автором

1.4. Висновки до першого розділу

У першому розділі отримано наступні результати та зроблено такі висновки:

1. Розглянуто передумови переходу великих підприємств України на використання хмарних сервісів для підвищення ефективності власних бізнес-процесів. Проаналізовано різні погляди на використання хмарних сервісів у різних галузях економіки країн світу та України.

2. Проведено комплексний аналіз методологічних підходів до задачі вибору та впровадження хмарних сервісів у корпоративні ІТ-системи великих підприємств. Виконано аналіз попередніх досліджень та наукових публікацій, присвячених використуванню різних методів та моделей при формуванні оптимального складу хмарних сервісів для підприємств.

3. Доведено, що класичні методи забезпечують базове підґрунтя для моделювання. Проте в умовах багатокритеріальності та невизначеності проявляється їх обмеженість. Методи машинного навчання (МН) створюють можливості для прогнозування параметрів роботи хмарних сервісів. Проте МН не гарантує формування збалансованих рішень у багатовимірному просторі критеріїв вибору хмарних сервісів. Підходи, що ґрунтуються на теорії корисності та ризику, забезпечують математичне моделювання невизначеності. Однак залишилися складними у практичній реалізації та алгоритмізації. Саме тому найбільш перспективними, на наш погляд, виявилися еволюційні алгоритми. Ці алгоритми дозволять не лише будувати Парето-фронти, але й інтегрувати додаткові механізми узгодження нечітких критеріїв і ризиків для хмарних сервісів великих підприємств.

4. У рамках теоретичного обґрунтування здійснено систематизацію критеріїв вибору хмарних сервісів на основі таксономії. Таксономія включає економічні, технічні, безпекові, правові та організаційні групи. Показано, що

вживання таксономії дозволить формалізувати очікування підприємства та перетворити їх у вхідні дані для подальшої багатокритеріальної оптимізації.

5. Сформульовано завдання побудови математичної моделі вибору хмарних сервісів для великого підприємства, яка поєднає багатокритеріальну оптимізацію, нечітку логіку та еволюційні алгоритми.

6. Запропоновано концепцію подальшої теоретичної частини дослідження в якій основна мета полягатиме у створенні математичного методу, здатного генерувати простір оптимальних і компромісних рішень, що враховують як техніко-економічні характеристики, так і вимоги до інформаційної безпеки (безпеки) та масштабованості хмарних сервісів для великих підприємств як в Україні, так і в інших країнах.

РОЗДІЛ 2

ВИБІР ТА ВПРОВАДЖЕННЯ ХМАРНИХ СЕРВІСІВ У КОРПОРАТИВНІ ІТ-СИСТЕМИ

2.1. Математична модель вибору хмарних сервісів для підприємства на основі нечіткої логіки та еволюційних методів багатокритеріальної оптимізації

Задачу вибору оптимального набору хмарних сервісів для великого підприємства формалізуємо як задачу 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 становить комбінацію сервісів з різних підкатегорій (обчислення, зберігання, безпека тощо).

Потрібно знайти таке $x^* \in X$, яке оптимізує векторну функцію цілі з урахуванням нечіткості критеріїв:

$$x^* \in X: \mathbf{F}(x^*) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)) - \text{Pareto} - \text{оптимум}, \quad (2.1)$$

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 сервісних платформ (ХСП) для великого підприємства чи підприємства критичної інфраструктури:

$f_1(x)$ – вартість ХСП (мінімізуємо);

$f_2(x)$ – масштабованість ХСП (максимізуємо);

$f_3(x)$ – продуктивність ХСП (максимізуємо);

$f_4(x)$ – рівень безпеки (або безпеку) ХСП (максимізуємо);

$f_5(x)$ – надійність ХСП (максимізуємо);

$f_6(x)$ – відповідність ХСП стандартам (максимізуємо);

$f_7(x)$ – інтеграція ХСП з іншими сервісами (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 першому розділі роботи, або факторного аналізу домену (в нашому випадку – характеристик хмарних сервісів, релевантних для підприємства). З погляду математичного моделювання, цей процес опишемо як синтез 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 відображено у вигляді вектору оцінювання.

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

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

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

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

Зауважимо, що у реальних умовах прийняття рішень у сфері ІТ, наприклад при виборі ХСП, навряд чи можна знайти чітко визначені та однозначні критерії ефективності. Більшість вимог замовників – таких як «висока безпека», «достатня масштабованість», «помірна вартість» – мають якісний, експертний або оціночний характер. Ці характеристики не завжди

можливо точно формалізувати через жорсткі числові межі. Саме тому використання традиційної багатокритеріальної оптимізації з жорсткими функціями цілі не завжди є адекватним для подібних задач.

Звернемо увагу, що нечітка логіка (fuzzy logic) [36], на відміну від класичної бінарної логіки, дозволяє в межах задачі дослідження моделювати нечіткість, невизначеність і суб'єктивні уявлення експертів. Тому кожен критерій опишемо не лише як числову функцію $f_j(x)$, але і як функцію належності $\mu_j(f_j(x))$, яка відобразить ступінь задоволення підприємства певним критерієм.

Наприклад, замість того, щоб вимагати, скажімо, «вартість не повинна перевищувати 5000 у.о.», в технічному завданні (ТЗ) можемо вказати вимоги таким чином:

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

якщо вартість між 4000 і 6000 у.о. – це допустимо (ступінь належності знижуємо 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 хмарних сервісів на підприємстві.

Розглянемо декілька прикладів.

Формалізуємо критерій «вартість», що дає нам наступну 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, такий підхід до опису можна використати для кожного із критеріїв.

Наприклад, критерій «вартість ХСП» описується таким чином.

$$\mu_1(f_1(x)) = \begin{cases} 1, & f_1(x) \leq c_1, \\ \frac{c_1 - f_1(x)}{c_2 - c_1}, & c_1 < f_1(x) < c_2, \\ 0, & f_1(x) \geq c_2, \end{cases} \quad (2.2)$$

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, доцільно розписати так само і для інших критеріїв. Зокрема, для критерію $f_4(x)$ – "масштабованість":

Тобто

$$\mu_4(f_4(x)) = \begin{cases} 0, & f_4(x) \leq s_1, \\ \frac{f_4(x) - s_1}{s_2 - s_1}, & s_1 < f_4(x) < s_2, \\ 1, & f_4(x) \geq s_2. \end{cases} \quad (2.3)$$

де s_1 – мінімальний допустимий рівень масштабованості,

s_2 – бажаний рівень масштабованості (скажімо, 0.9).

Зазначимо, що в рамках поточного підрозділу дисертації ми навели лише два приклади, тобто вирази (2.2) та (2.3), відповідно, критерій вартості $f_1(x)$, який мінімізуємо, та критерій безпеки $f_4(x)$, який максимізуємо. Вибір зумовлений тим, що всі інші критерії мають аналогічну функціональну природу і не потребують дублювання схожих математичних виразів.

З математичної точки зору, усі критерії, що максимізуємо ($f_2(x) - f_7(x)$, окрім $f_1(x)$), можуть мати однакову зростаючу кусково-лінійну 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 [36]:

$$\mu_j(f_j(x)) = \begin{cases} 0, & f_j(x) \leq a_j, \\ \frac{f_j(x) - a_j}{b_j - a_j}, & a_j < f_j(x) < b_j, \\ 1, & f_j(x) \geq b_j. \end{cases} \quad (2.4)$$

де a_j – нижній допустимий рівень критерію,

b_j – бажаний рівень задоволення критерію.

Подібний загальний вигляд не є гарантовано універсальним для всіх критеріїв, які підлягають максимізації, тобто $(f_2(x) - f_7(x))$. Розгорнутий запис наведено тільки для критерію $f_4(x)$, ("масштабованість"), (див. вираз 2.3) як типового представника цієї групи, щоб не перевантажувати текст підрозділу однаковими за структурою формулами, а критерії будуть визначені під час моделювання.

Слід зазначити, що одним із ключових 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 може бути використана 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 (які ми прийняли раніше) одночасно.

Саме для цієї мети вводиться вираз (2.5). Тоді загальна функція оцінки матиме наступний вигляд:

$$\mu(x) = \bigwedge_{j=1}^k \mu_j(f_j(x)), \quad (2.5)$$

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

$$\mu(x) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \mu_j(f_j(x)), \quad (2.6)$$

де k — кількість критеріїв оптимізації ХСП.

Зазначимо, що у процесі побудови узагальненої оцінки якості конфігурації хмарних сервісів ми використовуємо підхід, заснований на логіці Мамдані. Наприклад, операцію мінімуму над функціями належності критеріїв (вираз (2.5)). Першочергово, логіка Мамдані заснована на консервативному підході до прийняття рішень. Вона передбачає, що загальну оцінку прийнятності альтернативи визначено найменшим значенням серед усіх критеріїв. Такий підхід добре відповідає специфіці задачі вибору хмарних сервісів для великого підприємства, де навіть одне слабе місце (для прикладу, низький рівень безпеки або продуктивності) може зробити всю конфігурацію непридатною для використання. Наприклад, обрана конфігурація є економічно вигідною та добре масштабованою, але якщо вона не відповідає стандартам інформаційної безпеки, вона не впроваджуватимуся в умовах жорстких нормативних вимог.

На відміну від алгоритму Цукамото [129, 130], який потребує побудови монотонних функцій належності і 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 безпосередньо визначити рівень задоволеності конфігурацією без додаткового моделювання.

Модель Мамдані 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 більш підходить для задач, де вихідна змінна повинна бути числовою величиною з чітким значенням (приміром, для керування у фізичних системах), а не для вибору або ранжування дискретних альтернатив, як у нашому випадку.

Логіка Мамдані надає просту, прозору і формально обґрунтовану формулу агрегування критеріїв. Також вона може забезпечити локіку відсіювання альтернатив для подальшої адаптації моделі в еволюційних алгоритмах.

Наголосимо, 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, унеможливорює однозначну агрегацію в єдину функцію.

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

Як вказано у першому розділі роботи у таких умовах еволюційні багатокритеріальні алгоритми (ЕМО) мають низку переваг. Вони працюють з популяцією рішень, що дозволяє одразу генерувати апроксимацію Парето-фронт. Також ЕМО не потребують аналітичного представлення функцій. Потрібна лише здатність обчислити їх значення. Це своєю чергою, добре узгоджується з нечіткими функціями належності. Алгоритми ЕМО забезпечують широку варіативність рішень в одному запуску та доволі гнучко адаптуються до складної структури множини допустимих рішень (як-то, дискретних комбінацій хмарних сервісів). Виходячи із цієї логіки вважаємо, що для нашої задачі доцільно використати два еволюційні алгоритми.

Алгоритм NSGA-III є подальшим розвитком NSGA-II, адаптованим до задач з великою кількістю критеріїв (більш трьох). Його ефективність спирається на положеннях робіт [89, 104]:

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.

референсні точки. 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 референсних точок, що зменшує ризик надмірної кластеризації рішень у певних ділянках фронту.

Математично, алгоритм забезпечує пошук множини рішень

$$PF = \{x \in X | \nexists x' \in X: x' \succ x\}, \quad (2.7)$$

де відношення Парето-домінування формалізуємо так:

$$x' \succ x \Leftrightarrow \forall j f_j(x') \geq f_j(x) \wedge \exists j f_j(x') > f_j(x) \quad (2.8)$$

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, у дисертації також розглядаємо варіант використання алгоритму MOEA/D [83].

На відміну від NSGA-III, алгоритм MOEA/D спирається на іншу концепцію – декомпозицію багатокритеріальної задачі [85]. Він полягає у наступному:

Замість оперування усім вектором критеріїв, MOEA/D розбиває задачу на N скалярних підзадач. Далі для кожної підзадачі оптимізуємо функцію вигляду:

$$g^{(i)}(x) = \max_j \left[\lambda_j^{(i)} \cdot |f_j(x) - z_j^*| \right], \quad (2.9)$$

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 відмічалось у [85] 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:

$$PF = \{x \in X \mid \nexists x' : \forall j, f_j(x') > f_j(x), \exists j: f_j(x') > f_j(x)\}. \quad (2.10)$$

Вираз (2.10) - 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 застосувати класичні підходи до багатокритеріального аналізу. Зокрема, доцільно використати метод ієрархій [35, 36, 37] АНР. АНР тоді виступає як базовий рівень порівняння, а також є додатковим засобом для

валідації та пояснення отриманих результатів. Також алгоритм АНР дозволяє формалізувати суб'єктивні експертні оцінки у вигляді попарних порівнянь критеріїв, що є визначальним 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 сформулювати початкові пріоритети та надалі використати їх як відправну точку або орієнтир для еволюційних методів.

Тобто, для порівняння з еволюційними підходами в нашому дослідженні застосуємо метод Fuzzy АНР. Наведемо етапи роботи цього методу:

експерти формують попарні порівняння критеріїв у вигляді нечітких чисел;

будуємо матрицю парних порівнянь $\tilde{A}$, з якої виводиться вектор ваг $\tilde{W}$, реалізуємо остаточну оцінку конфігурації, згідно виразу (2.11):

$$F_{АНР}(x) = \sum_{j=1}^k \tilde{w}_j \cdot \mu_j(f_j(x)), \quad (2.11)$$

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

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

Отже, в рамках поточного підрозділу дослідження запропоновано модель, яка дозволяє відображати уподобання підприємств при виборі хмарних сервісів через нечіткі функції належності. Формалізовано 7 ключових 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 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 становить набір конфігурацій хмарних сервісів, 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 набір 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 щодо ХСП має бути впроваджене на практиці. З прикладної точки зору, особа, що приймає рішення (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-фронту, яка найкраще узгоджена 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 підрозділі розглянемо математичний підхід до побудови опорних рішень, а також формалізуємо процедуру оцінювання ступеня наближеності 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 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 ОНР.

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

$$x^{ref} = \arg \max_{x_i \in PF} \left(U(x_i) = \sum_{j=1}^k \tilde{w}_j \cdot \mu_j(f_j(x_i)) \right). \quad (2.12)$$

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

Доцільний й альтернативний підхід. ОНР 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:

$$D(x_i, g) = \left(\sum_{j=1}^k (\mu_j(f_j(x_i)) - g_j)^2 \right)^{1/2}, \quad (2.13)$$

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

Тобто, вирази (2.12) та (2.13) дозволили 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 (зокрема, Fuzzy АНР);

для візуалізації й подальшого узгодження із зацікавленими сторонами.

Використання відстані до вектора бажаних рівнів задоволеності критеріїв, як це представлено у виразі (2.13), 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 може статися у практичних задачах, 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 подібних випадках підприємство (а саме ОПР) не проводить формального розподілу ваг, але чітко формулює, яких характеристик хмарних сервісів воно прагне. Модель, яка використовує евклідову відстань до цього вектора бажаностей (2.13), дозволяє автоматично знайти рішення з Парето-множини, яке найбільше наближене до очікувань. Це підвищує

інтерпретованість моделі та дозволяє залучати осіб без математичної підготовки до процесу вибору.

З методологічної точки зору, цей підхід відрізняється від класичних моделей АНР або нечіткої вагової агрегації тим, що:

не вимагає узгодженості між критеріями (що часто порушується у реальних умовах);

дозволяє оцінювати відповідність рішень на геометричному рівні (відстань у просторі задоволеності критеріїв);

забезпечує можливість багатоваріантного вибору як наслідок побудови змінного профілю переваг (що зручно для порівняння сценаріїв або прийняття рішень щодо хмарного середовища підприємств).

Отже побудова множини опорних рішень доповнює Парето-аналіз і забезпечує інтерпретованість та практичну реалізацію оптимізаційної моделі. Однак формування Парето-фронту саме по собі ще не дозволяє оцінити якість отриманих рішень у порівнянні з ідеальними характеристиками або між собою. Зокрема, це стосується порівняння результатів роботи різних алгоритмів. Саме тому виникає потреба в математичній оцінці якості множини Парето-рішень. Ці оцінки дають нам (ОПР чи експерту) змогу:

кількісно порівнювати різні алгоритми (для прикладу, NSGA-III проти MOEA/D як у нашому випадку);

визначати наскільки добре отримані рішення покривають бажану область компромісів;

оцінювати рівномірність, точність і близькість Парето-фронту до гіпотетичного “ідеалу”;

ідентифікувати, чи не втрачено значущі регіони простору рішень.

У нашому дослідженні, де аналізуються сім критеріїв $\{f_1(x), \dots, f_7(x)\}$ оцінка якості отриманих Парето-рішень дозволяє перевірити, наскільки добре множина результатів узгоджується з очікуваними або еталонними рішеннями. Головні метрики, які використовуються в

багатокритеріальній оптимізації та можуть бути адаптовані до нашої моделі, включають наступні метрики [131, 132, 133, 134, 135, 136]:

Hypervolume (HV);

Inverted Generational Distance (IGD) [136];

Spacing Metric (SP) [134];

Coverage of Two Sets (C-metric) [135].

Розглянемо кожну із них у нашій моделі та їх загальний вплив на розв'язання задачі вибору хмарних сервісів 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 допустиме значення по кожному з критеріїв $\{f_1(x), \dots, f_7(x)\}$:

$$HV(S) = Volume \left(\bigcup_{x \in S} [f_1(x), r_1] \times \dots \times [f_k(x), r_k] \right), \quad (2.14)$$

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, то 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 [136] дозволяє оцінити, наскільки добре поточна множина Парето-рішень S наближена до «еталонного» Парето-фронту P (див. вираз (2.15)):

$$IGD(P, S) = \frac{1}{|P|} \cdot \sum_{v \in P} \min_{s \in S} \|v - s\|, \quad (2.15)$$

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.

Тобто IGD показує, наскільки близько побудована множина рішень S наближена до ідеального або бажаного Парето-фронту P .

Розглянемо приклад з нашого дослідження (спрощено до 3 критеріїв для ілюстрації). Припустімо, ми розглядаємо критерії:

$f_1(x)$ – вартість ХСП (мінімізуємо);

$f_2(x)$ – масштабованість (максимізуємо);

$f_4(x)$ – безпека (максимізуємо).

Нехай еталонна множина Парето (P) складена з 3 рішень:

$v_1 = (4000, 0.7, 0.85)$;

$v_2 = (5000, 0.8, 0.9)$;

$v_3 = (5500, 0.9, 0.95)$.

Це можуть бути результати, отримані злиттям рішень найкращих алгоритмів або теоретично бажані точки.

Множина рішень, яку побудував алгоритм (скажімо, NSGA-III), така: $s_1 = (5100, 0.75, 0.88)$; $s_2 = (5600, 0.85, 0.9)$; $s_3 = (5300, 0.8, 0.92)$.

Тоді IGD обчислюємо так: для v_1 знайти мінімальну відстань до s_1 , s_2 , s_3 ; для v_2 те саме; для v_3 те саме.

Порахуємо (спрощено, не нормалізуючи).

$$\|v - s\| = \sqrt{[(4000 - 5100)^2 + (0,7 - 0,75)^2 + (0,85 - 0,88)^2]} \approx 1100.$$

Аналогічно для інших пар. Потім беремо середнє з трьох найменших відстаней.

Відповідно, якщо IGD велике – набір рішень S далекий від еталону. Отже маємо результат – слабка апроксимація. А якщо IGD близьке до нуля – набір S наближує очікуваний фронт.

У нашому випадку еталонну множину P можна побудувати:

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

або ж через генерацію ідеального (гіпотетичного) Парето-фронту 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'єданого фронту з кількох запусків.

Метрика Spacing Metric (SP) [134] оцінює рівномірність розподілу рішень у множині S . Для цього обчислюємо відхилення між сусідніми рішеннями [134]:

$$SP(S) = \sqrt{\frac{1}{|S| - 1} \sum_{i=1}^{|S|} (d_i - \bar{d})^2}, \quad (2.16)$$

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-фронту дозволить підприємству бачити широкий набір компромісів. Наприклад, 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) [137].

$$C(A, B) = \frac{|\{x \in B | \exists y \in A : y \text{ домінує } x\}|}{|B|}, \quad (2.17)$$

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 хмарного сервісу 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 в заключному розділі роботи при алгоритмічній реалізації моделі, провести зіставлення не тільки у просторах початкових значень, але й у просторі нечітких оцінок якості конфігурацій ХСП.

Таким чином, вище удосконалено математичну модель вибору хмарних сервісів для підприємства шляхом поєднання апарату нечіткої логіки та еволюційних методів багатокритеріальної оптимізації. Запропонований підхід дає змогу формалізувати якісні та кількісні критерії оцінювання хмарних сервісів, врахувати експертну невизначеність і суперечливість вимог до вартості, продуктивності, безпеки, надійності та масштабованості тощо. Використання нечітких функцій належності забезпечує гнучке подання оцінок альтернатив, а застосування багатокритеріальної оптимізації дозволяє сформулювати множину Парето-ефективних рішень для подальшого вибору оптимальної конфігурації хмарних сервісів відповідно до потреб підприємства.

У сучасних умовах функціонування компаній та підприємств, хмарні сервіси розглядають не як одноразове інфраструктурне рішення, а як рухливий компонент стратегії цифрової трансформації. Пріоритети щодо вибору хмарних сервісів можуть змінюватися залежно від стратегічних фаз розвитку підприємства, впливу зовнішнього ринкового середовища, зміни регуляторних вимог або внутрішньої реструктуризації. Саме тому у наступному підрозділі ми розглянемо ігрову інтеграцію у модель оптимального вибору хмарних сервісів для підприємства.

2.2. Ігрова інтеграція у модель оптимального вибору хмарних сервісів для підприємства

У рухливому середовищі цифрової трансформації в умовах воєнного стану та відбудови України після закінчення агресії з боку росії стратегічні цілі підприємства можуть змінюватися з плином часу. До прикладу, на етапі завоювання ринку при виборі хмарних сервісів пріоритетними можуть бути масштабованість і інтеграція, тоді як в умовах економічної нестабільності – вартість і надійність. У такому випадку жорстко фіксовані ваги критеріїв (див. формули (2.12), (2.13)) стають недостатніми для адаптивного прийняття рішень. Зокрема, в один період ключовими можуть бути критерії масштабованості та

продуктивності (скажімо, при розширенні бізнесу), а в інший – вартість, безпека або надійність (як-от, під час зниження витрат або у відповідь на кіберзагрози).

Така рухливість викликає необхідність переходу від фіксованих або статичних моделей прийняття рішень до адаптивних і гнучких систем. Традиційна багатокритеріальна оптимізація (навіть з використанням нечіткої логіки) не завжди дозволяє в реальному часі враховувати потенційну можливість зміни ваг критеріїв чи їхньої взаємодію. Водночас ігрові підходи забезпечують формальний апарат для моделювання як конфліктної, так і кооперативної поведінки між елементами системи, в даному випадку – між критеріями оцінювання альтернатив при обранні ХСП.

Використання ігрової теорії в рамках моделі вибору конфігурації хмарних сервісів дозволить:

- моделювати зміну стратегічних цілей підприємства як сценарії з різними «гравцями-критеріями»;
- визначати оптимальні (стабільні) вагові конфігурації за умов конкуренції між критеріями (некооперативні ігри);
- зважати на потенціал формування коаліцій критеріїв, наприклад, «безпека + надійність» (кооперативні ігри);
- забезпечити перерахунок впливу кожного критерію на загальне рішення у справедливий спосіб (вектор Шеплі) [137, 138];
- створити механізм рухливого оновлення ваг у часі через моделі повторюваних або диференціальних ігор, що дозволяє брати до уваги вплив конкуренції, ринку, регуляторних змін або зміни ризик-профілю підприємства.

Отже, включення ігрових підходів у модель оптимального вибору ХСП не лише посилює її адаптивність, але й забезпечує можливість сценарного аналізу, стійких стратегічних рішень та гнучкої реакції на зміни в умовах функціонування підприємства. Це перетворює модель із суто обчислювального

інструменту на методику стратегічного управління хмарною інфраструктурою підприємства.

Підкреслимо, що у задачі вибору ХСП кожен критерій оцінювання може розглядатися як незалежний «гравець», який прагне максимізувати власний вплив на остаточне рішення. Така інтерпретація дозволяє застосувати апарат некооперативної теорії ігор для аналізу конфлікту між критеріями, що мають суперечливі цілі. Скажімо, критерій вартості (мінімізація витрат) може суперечити критерію безпеки (максимізація рівня захисту), оскільки вдосконалення систем безпеки часто вимагає додаткових фінансових ресурсів. Аналогічно, критерій продуктивності може конфліктувати з критерієм інтеграції, оскільки високошвидкісні рішення не завжди легко інтегрувати зі складними існуючими системами підприємства.

Некооперативний підхід передбачає, що кожен критерій діє незалежно, не утворюючи коаліцій з іншими, і прагне досягти власної оптимальної точки. Наприклад, якщо підприємство надає пріоритет вартості хмарних сервісів, критерій вартості «виграє» за рахунок зниження значень інших критеріїв, зокрема, «масштабованість» або «надійність». Проте така ситуація може призвести до субоптимального рішення, оскільки ігнорується взаємозалежність між критеріями.

Помітним аспектом некооперативної гри є визначення рівноваги, при якому жоден критерій не може покращити свою позицію без погіршення позиції інших. У нашому випадку це відповідає знаходженню Парето-оптимальної множини, де жодне покращення одного критерію неможливе без погіршення іншого. Приміром, якщо підприємство вибирає конфігурацію з оптимальною вартістю, але низьким рівнем безпеки, воно може виявитися вразливим до кіберзагроз. І навпаки, надмірне інвестування в безпеку може зробити рішення економічно неефективним. Отже, некооперативна гра між критеріями дозволить на в процесі дослідження формалізувати конфлікти, що виникають при виборі ХСП, та визначити умови, за яких можливе досягнення стійкого компромісу між усіма критеріями - $(f_1(x) - f_7(x))$. Цей підхід буде корисний у рухливих умовах,

де пріоритети підприємства можуть змінюватися, а критерії конкурують за обмежені ресурси.

Отже розглянемо критерії $f_1, \dots, f_7$ як стратегічних гравців $G_1, \dots, G_7$, де кожен прагне максимізувати свій вплив на підсумкове рішення. Їхні стратегії – це можливі значення ваг $w_i \in [0,1]$, з умовою $\sum_{j=1}^7 w_j = 1$.

Формалізуємо функцію виграшу для гравця G_j як його внесок у загальну бажаність конфігурації x для ХСП:

$$U_j(w_j, x) = w_j \cdot \mu_j(f_j(x)). \quad (2.18)$$

Тоді загальна цільова функція, яку прагнуть максимізувати гравці, буде виглядати так:

$$U_j(x, \mathbf{w}) = \sum_{j=1}^7 U_j(w_j, x) = \sum_{j=1}^7 w_j \cdot \mu_j(f_j(x)). \quad (2.19)$$

Рівновага Неша $\mathbf{w}^*$ досягнена тоді, коли жоден гравець G_j не може покращити свою функцію виграшу, змінюючи w_j , за фіксованих значень інших ваг. Тобто отримаємо наступний вираз:

$$U_j(w_j^*, x) \geq U_j(w_j', x), \quad \forall w_j' \in [0,1], \text{ за умови } \sum w_j' = 1. \quad (2.20)$$

Досягнення рівноваги Неша у задачі вибору ХСП означає, що ваги критеріїв досягли стану, в якому жоден із них не може покращити свій внесок у загальну оцінку конфігурації без погіршення інших. Тобто відображає ситуацію, коли підприємство знаходить баланс між суперечливими вимогами, зокрема, «вартість», «продуктивність», «безпека» та «інтеграція».

До прикладу, якщо вага вартості w_1 зростає за рахунок зменшення ваги безпеки w_4 , це може призвести до вибору дешевших, але менш захищених рішень для ХСП. Однак якщо такий перерозподіл ваг порушує рівновагу, система автоматично корегує їх, щоб уникнути надмірного перекосу в один бік. У стані рівноваги жоден критерій не є «задоволеним» повністю, але всі вони знаходяться в оптимальному для поточних умов співвідношенні. Зазначимо, що подібний підхід є релевантним у хмарних корпоративних середовищах. Скажімо, під час економічної нестабільності вага вартості ХСП може тимчасово зростати, але система збереже здатність повертатися до збалансованого стану, коли зовнішні умови стабілізовано. А рівновага Неша забезпечує не лише об'єктивність у виборі ХСП, але й адаптивність до змінних вимог бізнесу.

Продовжуючи розгляд ігрового підходу для розв'язання завдання аналізу ХСП при комплексному вирішенні задачі багатокритеріальної оптимізації вибору хмарних сервісів помітним аспектом є аналіз синергетичних ефектів між критеріями $(f_1(x) - f_7(x))$. На відміну від некооперативного підходу, де кожен критерій діє ізольовано, кооперативна гра дозволяє оцінити внесок кожного параметра у формування оптимального рішення через призму їх взаємодії. Вектор Шеплі [137, 138], як інструмент кооперативної теорії ігор, дає змогу кількісно визначити справедливий розподіл впливу між критеріями, враховуючи їхню здатність утворювати коаліції та підсилювати ефективність один одного.

Приміром, критерій відповідності стандартам $(f_6(x))$ може значно посилювати ефективність критерію безпеки $(f_4(x))$, оскільки сертифіковані рішення часто мають вбудовані механізми захисту.

Аналогічно, критерій інтеграції $(f_7(x))$ може знаходитись у синергії з критерієм продуктивності $(f_3(x))$, оскільки добре інтегровані системи зазвичай показують кращі показники швидкодії.

Відповідно, вектор Шеплі дозволяє в ході аналізу, вибору та впровадження виміряти, наскільки кожен із цих критеріїв збільшує загальну ефективність рішення при різних комбінаціях, а не лише при ізольованому використанні.

Застосування цього підходу буде доречним у випадках, коли окремі критерії не мають значного впливу окремо, але разом із іншими формують значні переваги. Так, критерій надійності ХС ($f_5(x)$) стає менш пріоритетним для підприємства на перших етапах аналізу. Але у поєднанні з масштабованістю ($f_2(x)$) він забезпечує стабільність системи при зростанні навантаження. Тоді вектор Шеплі формалізує цю взаємозалежність, розподіляючи «винагороду» (вплив на рішення) між критеріями пропорційно їхньому внеску в коаліції.

Тобто, використання вектора Шеплі в кооперативній грі критеріїв ($f_1(x) - f_7(x)$) забезпечує, як ми вважаємо, більш об'єктивний і справедливий механізм визначення їх ваг у моделі оптимізації ХСП. Це дозволяє в реальних проектах не лише враховувати індивідуальні характеристики кожного параметра, але й оцінювати їхній синергетичний потенціал. А це є ключовим при прийнятті стратегічних рішень щодо впровадження хмарних сервісів на підприємствах України.

Формалізуємо це математично. Нехай $N = \{1, 2, \dots, 7\}$ – множина критеріїв. Для кожної коаліції $S \subseteq N$, встановлюємо її "корисність" – сукупна бажаність:

(2.21)

$$v(S) = \max_{x \in PF} \sum_{j \in S} \mu_j (f_j(x)).$$

Тоді компонент вектора Шеплі для критерію $j \in N$ обчислюємо як:

$$\phi_j = \sum_{S \subseteq N \setminus \{j\}} \frac{|S|! \cdot (n - |S| - 1)!}{n!} \cdot [v(S \cup \{j\}) - v(S)], \quad (2.22)$$

де $S \subseteq N \setminus \{j\}$ – множина гравців (критеріїв), які утворюють деяку коаліцію, що не включає критерій j . Усі можливі підмножини множини гравців

без j перебираються в сумі. Приміром, якщо $j = 4$ (тобто критерій «безпека»), тоді S перебирає всі підмножини з решти $\{1, 2, 3, 5, 6, 7\}$;

$|S|$ – кількість елементів у підмножині S ;

n – загальна кількість гравців ($n = 7$ у нашому випадку);

$v(S)$ – функція вартості (value function) для коаліції S . Вона повертає максимальну сумарну «корисність» (або функцію бажаності), яку може досягти коаліція S . В нашій моделі $v(S)$ визначаємо виразом (2.21). Тобто, найкраще, що може отримати коаліція критеріїв S , оцінюємо як максимум суми ступенів належності по її членах серед усіх рішень множини Парето;

$v(S \cup \{j\}) - v(S)$ – «граничний внесок» гравця j у коаліцію S . Тобто, наскільки збільшено корисність коаліції, якщо до неї приєднано критерій j ;

$\frac{|S|! \cdot (n - |S| - 1)!}{n!}$ – ваговий коефіцієнт, який показує, з якою ймовірністю коаліція S з'явиться перед гравцем j у довільній перестановці гравців. Це класичне зважування у визначенні вектора Шеплі, яке гарантує «справедливість» розподілу.

Вектор $\phi = (\phi_1, \dots, \phi_7)$ дозволяє безпосередньо формувати ваги критеріїв залежно від структури коаліцій та реальної ефективності конфігурацій ХСП.

Варто зауважити, що стратегічне планування впровадження хмарних сервісів вимагає гнучкого інструментарію, здатного адаптуватись до різних траєкторій розвитку підприємства. Сценарний підхід [83, 141-147] пропонує систематизовану методологію, яка дозволяє менеджменту заздалегідь визначити оптимальні конфігурації хмарних рішень для різних стратегічних орієнтирів підприємства (компанії). Цей метод ґрунтується на побудові альтернативних моделей розвитку, які зважають як внутрішні цілі підприємства, так і зовнішні чинники впливу.

Розглядаючи конкретні приклади, виділимо кілька типових сценаріїв. Для підприємства, що орієнтується на швидку експансію на нові ринки, пріоритетними стають критерії масштабованості ($f_2(x)$) та інтеграції ($f_7(x)$),

оскільки вони забезпечують перспективу швидкого розгортання хмарних сервісів у різних географічних локаціях. У цьому випадку вартість ($f_1(x)$) може відійти на другий план, поступаючись місцем показникам гнучкості системи. Навпаки, для підприємства (компанії), яке пріоритезує оптимізацію витрат у період економічної нестабільності або як зараз в Україні воєнного стану, ключовим сценарієм стане пошук рішень із оптимальним співвідношенням ціни та якості, де критерій надійності ($f_5(x)$) поєднується з обмеженнями по бюджету.

На погляд автора цінність сценарний підхід набуває при плануванні довгострокової цифрової трансформації підприємств та компаній. Приміром, фінансові установи (банки, кредитні спілки та ін.), які готуються до впровадження суворих регуляторних вимог, можуть розробити спеціальний сценарій з акцентом на критерії безпеки ($f_4(x)$) та відповідності стандартам ($f_6(x)$). При цьому продуктивність ($f_3(x)$) може розглядатись не як абсолютний пріоритет, а як функція від рівня захищеності системи. Схожий принцип дозволяє заздалегідь підготувати декілька варіантів архітектури хмарних рішень, кожен з яких оптимізований під конкретний етап розвитку підприємства.

Отже, заздалегідь визначимо (M) сценаріїв стратегічного розвитку підприємства – $Sc = \{Sc_1, Sc_2, \dots, Sc_M\}$. Кожен сценарій характеризуємо профілем бажаних ваг $w^{(m)} = \{w_1^{(m)}, w_2^{(m)}, \dots, w_7^{(m)}\}$, які можуть бути отримані емпірично, експертно або з використанням вектора Шеплі, див. вираз (2.22).

У кожному сценарії оптимізуємо загальну функцію:

$$x_m^* = \arg \max_{x \in PF} \left(U(x_i) = \sum_{j=1}^7 w_j^{(m)} \cdot \mu_j(f_j(x_i)) \right). \quad (2.23)$$

Тоді при зміні стратегії підприємство переходить до іншого сценарію, з відповідним перерахунком ваг. Отже зміна стратегічних орієнтирів підприємства неминуче впливає на порядок пріоритетності критеріїв при виборі конфігурації хмарних сервісів. Приміром, у ситуації впровадження нової ERP-системи, коли основною метою є забезпечення стабільної інтеграції між сервісами та зовнішніми підсистемами, підприємство може надати перевагу критерію інтеграції з іншими сервісами. У такому сценарії зростає відносна значущість показників сумісності та здатності до взаємодії, що відобразиться у збільшенні відповідної ваги під час прийняття рішення.

Інша ситуація виникає у випадку, коли підприємство планує вихід на регульовані ринки. У подібних умовах основну увагу зосереджено на відповідності хмарної платформи міжнародним стандартам інформаційної безпеки, конфіденційності персональних даних та аудиту. У межах такого сценарію стратегічна мета підприємства трансформується у підвищений пріоритет критерію відповідності стандартам, тоді як, скажімо, продуктивність чи масштабованість можуть тимчасово відійти на другий план.

Крім того, при активному впровадженні програм енергетичної ефективності (що є як ніколи актуальним для України в умовах гострого дефіциту енергогенеруючих потужностей) та екологічної відповідальності підприємство може змістити акценти у бік продуктивності обчислювальних ресурсів та економного використання потужностей. У такому разі зростає роль критерію продуктивності як фактору зменшення витрат, з урахуванням обмежень на вартість. Натомість масштабованість або навіть інтеграція можуть втратити поточну актуальність. У такому випадку сценарний підхід дозволяє менеджменту підприємства моделювати множину потенційних стратегічних контекстів, кожен з яких характеризується відмінним профілем пріоритетів. Застосування цього механізму в моделі забезпечує адаптивність моделі до реальних бізнес-викликів, дозволяючи у кожному сценарії обирати найбільш релевантні конфігурації хмарних сервісів без необхідності перебудови всієї моделі. Треба зазначити, що для довгострокового управління хмарною

інфраструктурою підприємств класичні статичні моделі прийняття рішень показують обмежену ефективність, оскільки не враховують еволюцію стратегічних пріоритетів підприємства у часі. Для моделювання подібних рухливих процесів доречним є застосування апарату повторюваних та диференціальних ігор, які дозволяють відстежувати й прогнозувати зміни вагових коефіцієнтів критеріїв на різних часових горизонтах.

Повторювані ігри приміром корисні для аналізу періодичних змін у пріоритетах підприємства. Наприклад, у сфері електронної комерції спостерігають циклічні коливання акцентів між критерієм продуктивності ($f_3(x)$) під час сезонних пікових навантажень та критерієм вартості ($f_1(x)$) у міжсезоння. Кожен новий цикл прийняття рішень враховує результати попередніх ітерацій, формуючи адаптивну стратегію, де ваги критеріїв поступово стабілізуються до оптимальних значень. Цей підхід дозволить уникнути різких змін в архітектурі хмарних рішень, забезпечуючи плавну адаптацію до мінливих умов.

Диференціальні ігри пропонують більш тонкий інструмент для моделювання безперервної еволюції пріоритетів. У випадку фінансових установ, що стикаються з поступовим посиленням регуляторних вимог, спостерігається плавне зростання ваги критерію відповідності стандартам ($f_6(x)$) разом із пов'язаним із ним критерієм безпеки ($f_4(x)$). Цей процес представлений як динамічна система, де швидкість зміни ваг залежить як від внутрішніх політик підприємства (компанії), так і від зовнішніх факторів тиску. Найбільше дотичним у такому моделюванні є змога визначення точок біфуркації – моментів, коли незначні зовнішні впливи можуть призвести до якісного переформатування всієї системи пріоритетів.

Практична цінність такого підходу проявляється при плануванні довгострокових інвестицій у хмарну інфраструктуру. До прикладу, технологічна компанія, що готує масштабне розширення переліку послуг, може використати диференціальні ігри для прогнозування оптимального темпу перерозподілу ресурсів між критерієм масштабованості ($f_2(x)$) та критерієм інтеграції ($f_7(x)$).

Тоді запропонована у цьому розділі модель дозволяє визначити не лише кінцеві цільові показники, а й оптимальний шлях їх досягнення, уникаючи зайвих витрат та операційних ризиків. Інтеграція ігрових динамічних моделей у процес прийняття рішень щодо хмарних сервісів відкриває нові перспективи для стратегічного планування. Вона дозволяє трансформувати реактивний підхід до змін у проактивну стратегію, де кожне рішення приймаємо з урахуванням його впливу на майбутні стани системи. Розглянемо математичну формалізацію такого підходу.

Нехай ваги критеріїв ($w_j^*(t)$) змінюються в часі за певним законом взаємодії між критеріями. Тобто:

$$\frac{dw_j}{dt} = F_j(w_j, \dots, w_7, t),$$

$$\sum_{j=1}^7 w_j(t) = 1, \quad w_j(t) \in [0,1],$$
(2. 24)

де F_j – це функція зміни ваги критерію $w_j(t)$ у часі. Вона задає правило або закон еволюції ваги критерію j залежно від поточних значень усіх ваг $w_1(t)$, $w_2(t), \dots, w_7(t)$, моменту часу t , зовнішніх або внутрішніх чинників (за потреби).

Якщо підприємство переходить до стратегії зниження витрат, функція F_1 , що відповідає за критерій «вартість», може бути додатною. Тобто вага $w_1(t)$ зростає, тому що цей критерій стає визначальним.

Одночасно функція F_3 , пов'язана з критерієм «продуктивність» стає від'ємною. Тобто її вага зменшиться, бо продуктивність стає менш значущою у поточній стратегії. У більш складних випадках F_j може мати вигляд диференціального рівняння з нелінійною залежністю від інших ваг або змін часу. Скажімо, через логістичну функцію, експоненціальне згладжування,

функцію реакції на зовнішні параметри (такі як ціни конкурентів або стан ІТ-інфраструктури) підприємства та ін. Отже, у загальному випадку, систему рівнянь (2.24) вживаємо для синтезу диференціальної гри. Виграш кожного критерію інтегруємо в час:

$$U_i = \int_0^T w_j(t) \cdot \mu_j(f_j(x_i(t))) dt. \quad (2.25)$$

Рівноважні ваги ($w_j^*(t)$) визначаємо як такі, що стабілізують систему, скажімо через принцип оптимального керування або досягнення стаціонарного стану [140]:

$$\frac{dw_j^*}{dt} = 0 \Rightarrow w_j^*(t) = \text{const}. \quad (2.26)$$

Отже, модель (2.1) – (2.26) здобуває властивість адаптації до змін стратегічних змін у підходах підприємства до розвитку хмарних сервісів. Відповідно, це дозволяє перейти від статичного вибору конфігурацій ХСП до моделі стратегічного управління хмарною інфраструктурою підприємства.

Отже, запропонована в цьому підрозділі дисертації ігрова компонента математичної моделі формує новий підхід до стратегічно-орієнтованого вибору ХСП та дозволяє як враховувати зміну пріоритетів у часі, так і забезпечувати обґрунтоване оновлення ваг критеріїв залежно від сценаріїв, коаліційної взаємодії або конкурентного середовища.

2.3. Метод структурованого впровадження хмарної інфраструктури у корпоративні ІТ-системи

У даному підрозділі представлено узагальнення та візуалізацію запропонованого у дисертації методу структурованого впровадження хмарної

інфраструктури (СВХІ) у корпоративні ІТ-системи великих підприємств (див. рис. 2.1).

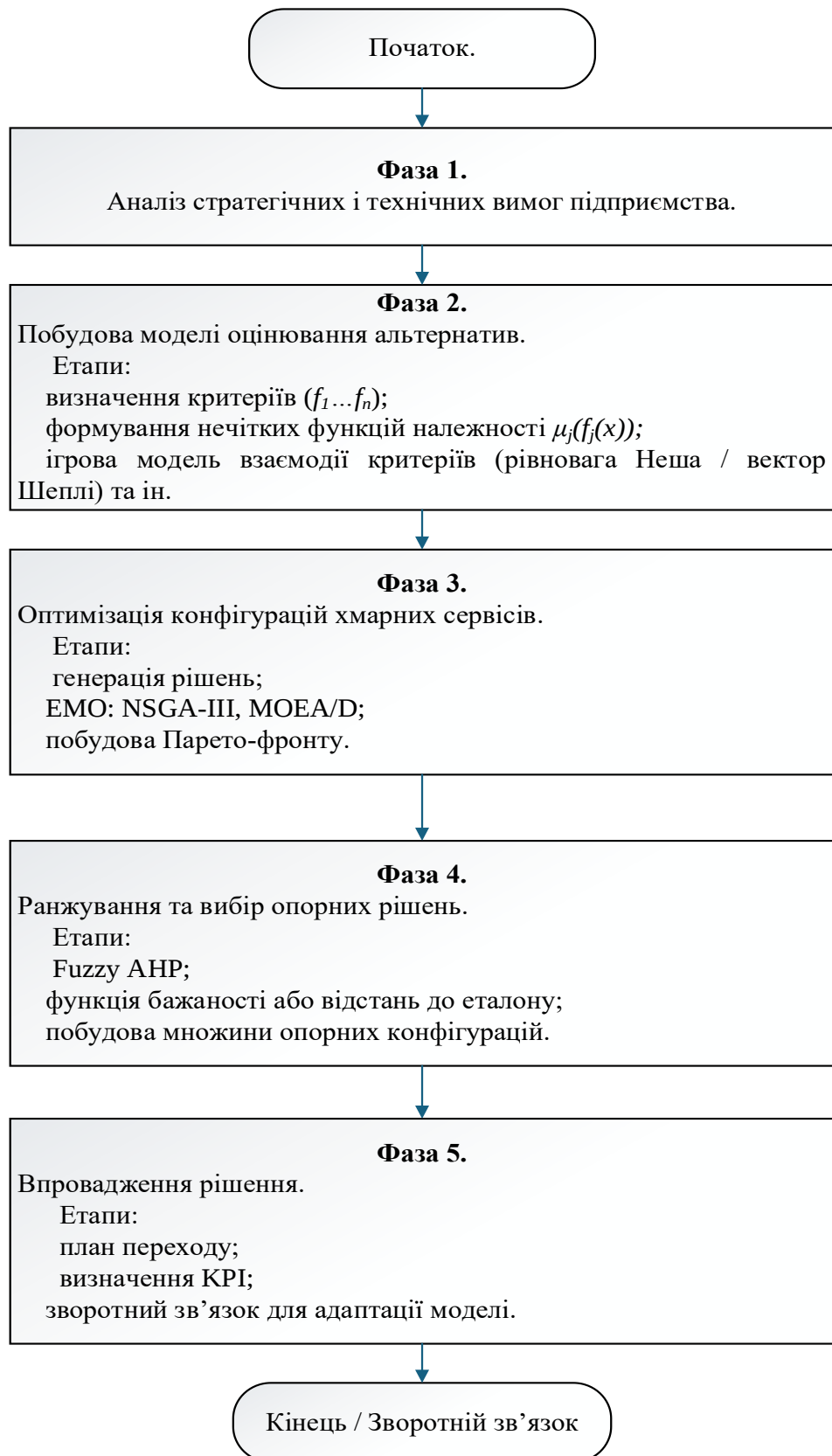


Рис. 2.1 – Логічна структура методу структурованого впровадження хмарної інфраструктури у корпоративні ІТ-системи

Цей метод є результатом формалізації та синтезу підходів, розроблених у попередніх підрозділах 2.1 та 2.2:

у підрозділі 2.1 побудовано математичну модель вибору хмарних сервісів із використанням нечіткої логіки та еволюційних алгоритмів багатокритеріальної оптимізації;

у підрозділі 2.2 – розширено модель шляхом включення ігрового підходу до моделювання адаптивної поведінки критеріїв і формування адаптивної системи прийняття рішень.

З метою підтвердження новизни та релевантності запропонованого підходу, здійснимо порівняльний аналіз методу структурованого впровадження хмарної інфраструктури у корпоративні ІТ-системи з наявними методами, які використовуються в практиці вибору та впровадження хмарних сервісів. Подібний аналіз дозволить нам:

ідентифікувати переваги розробленої моделі (2.1) – (2.26) у порівнянні з традиційними методиками;

виявити потенційні обмеження та компроміси, притаманні кожному з підходів;

показати системність, адаптивність та практичну доцільність розробленого методу.

У табл. 2.1 (додаток Б) проведено порівняння за низкою критеріальних ознак, які відображають 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. 2.1, 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, проявляться в розрізі неформалізованих, рухливих або конфліктних вимог, які

типові для реального процесу впровадження хмарних сервісів 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. На цьому аспекті ми зупинимося у заключному розділі дисертації.

В рамках дисертаційного дослідження та розробки методу вибору та впровадження хмарної інфраструктури у корпоративні ІТ-системи (найбільше це стосується великих підприємств із комплексною організаційною структурою та багатокритеріальними вимогами), значущим є забезпечення операціоналізації запропонованої моделі. Така операціоналізація полягає у трансформації концептуальних та математичних побудов, сформульованих у попередніх підрозділах (2.1 та 2.2), у придатну до реалізації логічну процедуру, яку доцільно використовувати у обчислювальному ядрі системи підтримки прийняття рішень (СППР).

Як продемонстровано у підрозділі 2.1, задача вибору конфігурації хмарної інфраструктури була формалізована у вигляді багатокритеріальної моделі оптимізації з урахуванням нечітких оцінок, що відображають ступінь задоволеності підприємства тими чи іншими критеріями. Подальша інтеграція з еволюційними алгоритмами (NSGA-III, MOEA/D) дозволила перейти від статичних уявлень про ефективність альтернатив до побудови множини Парето-оптимальних рішень у просторі конфліктних критеріїв.

У свою чергу, у підрозділі 2.2 показано, що формалізовані критерії не є незалежними та можуть вступати у складні міжкритеріальні взаємодії. Залучення апарату теорії ігор – як у некооперативній, так і в кооперативній постановках – дало змогу моделювати адаптивну поведінку критеріїв, а також зміну вагових коефіцієнтів виходячи з стратегічних змін пріоритетів підприємства або зовнішніх чинників. Ці моделі обґрунтували доцільність переходу від статичного підходу до багатокритеріального оцінювання до

рухливого та адаптивного механізму прийняття рішень, що включає в себе не лише алгоритмічні процедури оптимізації, а й етапи стратегічного узгодження, компромісу та зважування ризиків.

У цьому розрізі дисертаційного дослідження виникає потреба у логічній специфікації запропонованого методу у вигляді псевдокоду, який відіграє декілька визначальних функцій. Першочергово, він дозволить здійснити експлікацію етапів алгоритму, які у сукупності реалізують усі компоненти моделі. Тобто, від первинного аналізу вимог до побудови множини рішень і відбору опорних конфігурацій. Далі псевдокод виступає як формалізований місток між математичною моделлю (підрозділ 2.1), ігровими процедурами (підрозділ 2.2) та програмною реалізацією, яку розглянуто у наступному розділі дисертації. Це забезпечує неперервність логіко-методологічної побудови, дозволяючи уникнути семантичного розриву між теорією та її застосуванням. Наприкінці, надання в цьому підрозділі дослідження псевдокоду сприяє відтворюваності результатів. А це одна із ключових вимог до наукового дослідження у сфері комп'ютерних наук. На його основі можуть бути реалізовані модулі СППР у вигляді програмних компонентів, та здійснена модифікація параметрів і процедур за рахунок зміни структури алгоритму.

Крім того, псевдокод дає можливість в процесі дослідження виокремити контрольні точки обчислювального процесу. Це є необхідним для подальшого моделювання часової складності, оцінки ефективності реалізації, та інтеграції з іншими модулями, які можуть забезпечувати додаткові функції. Приміром, такі як верифікація нормативної відповідності, симуляція сценаріїв або інтерфейсна взаємодія з експертними системами. Отже включення псевдокоду до структури підрозділу 2.3 – доречна умова завершеності моделі з точки зору її придатності до реалізації, тестування, розширення та інтеграції у практичні ІТ-інструменти підтримки прийняття рішень щодо впровадження хмарних технологій.

Логічну структуру і опис псевдокоду наведено нижче:

01: // Метод структурованого впровадження хмарної інфраструктури (CBXI)

```

02: PROCEDURE StructuredCloudIntegration()
03:
04:   // ЕТАП 1: Ідентифікація вимог
05:   INPUT enterpriseProfile      // бізнес-модель, IT-інфраструктура,
обмеження
06:   INPUT strategicObjectives  // цілі трансформації
07:   requirements ← AnalyzeRequirements(enterpriseProfile,
structuredObjectives)
08:
09:   // ЕТАП 2: Побудова критеріальної моделі
10:   criteriaSet ← DefineEvaluationCriteria(requirements)
11:   FOR each criterion ∈ criteriaSet DO
12:     mu[criterion] ← ConstructFuzzyMembership(criterion)
13:   END FOR
14:
15:   // Модель ігрової вагової адаптації
16:   IF UseGameModel = TRUE THEN
17:     weights ← ComputeGameTheoreticWeights(mu, method="Nash or
Shapley")
18:   ELSE
19:     weights ← InitializeStaticWeights(mu)
20:   END IF
21:
22:   // ЕТАП 3: Генерація конфігурацій та оптимізація
23:   candidateSolutions ← GenerateCloudConfigurations()
24:   fuzzyEvaluated ← ∅
25:   FOR each solution ∈ candidateSolutions DO
26:     evaluation ← []
27:     FOR each criterion ∈ criteriaSet DO
28:       evaluation[criterion] ← mu[criterion](solution)

```

```

29:   END FOR
30:   fuzzyEvaluated  $\leftarrow$  fuzzyEvaluated  $\cup$  { (solution, evaluation) }
31: END FOR
32:
33:   // Багатокритеріальна оптимізація (EMO)
34:   paretoFront  $\leftarrow$  ComputeParetoFront(fuzzyEvaluated, method="NSGA-
III or MOEA/D")
35:
36:   // ЕТАП 4: Вибір опорного рішення
37:   IF UseDesirabilityFunction = TRUE THEN
38:     coreSolution  $\leftarrow$  SelectByDesirability(paretoFront, weights)
39:   ELSE
40:     referenceGoals  $\leftarrow$  GetExpertReferenceVector()
41:     coreSolution  $\leftarrow$  SelectByDistanceToReference(paretoFront,
referenceGoals)
42:   END IF
43:
44:   // ЕТАП 5: Впровадження та моніторинг
45:   plan  $\leftarrow$  BuildDeploymentPlan(coreSolution)
46:   ExecuteDeployment(plan)
47:   MonitorKPIs(plan)
48:   IF FeedbackTriggersUpdate(plan) THEN
49:     RETURN StructuredCloudIntegration() // Рекурсивний перезапуск
з оновленими даними
50:   END IF
51:
52: END PROCEDURE

```

Наведемо пояснення ключових фрагментів псевдокоду.

Рядки 01–03. Оголошення процедури `StructuredCloudIntegration()` задає рамки алгоритму на верхньому рівні абстракції, типові для процедурного підходу в реалізації СППР. Структура не передбачає параметрів при виклику. Це означає акцент на використанні глобальних або попередньо підготовлених вхідних даних (у вигляді структурованого XML/JSON-профілю підприємства або бази знань системи).

Рядки 04–07. На цьому етапі здійснюємо перетворення вхідних характеристик підприємства на формалізований набір вимог. Він далі використовується як ядро для формування критеріїв. Це етап логічного вилучення знань. Приміром, якщо в `enterpriseProfile` вказано, що організація має високий рівень регуляторного контролю (припустимо банківський сектор), то серед вимог з'явиться пріоритетність критеріїв відповідності стандартам безпеки над критеріями вартості.

Рядки 09–13. У даному фрагменті йде ініціалізація набору критеріїв і генерація для кожного з них нечіткої функції належності `mu[criterion]`. Зауважимо, що функції формуємо не у формальному математичному записі, а у вигляді виклику абстрактної функції `ConstructFuzzyMembership`. Це надає можливість їх подальшу реалізацію у вигляді правил типу:

"Якщо час міграції > 3 міс. і кількість сервісів > 10, то ступінь ускладнення переходу = високий ($\mu = 0.8$)"

Подібна конструкція робить модель сумісною з експертно-семантичними інтерфейсами СППР.

Рядки 16–20. Вносять розгалуження в поведінку алгоритму: чи використовуватиметься статична або адаптивна (ігрова) система визначення ваг. Це рішення залежить від доступності інформації про взаємодію критеріїв. До прикладу, у випадку з непередбачуваним регуляторним середовищем (скажемо при міжнародній діяльності), ваги критеріїв безпеки й сумісності можуть

змінюватися не лінійно – і тут застосування вектору Шеплі надає можливість їх балансувати (див. вираз 2.22).

Рядки 23–31. Даний блок реалізує повний обхід простору рішень, який, на відміну від прямого жорсткого фільтрування, дозволяє формувати базу «оцінених потенційних конфігурацій хмарних сервісів», що стане джерелом для еволюційної оптимізації.

Звернімо увагу, що оцінка кожної конфігурації відбувається через проекцію на кожен нечітку функцію критерія. Підхід, який запропоновано в роботі надає можливість системі не відкидати рішення з низькою оцінкою. А навпаки, зберігати їх з вказанням ступеня прийнятності. Це масштабується на завдання з частково доступними або неповними даними.

Рядок 34. Виклик алгоритму NSGA-III або MOEA/D формує множину Парето-оптимальних рішень. Зауважимо, що цей етап не просто генерує найкращі рішення – він зберігає інформацію про компромісні рішення, які важливі у випадку багатьох центрів прийняття рішень (для прикладу – СІО, CFO, CISO в одній організації (підприємстві)). У реалізації це означатиме збереження не одного, а кількох «кандидатів».

Рядки 37–42. Даний реалізує постпроцесинг Парето-фронт. Вибір між функцією бажаності (див. вираз (2.12)) та відстанню до еталонного вектору залежить від того, наскільки формалізовані очікування ОПР. Скажімо, якщо стратегічною ціллю підприємства є «максимальна масштабованість без різкого збільшення витрат», то функція бажаності (2.12) дасть змогу м'яко агрегувати пріоритети без введення чіткої норми. Властивість цього фрагмента – можливість мультикритеріального компромісу без виведення явної метафункції корисності.

Рядки 45–50. Фінальний блок забезпечує повноцінний життєвий цикл управління рішенням, включаючи впровадження, моніторинг Key Performance Indicators (KPI) та рекурсивне оновлення. Це доречно у випадках довготривалих проєктів впровадження хмарної інфраструктури. Рекурсивний виклик `StructuredCloudIntegration()` дає змогу реалізувати адаптивну стратегію

прийняття рішень, коли система повертається до попередніх етапів у разі відхилення KPI. Скажімо, якщо після декількох місяців спостерігається деградація Service Level Agreement (SLA) через зростання навантаження, алгоритм буде перезапущено з оновленими параметрами використання ресурсів.

Візуалізуємо цей опис у вигляді блок схеми алгоритму, див. рис. 2.2. Алгоритм, який реалізує метод структурованого впровадження хмарної інфраструктури у корпоративні IT-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. Модуль є можливим до реалізації, тестування його працездатності та наступного впровадження незалежно від інших частин.

Модульна структура алгоритму на рис. 2.2 забезпечує природну підтримку масштабування для хмарних систем підприємств з різним рівнем складності. В тому числі, на великих підприємствах, де хмарна інфраструктура може охоплювати десятки та сотні різнорідних сервісів, така гнучкість дає змогу налаштовувати модель не лише в ширину (шляхом додавання нових критеріїв (ми розглянули лише 7, див. рис. 1.6), 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. 2.2 ефективно реалізує паралельне або розподілене опрацювання даних. Приміром це доцільно на етапі формування та оцінки конфігурацій ХСП. Подібний підхід також 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. 2.2 реалізуємо як сукупність незалежних процесів з асинхронною передачею результатів. На нашу думку це підвищує продуктивність СППР у масштабованих обчислювальних середовищах.

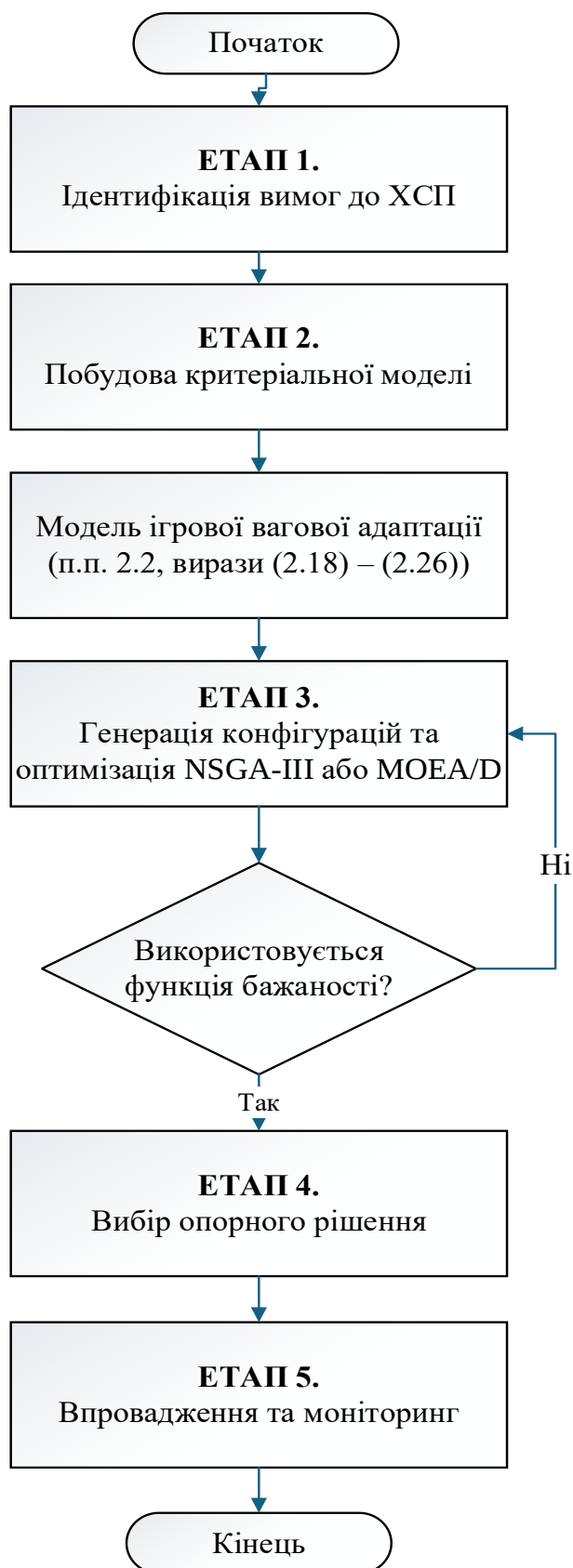


Рис. 2.2. Спрощена блок-схема алгоритму методу структурованого впровадження хмарної інфраструктури

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, забезпечує 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. Цей інструмент, за нашими міркуваннями, доцільно інтегрувати у складні корпоративні платформи управління IT-інфраструктурою, як-то системи стратегічного планування хмарної трансформації в рамках великого підприємства чи його системи підтримки прийняття рішень щодо вибору інфраструктури.

Для підтвердження працездатності та базової функціональної реалізованості запропонованого методу структурованого впровадження хмарної інфраструктури (див. рис. 2.2) доцільно здійснити попереднє моделювання його роботи шляхом використання обмеженого, але репрезентативного набору вхідних даних (див. рис. 2.4 – 2.7 та табл. 2.2 та 2.3).

Тотожний метод в нашому дослідженні дозволить не лише здійснити валідацію ключових етапів алгоритмічної процедури, але й виявити потенційні логічні або обчислювальні слабкі місця, які можуть виникнути на ранніх етапах реалізації СППР. Симуляція на невеликому обсязі даних виступає у цьому сенсі, як інструментарій первинної перевірки відповідності між теоретичною моделлю (2.1) – (2.26) та її практичним втіленням. Вважаємо це забезпечує експериментальну основу для подальшого якісного аналізу внутрішніх процесів прийняття рішень по вибору та впровадженню ХСП. Результати такого попереднього експерименту (див. рис. 2.4 – 2.7) можуть бути використані для візуалізації траєкторії роботи алгоритму, підтвердження логіки переходів між

його етапами, а також перевірки коректності обробки варіативних конфігурацій ХСП.

Таблиця 2.2

Характеристики тестових конфігурацій хмарних сервісів з функціями належності

№	$\mu(\text{Cost})$	$\mu(\text{Scalability})$	$\mu(\text{Performance})$	$\mu(\text{Security})$	$\mu(\text{Reliability})$	$\mu(\text{Compliance})$	$\mu(\text{Integration})$	Приналежність до Парето-фронт
1	0.79	0.87	0.72	0.85	0.91	0.78	0.83	Так
2	0.55	0.76	0.68	0.79	0.84	0.82	0.77	Так
3	0.47	0.92	0.95	0.91	0.88	0.85	0.94	Так
...	...	...	...	...	...	...	...	...
48	0.22	0.61	0.57	0.42	0.53	0.49	0.58	Ні
49	0.66	0.89	0.81	0.92	0.95	0.88	0.89	Так
50	0.09	0.52	0.48	0.39	0.47	0.43	0.51	Ні

Джерело: складено автором

У табл. 2.3 наведено повний набір параметрів функцій належності для всіх семи критеріїв оцінки ХСП. Вибір типів функцій ґрунтувався на природі кожного критерію. Тобто трапецієподібні функції використані для параметрів з чітко визначеними зонами прийнятності, тоді як гаусові та сигмоїдальні функції дозволили врахувати більш складні залежності для таких критеріїв, як безпека та надійність. Для критерію інтеграції обрано лінійну залежність, що відображає пропорційну залежність між рівнем інтеграції та ступенем задоволення.

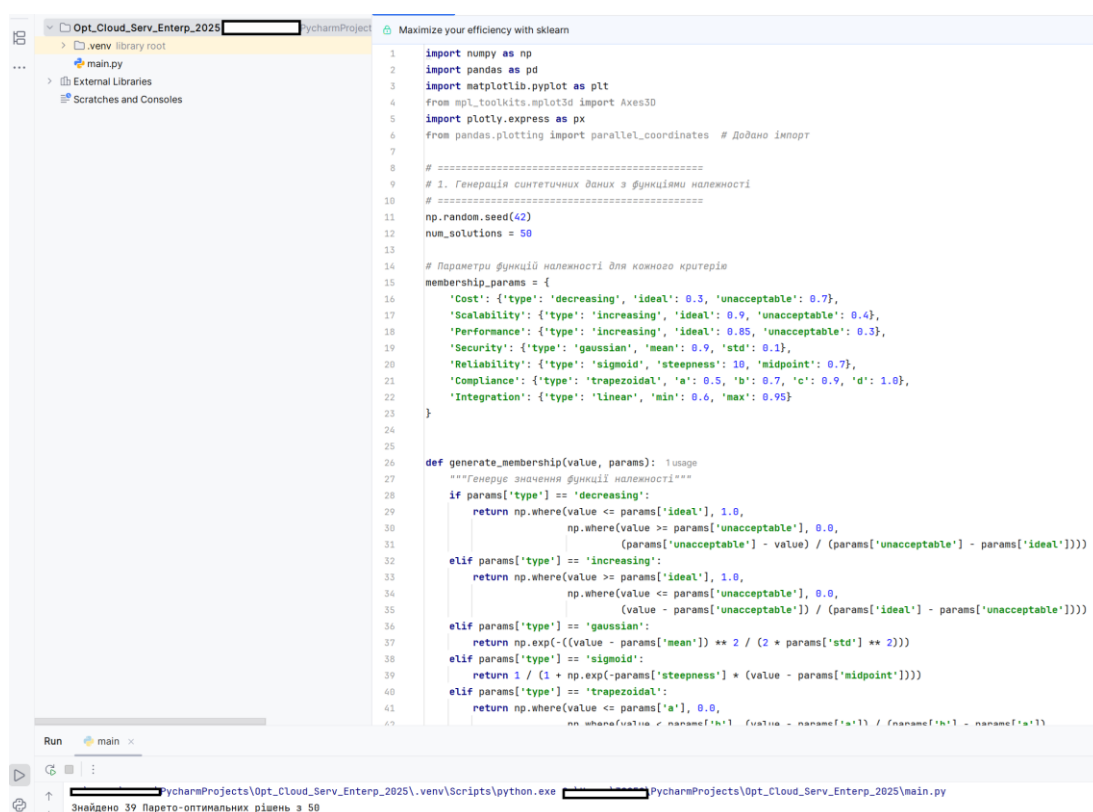
Таблиця 2.3

Параметри функцій належності для критеріїв

Критерій	Тип функції належності	Параметри	Граничні умови (μ)
Вартість	Спадна кусково-лінійна	$a = 0.3, b = 1$	$\mu = 1$ при $x \leq 0.3$; $\mu = 0$ при $x \geq 1$
Масштабованість	Зростаюча кусково-лінійна	$a = 0.4, b = 0.9$	$\mu = 0$ при $x \leq 0.4$; $\mu = 1$ при $x \geq 0.9$
Продуктивність	Зростаюча кусково-лінійна	$a = 0.3, b = 0.8$	$\mu = 0$ при $x \leq 0.3$; $\mu = 1$ при $x \geq 0.8$
Безпека	Дзеркальна гаусова	$c = 0.9, \sigma = 0.15$	$\mu \rightarrow 0$ при $x \rightarrow 0$; $\mu = 1$ при $x \geq 0.9$
Надійність	Сигмоїда	$k = 10, x_0 = 0.7$	$\mu \rightarrow 0$ при $x \rightarrow 0$; $\mu \rightarrow 1$ при $x \rightarrow 1$
Відповідність стандартам	Зростаюча кусково-лінійна	$a = 0.5, b = 0.6$	$\mu = 0$ при $x \leq 0.5$; $\mu = 1$ при $x \geq 0.6$
Інтеграція	Зростаюча кусково-лінійна	$a = 0.5, b = 0.95$	$\mu = 0$ при $x \leq 0.5$; $\mu = 1$ при $x \geq 0.95$

Джерело: складено автором

Загальний вигляд програмного продукту в середовищі розробки PyCharm, який реалізує метод структурованого впровадження хмарної інфраструктури у корпоративні ІТ-системи для проведення моделювання подано на рис. 2.3, а результати симуляції представлено на рис. 2.4 – 2.7. На рис. 2.3 продемонстровано фрагмент практичної реалізації математичної моделі, описаної у підрозділах 2.1–2.2. Таким чином ми бачимо, що запропонований метод може бути реалізований у вигляді програмного засобу, який генерує набір альтернатив, обчислює функції належності за ключовими критеріями оцінювання хмарних сервісів і створює основу для подальшої багатокритеріальної оптимізації та пошуку Парето-ефективних конфігурацій.



```

1 import numpy as np
2 import pandas as pd
3 import matplotlib.pyplot as plt
4 from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
5 import plotly.express as px
6 from pandas.plotting import parallel_coordinates # Додано импорт
7
8 # =====
9 # 1. Генерація синтетичних даних з функціями належності
10 # =====
11 np.random.seed(42)
12 num_solutions = 50
13
14 # Параметри функцій належності для кожного критерію
15 membership_params = {
16     'Cost': {'type': 'decreasing', 'ideal': 0.3, 'unacceptable': 0.7},
17     'Scalability': {'type': 'increasing', 'ideal': 0.9, 'unacceptable': 0.4},
18     'Performance': {'type': 'increasing', 'ideal': 0.85, 'unacceptable': 0.3},
19     'Security': {'type': 'gaussian', 'mean': 0.9, 'std': 0.1},
20     'Reliability': {'type': 'sigmoid', 'steepness': 10, 'midpoint': 0.7},
21     'Compliance': {'type': 'trapezoidal', 'a': 0.5, 'b': 0.7, 'c': 0.9, 'd': 1.0},
22     'Integration': {'type': 'Linear', 'min': 0.6, 'max': 0.95}
23 }
24
25
26 def generate_membership(value, params):
27     """Генерація значення функції належності"""
28     if params['type'] == 'decreasing':
29         return np.where(value <= params['ideal'], 1.0,
30                         np.where(value >= params['unacceptable'], 0.0,
31                                (params['unacceptable'] - value) / (params['unacceptable'] - params['ideal'])))
32     elif params['type'] == 'increasing':
33         return np.where(value >= params['ideal'], 1.0,
34                         np.where(value <= params['unacceptable'], 0.0,
35                                (value - params['unacceptable']) / (params['ideal'] - params['unacceptable'])))
36     elif params['type'] == 'gaussian':
37         return np.exp(-((value - params['mean']) ** 2 / (2 * params['std'] ** 2)))
38     elif params['type'] == 'sigmoid':
39         return 1 / (1 + np.exp(-params['steepness'] * (value - params['midpoint'])))
40     elif params['type'] == 'trapezoidal':
41         return np.where(value <= params['a'], 0.0,
42                         np.where(value < params['b'], (value - params['a']) / (params['b'] - params['a']),
43                                np.where(value < params['c'], 1.0, (params['c'] - value) / (params['c'] - params['b'])))
44
45

```

Рис. 2.3. Фрагмент програмного застосунку, який реалізує метод структурованого впровадження хмарної інфраструктури у корпоративні ІТ-системи

На представленому графіку «Функції належності для критеріїв (Парето vs Неоптимальні)» (див. рис. 2.4), відображено результати багатокритеріальної оптимізації ХСП. Графік на рис. 2.4 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. 2.4 візуалізація підтверджує ефективність запропонованого методу для виявлення оптимальних конфігурацій хмарних сервісів великих підприємств. Аналіз функцій належності дозволяє ідентифікувати компромісні рішення, що задовольняють суперечливі вимоги до

технічних аспектів, продуктивності та стабільності ХСП. Результати візуалізації узгоджені з теоретичними передбаченнями моделі (2.1) – (2.26).

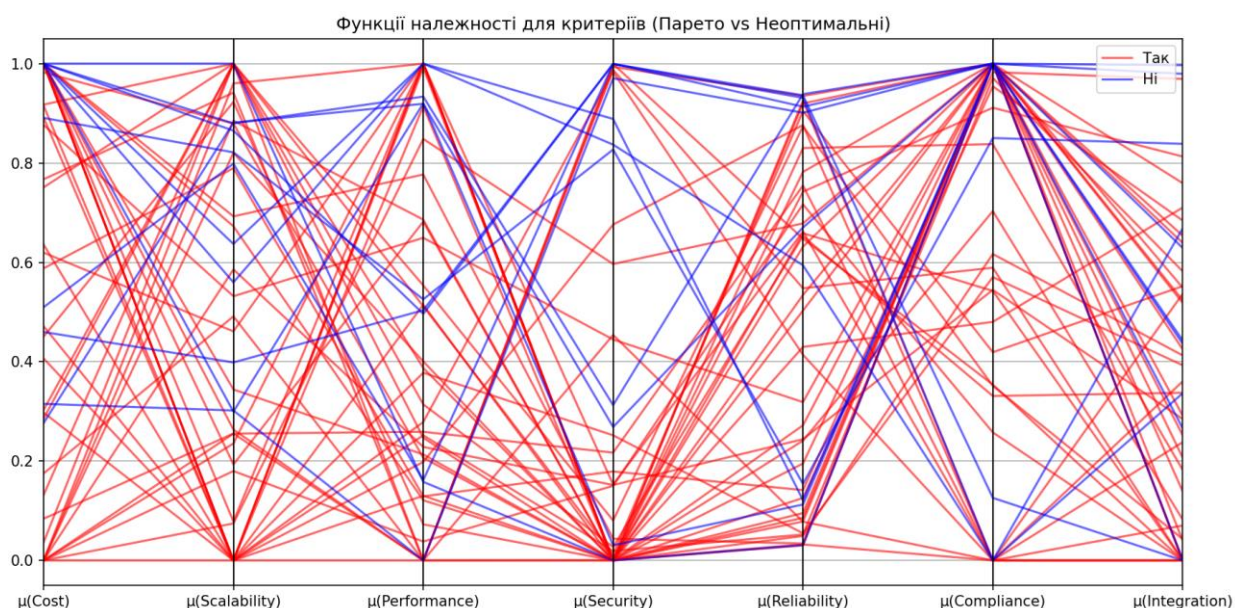


Рис. 2.4. Графіки «Функції належності для критеріїв (Парето vs Неоптимальні)»

На рис. 2.5 представлено тривимірну візуалізацію результатів моделювання вибору конфігурацій хмарної інфраструктури за трьома ключовими критеріями ХСП – вартість (Cost), масштабованість (Scalability) та продуктивність (Performance). Візуалізація на рис. 2.5 здійснена у координатному просторі первинних значень зазначених критеріїв для всіх згенерованих альтернатив. Червоними маркерами позначено ті рішення, що були ідентифіковані як Парето-оптимальні згідно до механізму нечіткого домінування, тоді як сині маркери відповідають конфігураціям, що не входять до Парето-множини.

Графік на рис. 2.5 наочно показує структуру рішення багатокритеріальної задачі вибору ХСП. Тобто, Парето-оптимальні конфігурації ХСП формують множину, розташовану уздовж країв об'єму розподілу рішень. Отриманий результат в цілому відповідає очікуваній геометрії фронту Парето у випадку конфліктних критеріїв. Приміром, спостерігається концентрація оптимальних

точок у зонах, де значення масштабованості та продуктивності наближаються до верхніх меж (тобто до 1.0), тоді як значення вартості збережено на помірному або низькому рівні. Це підтверджує відповідність реалізованої моделі (2.1) – (2.26) очікуваним властивостям системи. Отже, підприємства прагнуть максимізувати ефективність та масштабованість при мінімізації витрат на хмарні сервіси.

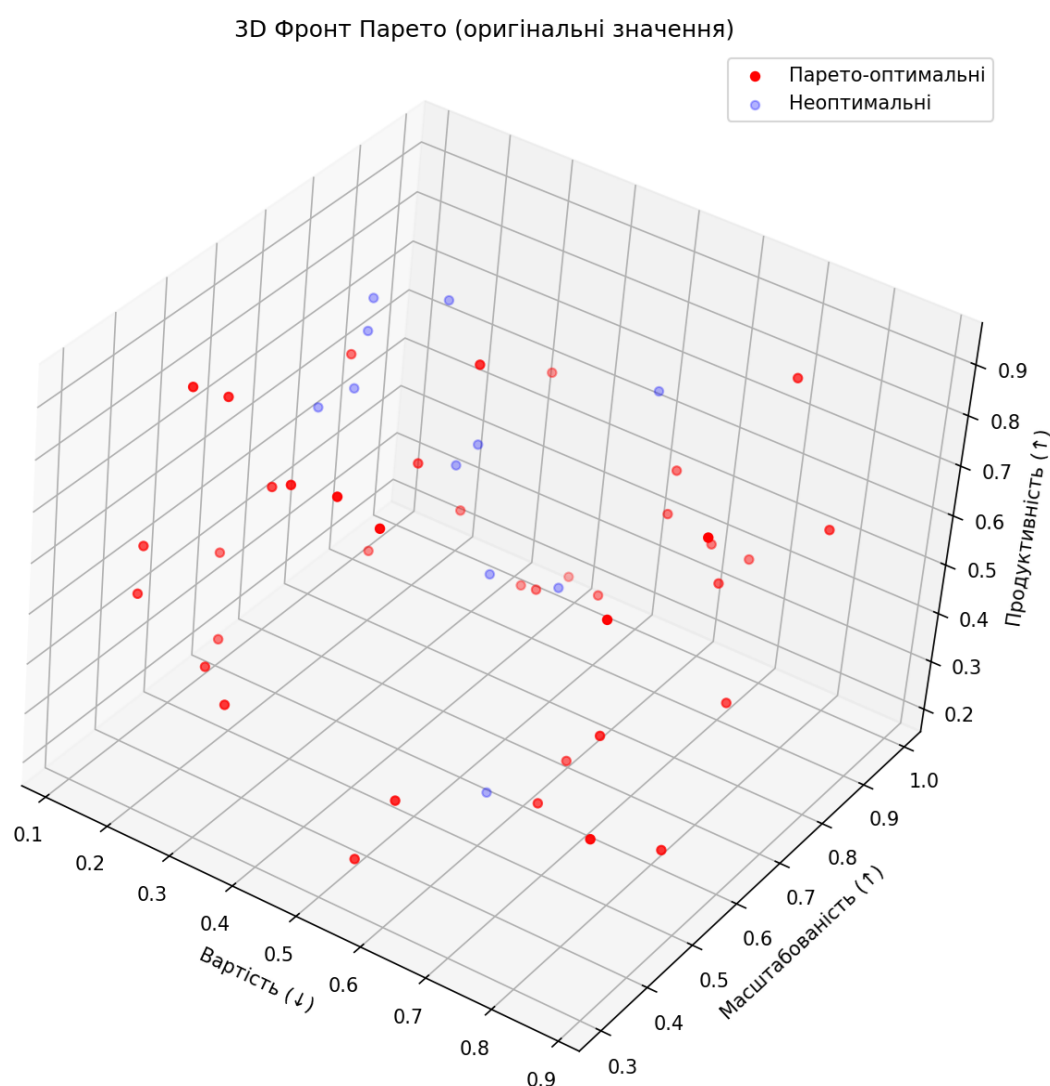


Рис. 2.5. Тривимірна візуалізація результатів моделювання вибору конфігурацій хмарної інфраструктури за трьома ключовими критеріями – вартістю (Cost), масштабованістю (Scalability) та продуктивністю (Performance)

Зазначене моделювання на рис. 2.4 та рис. 2.5 ілюструє результативність застосованого підходу до виявлення ефективних альтернатив без потреби у

попередньому агрегаційному зважуванні критеріїв,. Це, зокрема, додатково підвищує об'єктивність процедури вибору ХСП у кожному конкретному випадку. Отриману на рис. 2.5 Парето-множину використовуємо як вхідний простір рішень для подальшого етапу вибору опорної конфігурації ХСП в результаті побудови функцій бажаності або еталонного профілю. Резюмуючи підкреслимо, що результат на рис. 2.5 виконує не лише демонстративну роль для одного з етапів реалізації СППР (про це мова буде йти у наступному розділі дисертації), але й аналітично-функціональну роль у рамках загального алгоритму методу СВХІ.

На рисунку 2.6 наведено матрицю діаграм розсіювання. Ця матриця відображає попарні залежності між значеннями функцій належності для семи критеріїв ($f_1(x) - f_7(x)$), що моделюють властивості альтернатив конфігурацій ХСП. Діагональні панелі на рис. 2.6 містять оцінки розподілу функцій належності для кожного критерію окремо у вигляді оцінки густини. Це дозволяє ОПР візуально оцінити характер їх варіативності для наборів ХСП. Позадіагональні панелі ілюструють двовимірні проєкції розсіювання даних, які відповідають поєднанням різних критеріїв у просторі нечітких оцінок.

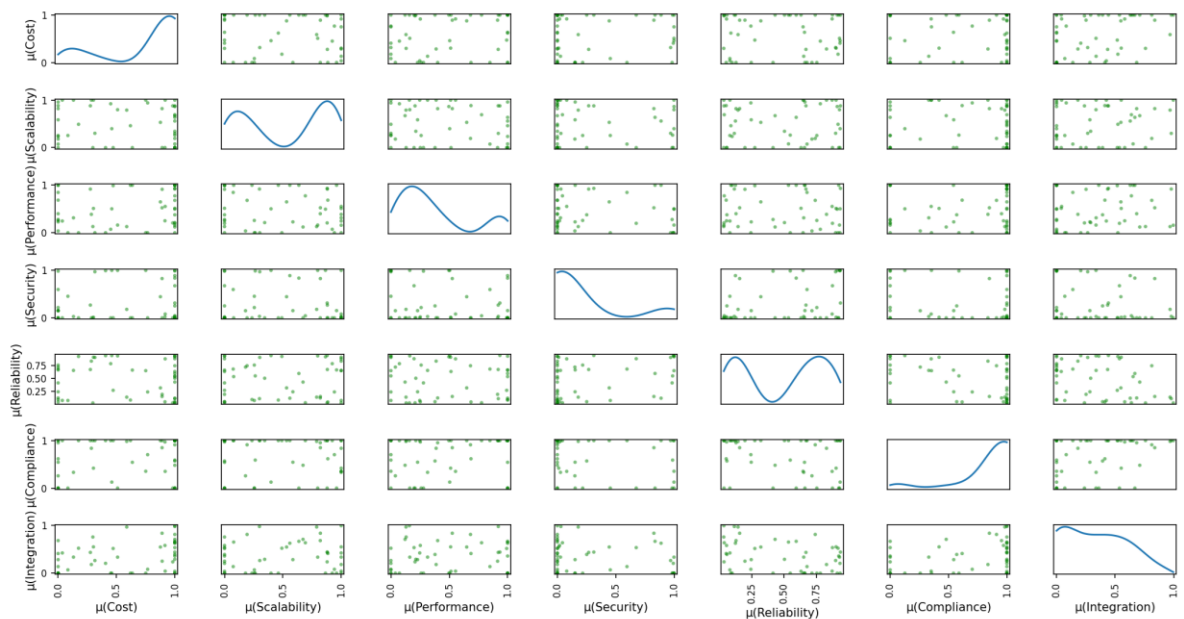


Рис. 2.6. Матриця взаємозв'язків функцій належності для критеріїв
хмарної інфраструктури

Дана візуалізація виконує діагностичну функцію, спрямовану на виявлення структурованих залежностей або відсутності кореляцій між критеріями в межах нечіткого простору в задачу пошуку оптимального для конкретного підприємства набору хмарних сервісів. Приміром, можна спостерігати квазілінійні або слабо-нелінійні залежності між деякими парами критеріїв, як-от між $\mu(\text{Scalability})$ та $\mu(\text{Performance})$ або $\mu(\text{Compliance})$ та $\mu(\text{Integration})$. Цей факт для розглянутого набору даних (див. табл. 2.2 та табл. 2.3), потенційно вказує на внутрішню узгодженість між ними при формуванні експертного профілю ХСП. Водночас більшість пар не показують чітко вираженої функціональної залежності. Це свідчить про їхню відносну незалежність у рамках моделі (2.1) – (2.26). Тобто, про виправданість подальшого використання методів багатокритеріального аналізу без попередньої агрегації.

Із аналітичної точки зору, представлена на рис. 2.6 матриця дозволяє ОПР оцінити щільність заповнення простору нечітких рішень, а також додатково виявити потенційну редундантність або домінування окремих критеріїв. Також це дає змогу в цілому сформулювати уявлення про ступінь покриття допустимих значень функцій належності для конкретних ХСП. Така візуалізація необхідна для подальшого калібрування параметрів нечітких множин та перевірки повноти симуляційного простору при масштабуванні експериментів.

На рис. 2.7 подано порівняння оригінальних значень критеріїв та відповідних їм значень функцій належності для однієї з альтернатив конфігурацій хмарної інфраструктури. Візуалізація на рис. 2.7 виконана у вигляді згрупованих стовпчиків, де синім кольором позначено нормалізовані вхідні значення за кожним критерієм, а помаранчевим – відповідні значення функцій належності, що визначають ступінь прийнятності кожного параметра у нечіткому представленні.

Рис. 2.7 на відміну від попередніх, тобто рис. 2.5 та рис. 2.6, виконує роль ілюстрації механізму переходу від кількісного до якісно-лінгвістичного простору оцінювання.

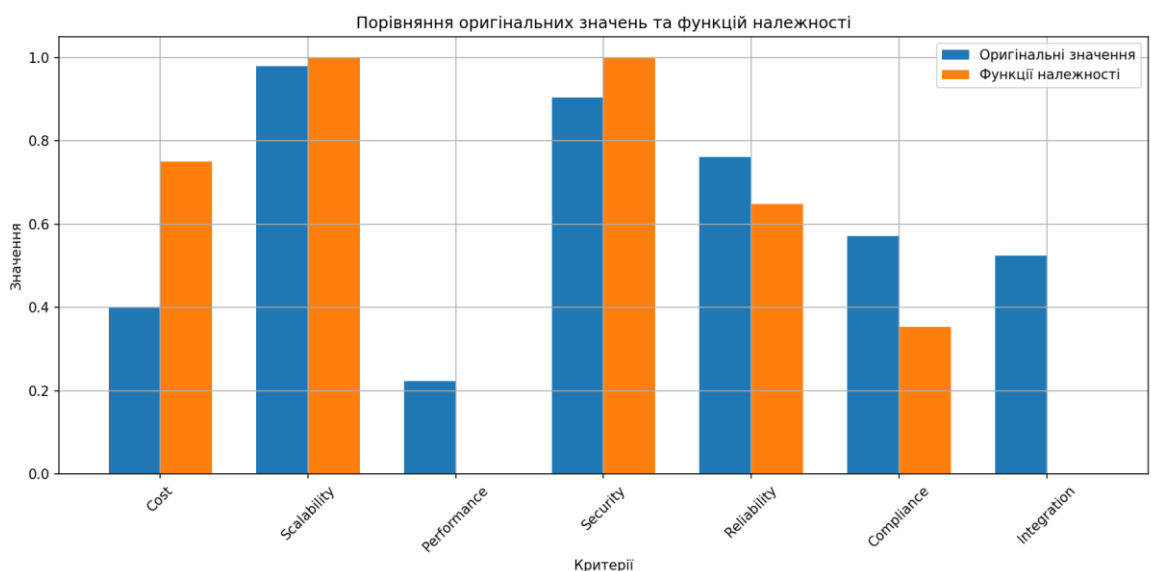


Рис. 2.7. Порівняльна характеристика оригінальних значень та функцій належності для окремого рішення при виборі ХСП

Зіставлення на рис. 2.7 значень наочно ілюструє, що один і той самий рівень первинного параметра (як-то, «продуктивності» або «надійності», див. таблиці 2.2 та 2.3) може набувати суттєво різної оцінки у формі функції належності залежно від її типу, структури та параметрів (ідеал, поріг неприйнятності тощо).

У цьому аспекті видно, що критерії з нелінійними функціями належності (до прикладу, як у нашому випадку – Security чи Compliance) трансформують первинні значення у значно ширший або вужчий інтервал. Відповідно, це відображає чутливість до відхилення від бажаного рівня.

Помітимо, що подібне порівняння є необхідним етапом інтерпретації моделі (2.1) – (2.26), оскільки дозволяє ОПР обґрунтувати вибір параметрів функцій належності у рамках процесу експертного налаштування, а також виявити ті критерії, у яких перехід до нечіткого простору найбільше впливає на ранжування альтернатив при обранні ХСП.

Отже, поданий графік не лише підтверджує правильність перетворення, але й відкриває можливість до подальшого аналізу структурної стабільності моделі щодо варіації функцій належності.

Зазначимо, що цей симуляційний етап, результати, якого ми представили на рис. 2.4 – 2.7 слід розглядати як вихідну точку для подальших, більш масштабних досліджень.

Отже, у даному підрозділі розроблено метод структурованого впровадження хмарної інфраструктури у корпоративні ІТ-системи, який забезпечує поетапний перехід від аналізу потреб підприємства до вибору, оцінювання та практичного впровадження оптимальної конфігурації хмарних сервісів. Запропонований метод поєднує формування критеріального профілю підприємства, оцінювання альтернатив за допомогою нечітких функцій належності, узгодження ваг критеріїв та застосування багатокритеріальної оптимізації для визначення найбільш доцільних рішень.

Відмітимо, що у межах наступного розділу дисертації ми сформуємо формалізований план-методику проведення повноцінного обчислювального експерименту. Наприклад, із залученням розширених наборів даних (для конкретного підприємства чи компанії). Це, відповідно, буде відображати реальні сценарії вибору та впровадження хмарних технологій на рівні великих корпоративних систем.

Такий же підхід дозволить здійснити як кількісну, так і якісну оцінку ефективності методу, який викладено в поточному розділі дисертації.

2.4. Висновки до другого розділу

У результаті дослідження, проведеного в межах другого розділу, реалізовано комплексний підхід до підтримки прийняття рішень щодо вибору та впровадження хмарних сервісів у корпоративні ІТ-системи великих підприємств. Сформульовані нижче висновки відображають ключові наукові результати та здобутки цього етапу дисертаційної роботи.

1. Зважаючи на високий ступінь конфліктності критеріїв при виборі конфігурації хмарних сервісів підприємств (ХСП), обґрунтовано доцільність використання багатокритеріального підходу з підтримкою нечіткої логіки,

виходячи з математичної моделі з 7 критеріями та відповідними функціями належності у нечіткій формі. Удосконалено модель вибору ХСП, що формалізує критерії через нечіткі функції належності з урахуванням експертної невизначеності, що забезпечує адаптацію до гібридного характеру вхідних даних під час вибору ХСП.

2. Щоб забезпечити формування збалансованого простору допустимих рішень застосовано два еволюційні методи оптимізації, а саме – NSGA-III та MOEA/D. Удосконалено підходи до побудови Парето-фронтів в умовах нечіткої постановки задачі та, на відміну від наявних рішень, запропоновано їх узгодження із нечіткими функціями належності на кожному етапі еволюційного відбору ХСП.

3. З огляду на обмеження класичних моделей агрегації критеріїв, запроваджено модифіковані підходи до обрання опорного рішення, як наслідок реалізації двох альтернативних стратегій – функції бажаності та евклідової відстані до вектора бажаних рівнів. Вперше розроблено комбіновану модель ранжування Парето-альтернатив у нечіткому просторі з урахуванням суб'єктивних побажань особи, що приймає рішення, без потреби жорсткого задання ваг ХСП.

4. Для досягнення мети підвищення адаптивності системи в умовах зміни пріоритетів підприємства запроваджено ігрові підходи до вагового налаштування критеріїв, як наслідок реалізації моделей некооперативних і кооперативних ігор, приміром через рівновагу Неша та вектор Шеплі. Удосконалено, механізм балансування ваг критеріїв у процесі відбору ХСП, що, на відміну від відомих рішень, дозволяє забезпечити гнучкість та стійкість системи підтримки прийняття рішень в задачі вибору ХСП.

5. Враховуючи потребу у формалізованому, інтерпретованому та послідовному підході до впровадження хмарних сервісів у складних корпоративних середовищах, вперше розроблено метод структурованого впровадження хмарної інфраструктури (СВХІ) у корпоративні ІТ-системи. В результаті синтезу математичних моделей нечіткого оцінювання (п.п. 2.1),

ігрових механізмів адаптації вагових коефіцієнтів (підрозділ 2.2) вперше розроблено цілісний метод СВХІ як багатоетапну, модульну систему прийняття рішень, що поєднує побудову критеріального профілю підприємства, гнучке узгодження ваг критеріїв вибору ХСП, багатокритеріальну оптимізацію альтернатив та формування рекомендацій для впровадження ХСП. Метод представлено у вигляді структурної схеми з модульною архітектурою, що забезпечує його інтерпретованість, масштабованість і програмну реалізованість у розрізі подальшої розробки системи підтримки прийняття рішень.

6. Для первинної валідації працездатності моделі та методу запропонованих у розділі проведено симуляційний обчислювальний експеримент на штучному наборі альтернатив та побудовано різні візуалізації результатів (графіки Парето-фронт, матриці функцій належності, порівняння оцінок).

РОЗДІЛ 3

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ПЕРЕВІРКА ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДУ СТРУКТУРОВАНОГО ВПРОВАДЖЕННЯ ХМАРНОЇ ІНФРАСТРУКТУРИ У КОРПОРАТИВНІ ІТ-СИСТЕМИ

3.1. План та методика проведення експериментальних досліджень моделі відбору та впровадження хмарних сервісів для великих підприємств

На завершальному етапі дослідження, згідно з задачами дисертації, проведемо імітаційний експеримент з вибору ХСП у корпоративну ІТ-систему великого підприємства. На цьому етапі потрібно ретельно спланувати експеримент, оскільки ми враховуємо не лише параметри для задачі вибору оптимального набору ХСП (див. розділ 2), а це й результати таксономії, згідно з даними опитувальних листів (див. розділ 1).

Мета експерименту – підтвердити адекватність побудованої математичної моделі (див. розділ 2). Також в процесі обчислювального експерименту виконаємо верифікацію моделі і методу та перевірку її здатності сформулювати оптимальне для конкретного підприємства рішення, щодо вибору хмарних сервісів на підставі сукупності техніко-економічних та експлуатаційних критеріїв, які було розглянуто у підрозділі 1.3 першого розділу роботи.

Методика дослідження побудована за принципом структурованого імітаційного експерименту (ІЕ). В ІЕ відтворювалися процеси багатокритеріального вибору альтернативних конфігурацій хмарних рішень, релевантних до умов великого підприємства. Як аналітична основа ІЕ застосовано запропонований у попередньому розділі метод структурованого впровадження ХСП. Відповідно метод описує послідовність етапів прийняття рішень, починаючи з оцінювання вихідних вимог та закінчуючи формуванням оптимального набору ХСП для інтеграції в ІТ-архітектуру підприємства.

Дослідження проводилося на основі сформованого базового набору даних (dataset) з табл. 3.1. Набір моделював типові варіанти впровадження ХСП з урахуванням їх таксономічної класифікації (додаток В).

У структурі набору даних враховано п'ять категорій сервісів. Це відповідно [148, 149]:

- Infrastructure as a Service (IaaS);
- Platform as a Service (PaaS);
- Software as a Service (SaaS);
- Business Process as a Service (BPaaS);
- Data as a Service (DaaS).

Вибір саме цих типів ХСП зумовлений тим, що вони представляють різні рівні абстракції та відповідальності у хмарі. Модель IaaS забезпечує базову інфраструктуру і контроль над обчислювальними ресурсами. Модель PaaS відповідає за платформні інструменти для розробки. SaaS орієнтована на кінцеві бізнес-додатки. BPaaS формалізує бізнес-процеси як послуги. А DaaS – управління корпоративними даними. Кожен варіант моделі охоплює специфічний шар архітектури ХСП.

Як зазначено раніше, для формування вихідних параметрів у наборі даних використовувався опитувальник (див. додаток В). Опитувальник відображав суб'єктивні оцінки експертів та ІТ-керівників щодо відносної важливості обраних для моделі розділу 2 критеріїв ефективності ХСП. Кожен критерій оцінювався у межах безрозмірної шкали від 0 до 1. Така нормалізація розмірностей критеріїв забезпечила для програмної реалізації моделі сумісність з методами багатокритеріальної оптимізації, зокрема й NSGA-III та MOEA/D. Формат даних у табл. 3.1 дозволив використовувати оцінки опитувальника як вагові коефіцієнти або вхідні параметри у процесі оптимізації складу ХСП.

На основі отриманих даних побудовано програмну імітаційну модель, у якій критерії оптимізації описано як наступні (див. табл. 3.1):

- вартість (Cost);
- масштабованість (Scalability);

- продуктивність (Performance);
- безпека (Security);
- надійність (Reliability);
- відповідність нормативам (Compliance);
- інтегрованість (Integration).

Для аналізу ефективності рішень використовувалися багатокритеріальні еволюційні алгоритми NSGA-III та MOEA/D. Саме ці алгоритми дозволили у підсумку побудувати Парето-оптимальні фронти у просторі цілей високої розмірності.

Оцінювання якості знайдених рішень здійснювалося за допомогою стандартних індикаторів:

- гіпероб'єм (Hypervolume, HV);
- рівномірність розподілу (Spacing, SP).

Це забезпечило під час ІЕ кількісну інтерпретацію як покриття області рішень, так і стабільності їх розподілу на фронті Парето. Застосований план ІЕ забезпечив можливість об'єктивного порівняння результатів, які отримано при різних параметрах ІЕ. А також для різних типів ХСП.

План проведення експерименту включав наступні етапи [150-152]:

- підготовка даних;
- параметризація моделі;
- проведення серії симуляцій для різних типів ХСП;
- обчислення показників ефективності HV та SP;
- узагальнення висновків ІЕ.

Запропонована методика ІЕ поєднала кількісні дані, отримані з опитувальника, із параметричною моделлю вибору ХСП (див. розділ 2). Тобто ІЕ у підсумку забезпечив можливість формування валідних висновків щодо ефективності запропонованого методу структурованого впровадження хмарної інфраструктури (див. рис. 2.2).

У межах проведеного дослідження логічна послідовність переходу від теоретичної моделі й методу, які викладено у розділі 2 до практичного

інструментарію, які наведено в наступному підрозділі, реалізовано через поетапне перетворення таксономії критеріїв у структурований опитувальник (див. додаток В). Далі дані обернено у датасет (див. табл. 3.1 та рис. 3.1) для моделювання та аналізу результатів ІЕ.

Вихідною позицією цього процесу слугувала таксономія критеріїв вибору ХСП. Тобто таксономія у цьому випадку, див. рис. 1.6 (додаток Б), являла ієрархічну структуру класифікації критеріїв оцінювання якості ХСП. Її зміст полягав у формалізації багатовимірного поняття «якість хмарного сервісу» [1, 2] через групування чинників за економічними, технічними, безпековими, правовими та організаційними ознаками (див. табл. 1.12). Це гарантувало цілісність категорій оцінювання ХСП. А також, створило теоретичне підґрунтя для подальшої емпіричної оцінки. Кожен елемент опитувальника є конкретизацією відповідного критерію ($f1x$ – вартість ХСП (мінімізуємо); $f2x$ – масштабованість ХСП (максимізуємо); $f3x$ – продуктивність ХСП (максимізуємо); $f4x$ – рівень безпеки (або безпека) ХСП (максимізуємо); $f5x$ – надійність ХСП (максимізуємо); $f6x$ – відповідність ХСП стандартам (максимізуємо); $f7x$ – інтеграція ХСП з іншими сервісами (максимізуємо). В основу оцінювання покладено уніфіковану шкалу Лайкерта [153, 154]. Це дало змогу стандартизувати відповіді респондентів та забезпечити порівнянність результатів. Отже, абстрактну ієрархічну структуру (рис. 1.6) трансформовано у вимірювальну систему, придатну до застосування моделі та методу СВХІ (див. розділ 2).

Результатом методологічної інтеграції стало формування зв'язку між трьома рівнями представлення даних. А саме: 1) теоретичний (таксономія), див. рис. 1.6; 2) інструментальний (опитувальник), див. додаток В та табл. 1.11; 3) аналітичний (датасет), див. рис. 3.1. У межах цього зв'язку кожна позиція опитувальника виступала похідною від певного елемента таксономії. А кожен запис у датасеті – це фактично кількісне відображення експертної оцінки.

Таблиця 3.1

Структура опрацювання результатів опитування та формування даних для датасету

x0	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	cost	Scalability	performance	Security	Reliability	Compliance	Integration	service_type	eco_weight	tech_weight	sec_weight	law_weight	org_weight
0.43	0.95	0.79	0.63	0.24	0.24	0.15	0.88	4.5	7.4	1.3	0.23	0.90	0.74	0.84	IaaS	0.9	1.0	0.95	0.8	0.9
0.11	0.97	0.84	0.29	0.26	0.26	0.37	0.57	1.3	6.8	1.5	0.43	0.65	0.64	0.61	DaaS	0.7	0.85	1.0	0.95	0.85
0.65	0.22	0.36	0.43	0.51	0.80	0.28	0.56	6.3	3.8	4.7	0.35	0.65	0.74	0.48	SaaS	1.0	0.8	0.85	0.9	0.9
0.64	0.25	0.15	0.95	0.96	0.82	0.37	0.18	6.2	4.2	8.5	0.43	0.35	0.80	0.69	DaaS	0.7	0.85	1.0	0.95	0.85
0.21	0.54	0.13	0.91	0.33	0.69	0.38	0.56	2.	3.9	3.0	0.44	0.65	0.71	0.56	IaaS	0.9	1.0	0.95	0.8	0.9
0.97	0.79	0.94	0.90	0.63	0.93	0.18	0.27	9.8	9.8	6.5	0.26	0.42	0.39	0.63	IaaS	0.9	1.0	0.95	0.8	0.9
0.45	0.34	0.84	0.42	0.35	0.58	0.22	0.82	4.3	7.3	2.8	0.30	0.85	0.41	0.99	SaaS	1.0	0.8	0.85	0.9	0.9
0.79	0.27	0.10	0.83	0.73	0.75	0.79	0.16	7.7	3.3	6.1	0.81	0.33	0.59	0.52	DaaS	0.7	0.85	1.0	0.95	0.85
0.87	0.66	0.39	0.15	0.38	0.39	0.75	0.67	8.8	3.0	2.2	0.78	0.73	0.92	0.71	DaaS	0.7	0.85	1.0	0.95	0.85
0.20	0.74	0.78	0.60	0.79	0.54	0.57	0.48	2.1	7.5	4.9	0.61	0.58	0.38	0.51	IaaS	0.9	1.0	0.95	0.8	0.9
0.12	0.67	0.38	0.55	0.91	0.32	0.46	0.78	1.2	4.4	3.6	0.52	0.82	0.51	0.50	IaaS	0.9	1.0	0.95	0.8	0.9
0.36	0.24	0.93	0.82	0.67	0.88	0.82	0.26	3.4	9.4	6.5	0.84	0.41	0.93	0.75	BPaaS	0.9	0.9	0.9	1.0	1.0
0.82	0.90	0.38	0.19	0.30	0.48	0.83	0.87	8.4	3.1	2.2	0.85	0.90	0.37	0.73	DaaS	0.7	0.85	1.0	0.95	0.85
0.47	0.3	0.20	0.40	0.94	0.39	0.56	0.73	4.5	2.5	4.3	0.61	0.78	0.59	0.98	BPaaS	0.9	0.9	0.9	1.0	1.0
0.96	0.32	0.54	0.37	0.35	0.13	0.64	0.55	9.5	4.9	1.2	0.68	0.64	0.40	0.6	PaaS	0.8	0.95	0.9	0.85	1.0
0.91	0.31	0.23	0.54	0.98	0.31	0.70	0.78	9.0	3.2	3.8	0.73	0.82	0.52	0.85	PaaS	0.8	0.95	0.9	0.85	1.0
0.43	0.66	0.67	0.58	0.18	0.85	0.38	0.26	4.3	6.6	2.3	0.45	0.41	0.39	0.77	DaaS	0.7	0.85	1.0	0.95	0.85
0.71	0.11	0.561	0.30	0.68	0.25	0.72	0.44	6.8	4.8	2.5	0.75	0.55	0.96	0.53	SaaS	1.0	0.8	0.85	0.9	0.9
0.40	0.20	0.93	0.89	0.33	0.69	0.83	0.6	3.8	9.6	3.0	0.85	0.68	0.70	0.59	IaaS	0.9	1.0	0.95	0.8	0.9
0.18	0.90	0.91	0.67	0.40	0.41	0.75	0.90	1.9	8.7	2.4	0.77	0.92	0.92	0.88	BPaaS	0.9	0.9	0.9	1.0	1.0
0.67	0.17	0.24	0.90	0.64	0.10	0.19	0.69	6.5	4.7	1.5	0.27	0.75	0.373	0.54	BPaaS	0.9	0.9	0.9	1.0	1.0

Джерело: складено автором

У процесі формування бази емпіричних даних кожна заповнена анкета отримана від представника підприємства. Опитування здійснено шляхом оцінювання конкретних хмарних сервісів. У датасеті дані опитування розглядалися як окреме спостереження. Тобто один запис у сукупному датасеті (див. рис. 3.1) – це дані опитування одного фахівця підприємства. Відповідно, запис містив кількісні оцінки хмарних сервісів за всіма критеріями, передбаченими опитувальником. Це дозволило у підсумку сформувати багатовимірний простір параметрів ХСП. У цьому багатовимірному просторі відобразилися як технічні, так й організаційно-економічні характеристики ХСП. Водночас різномірність природи показників $f1x - f7x$, унеможливило їх безпосереднє порівняння. Це пов'язано із тим, що параметри $f1x - f7x$ належали до різних шкал виміру. Саме тому застосовано етап нормалізації [133, 156]. Нормалізація виконувала уніфікацію шкал оцінювання. Тобто саме нормалізація у підсумку забезпечила коректність подальшої аналітичної обробки на основі методу СВХІ (див. розділ 2).

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
4	0.651,0.226,0.363,0.43,0.51,0.807,0.28,0.563,0.633,0.142,6.307764582895239,3.810384300899427,4.777635864359155,0.352,0.65,0.743,0.485,SaaS,1.0,0.8,0.85,0.9,0.9																	
5	0.647,0.253,0.159,0.954,0.969,0.828,0.374,0.188,0.716,0.496,6.282817338464491,4.234995911692559,8.515326649211318,0.437,0.35,0.801,0.698,DaaS,0.7,0.85,1.0,0.95,0.85																	
6	0.21,0.546,0.131,0.918,0.333,0.696,0.381,0.568,0.592,0.266,2.035645512966484,3.900899427636958,3.053579411201226,0.442,0.654,0.714,0.56,aaS,0.9,1.0,0.95,0.8,0.9																	
7	0.973,0.798,0.946,0.905,0.638,0.93,0.18,0.276,0.141,0.393,9.83306423877451,9.84766966475879,6.515965259595121,0.262,0.421,0.398,0.636,aaS,0.9,1.0,0.95,0.8,0.9																	
8	0.45,0.344,0.846,0.421,0.353,0.588,0.227,0.822,0.167,0.988,4.347578696470947,7.3323793949304985,2.822051216552781,0.304,0.858,0.417,0.993,SaaS,1.0,0.8,0.85,0.9,0.9																	
9	0.795,0.279,0.105,0.834,0.736,0.756,0.794,0.167,0.423,0.204,7.786193516120979,3.3990188062142273,6.165176575771122,0.815,0.333,0.596,0.523,DaaS,0.7,0.85,1.0,0.95,0.85																	
10	0.877,0.661,0.398,0.157,0.38,0.393,0.757,0.674,0.898,0.525,8.80064573755336,3.064186426819297,2.2621495625518873,0.781,0.739,0.929,0.715,DaaS,0.7,0.85,1.0,0.95,0.85																	
11	0.208,0.742,0.785,0.605,0.794,0.544,0.57,0.485,0.123,0.197,2.1122068442906774,7.55977105478332,4.9733380164761485,0.613,0.588,0.386,0.518,aaS,0.9,1.0,0.95,0.8,0.9																	
12	0.128,0.673,0.383,0.558,0.917,0.324,0.469,0.78,0.306,0.169,1.279498033803342,4.428536385936223,3.681876237307619,0.522,0.824,0.514,0.502,aaS,0.9,1.0,0.95,0.8,0.9																	
13	0.361,0.245,0.937,0.827,0.67,0.884,0.823,0.268,0.903,0.585,3.4024132027585967,9.49591169255928,6.509355642122742,0.841,0.414,0.932,0.751,BPaaS,0.9,0.9,0.9,1.0,1.0																	
14	0.827,0.906,0.386,0.199,0.305,0.484,0.836,0.875,0.106,0.56,8.420309871788824,3.132624693376942,2.2491219107222684,0.853,0.9,0.374,0.736,DaaS,0.7,0.85,1.0,0.95,0.85																	
15	0.476,0.3,0.208,0.404,0.949,0.391,0.567,0.733,0.427,0.975,4.585350834870989,2.5740801308258376,4.385177852991889,0.61,0.786,0.599,0.985,BPaaS,0.9,0.9,0.9,1.0,1.0																	
16	0.966,0.327,0.548,0.371,0.356,0.133,0.649,0.552,0.146,0.351,9.531638816031613,4.951757972199509,1.2879494220576027,0.684,0.642,0.402,0.61,PaaS,0.8,0.95,0.9,0.85,1.0																	
17	0.917,0.316,0.23,0.541,0.987,0.318,0.705,0.785,0.314,0.755,9.035738923229946,3.2430089942763694,3.8385912254933268,0.734,0.828,0.52,0.853,PaaS,0.8,0.95,0.9,0.85,1.0																	
18	0.431,0.669,0.67,0.582,0.181,0.852,0.389,0.268,0.137,0.632,4.321817911216896,6.632542927228127,2.3121527556038064,0.45,0.414,0.396,0.779,DaaS,0.7,0.85,1.0,0.95,0.85																	
19	0.71,0.115,0.561,0.304,0.681,0.257,0.722,0.448,0.943,0.224,6.8466869627652834,4.803843008994276,2.508429657066224,0.75,0.558,0.96,0.534,SaaS,1.0,0.8,0.85,0.9,0.9																	
20	0.407,0.202,0.932,0.89,0.332,0.694,0.835,0.6,0.577,0.318,3.8452318194687987,9.691659852820932,3.0413180918321734,0.852,0.68,0.704,0.591,aaS,0.9,1.0,0.95,0.8,0.9																	
21	0.184,0.907,0.91,0.67,0.405,0.414,0.753,0.907,0.898,0.802,1.9556972774483712,8.722485690923957,2.440992400536433,0.778,0.926,0.929,0.881,BPaaS,0.9,0.9,0.9,1.0,1.0																	
22	0.678,0.176,0.245,0.909,0.646,0.108,0.191,0.697,0.105,0.245,6.555849281422552,4.708176614881438,1.5030014688038826,0.272,0.758,0.373,0.547,BPaaS,0.9,0.9,0.9,1.0,1.0																	
23	0.594,0.723,0.687,0.302,0.741,0.314,0.393,0.772,0.685,0.864,5.986480316915547,5.722976287816844,3.0585605721949043,0.454,0.817,0.779,0.919,SaaS,1.0,0.8,0.85,0.9,0.9																	
24	0.692,0.611,0.184,0.431,0.339,0.32,0.976,0.454,0.903,0.668,6.915966294537755,2.5004905968928863,1.8700747174149053,0.978,0.563,0.932,0.801,DaaS,0.7,0.85,1.0,0.95,0.85																	
25	0.815,0.552,0.619,0.543,0.276,0.75,0.353,0.122,0.681,0.259,8.127964127777194,6.113736713000818,2.814675266619835,0.417,0.298,0.777,0.556,SaaS,1.0,0.8,0.85,0.9,0.9																	
26	0.946,0.959,0.923,0.433,0.114,0.935,0.485,0.97,0.967,0.868,9.650368512428146,7.946852003270646,1.8539817357430233,0.537,0.976,0.977,0.921,PaaS,0.8,0.95,0.9,0.85,1.0																	
27	0.365,0.447,0.866,0.385,0.253,0.601,0.943,0.726,0.613,0.187,3.5462369630669666,7.348569092395748,2.2874385337505587,0.948,0.781,0.729,0.512,SaaS,1.0,0.8,0.85,0.9,0.9																	
28	0.654,0.991,0.226,0.566,0.89,0.767,0.727,0.732,0.424,0.364,6.721213269710067,3.306295993458708,7.366977457053452,0.755,0.786,0.596,0.619,DaaS,0.7,0.85,1.0,0.95,0.85																	
29	0.828,0.829,0.88,0.922,0.56,0.551,0.818,0.685,0.732,0.816,8.398788750454479,9.428945216680294,3.792036528513954,0.837,0.748,0.812,0.89,DaaS,0.7,0.85,1.0,0.95,0.85																	
30	0.901,0.404,0.438,0.185,0.62,0.132,0.519,0.588,0.358,0.632,8.915015096484087,3.4608340147179066,1.6198671690401687,0.567,0.671,0.551,0.779,aaS,0.9,1.0,0.95,0.8,0.9																	
31	0.127,0.134,0.84,0.424,0.214,0.57,0.793,0.294,0.661,0.177,1.0,7.302943581357318,2.0037039402260683,0.814,0.435,0.762,0.506,DaaS,0.7,0.85,1.0,0.95,0.85																	
32	0.147,0.578,0.587,0.674,0.753,0.978,0.565,0.391,0.816,0.344,1.415253761941932,6.35363859362224,7.8941183983651575,0.608,0.513,0.871,0.606,DaaS,0.7,0.85,1.0,0.95,0.85																	
33	0.495,0.171,0.123,0.966,0.852,0.728,0.468,0.256,0.241,0.325,4.715477142083937,0.017906786590351,6.764161185260873,0.521,0.405,0.469,0.595,BPaaS,0.9,0.9,0.9,1.0,1.0																	
34	0.594,0.743,0.694,0.352,0.959,0.764,0.599,0.651,0.478,0.323,6.001213551281675,5.961406377759608,7.855418609106585,0.639,0.72,0.634,0.594,DaaS,0.7,0.85,1.0,0.95,0.85																	

Рис. 3.1. Загальний вигляд даних для датасету

Нормалізація полягала у оберненні початкових експертних оцінок, отриманих за шкалою Лайкерта (від 1 до 5 згідно опитувальника, див. додаток

В), у безрозмірні значення, що належали інтервалу $[0,1]$. Таке перетворення дозволило нам зберегти відносну структуру переваг експертів. Але одночасно така нормалізація зробила можливим застосування математичних процедур оптимізації згідно методу СВХІ, де всі змінні мають єдиний масштаб для подальшого застосування методів NSGA-II, NSGA-III та MOEA/D. У рамках моделі вибору ХСП нормалізовані значення інтерпретувалися рід час експериментального дослідження як функції належності у частині методу СВХІ, як частка апарату нечіткої логіки (див. табл. 2.2 та 2.3). Це дало можливість перейти від жорстких порівнянь до градуйованої оцінки ступеня відповідності ХСП певному критерію таксономії (див. табл. 1.12) та опитувальник у додатку В. У підсумку прийняття рішення моделюємо не як бінарний вибір, а як систему зважених оцінок, де кожен сервіс вирізняється множиною нечітких параметрів.

Використання нечіткої логіки у задачі вибору оптимальних ХСП забезпечило відображення невизначеності, властивої експертним судженням. Також застосування нечіткої логіки дозволило сформувати гнучку модель прийняття рішень під час вибору ХСП.

Нормалізований датасет, побудований на основі вищенаведених принципів, виступив основним елементом для подальшого застосування методів багатокритеріальної оптимізації в межах методу СВХІ. Це пов'язано із тим, що, оскільки кожен критерій $f1x - f7x$ оцінено в єдиному числовому просторі, то він міг безпосередньо використовуватися при побудові Парето-фронтів або функцій бажаності. У результаті ми отримали концептуально та математично узгоджену структуру даних у датасеті. У підсумковому датасеті якісні оцінки з опитувальника трансформовано у формалізовані вхідні змінні для моделі вибору ХСП.

Експериментальне дослідження проведено на реальних даних конфігурацій ХСП. Загальні характеристики вихідного датасету наведено у табл. 3.2.

Таблиця 3.2

Загальні характеристики вихідного датасету

Параметр	Значення
Загальна кількість записів	1013
Кількість типів сервісів	5 (IaaS, PaaS, SaaS, BPaaS, DaaS)
Кількість оптимізаційних критеріїв	7
Діапазон значень критеріїв	Різноманітний (див. табл. 1.12 та додаток В)

Джерело: складено автором

Параметри алгоритмів NSGA-II, NSGA-III та MOAE/D наведені у табл. 3.3.

Таблиця 3.3

Параметри алгоритмів NSGA-II, NSGA-III та MOAE/D

Параметр	Значення	Обґрунтування вибору
Розмір популяції	200	Забезпечувала різноманітність вибору.
Кількість поколінь	100	Достатньо для збіжності алгоритму.
Оператор кросовера	SBX (Simulated Binary Crossover)	Стандартний для задач безперервної оптимізації.
Ймовірність кросовера	0.9	Висока ймовірність для інтенсифікації пошуку оптимального складу ХСП.
Оператор мутації	PM (Polynomial Mutation)	Забезпечував дослідження простору пошуку.
Ймовірність мутації	0.1	Для збалансованого пошуку за параметрами $f1x - f7x$.

Джерело: складено автором

Імітаційне моделювання та експериментальні обчислення здійснювалися у комбінованому середовищі Google Colaboratory та інтегрованому середовищі розробки PyCharm (див. рис. 3.2 та 3.3). Це дало змогу поєднати під час ІЕ зручність хмарних обчислень у Google Colaboratory із контролем локального програмного середовища PyCharm.

```

# Крок 3: Імпорт конкретних модулів pymoo
from pymoo.algorithms.moo.nsga3 import NSGA3
from pymoo.util.ref_dirs import get_reference_directions
from pymoo.core.problem import Problem
from pymoo.optimize import minimize
from pymoo.core.population import Population
from pymoo.indicators.hv import HV
from pandas.plotting import parallel_coordinates

# Імпорт NonDominatedSorting з правильним шляхом
try:
    from pymoo.util.nds.non_dominated_sorting import NonDominatedSorting
except ImportError:
    from pymoo.util.non_dominated_sorting import NonDominatedSorting

print("Всі бібліотеки успішно імпортовано!")

# Налаштування
POP_SIZE = 100
N_GEN = 50
SEED = 1

# Створення папки для результатів
OUT_DIR = "/content/analysis_results"
os.makedirs(OUT_DIR, exist_ok=True)

# --- ЗАВАНТАЖЕННЯ ДАНИХ ---
print(f"Завантаження датасету...")

from google.colab import files
uploaded = files.upload()

dataset_filename = list(uploaded.keys())[0]
print(f"Завантажено файл: {dataset_filename}")

df = pd.read_csv(dataset_filename)
print(f"Датасет успішно завантажено! Розмір: {df.shape}")

# Перевірка наявності очікуваних колонок
required_X = [f"x{i}" for i in range(10)]
required_F = ['cost', 'scalability', 'performance', 'security', 'reliability', 'compliance', 'integration']

print("\n Перші 5 рядків датасету:")
print(df.head())

# Мappінг service_type у коди
service_types = sorted(df['service_type'].unique())
service_map = {s:i for i,s in enumerate(service_types)}
df['service_code'] = df['service_type'].map(service_map)

```

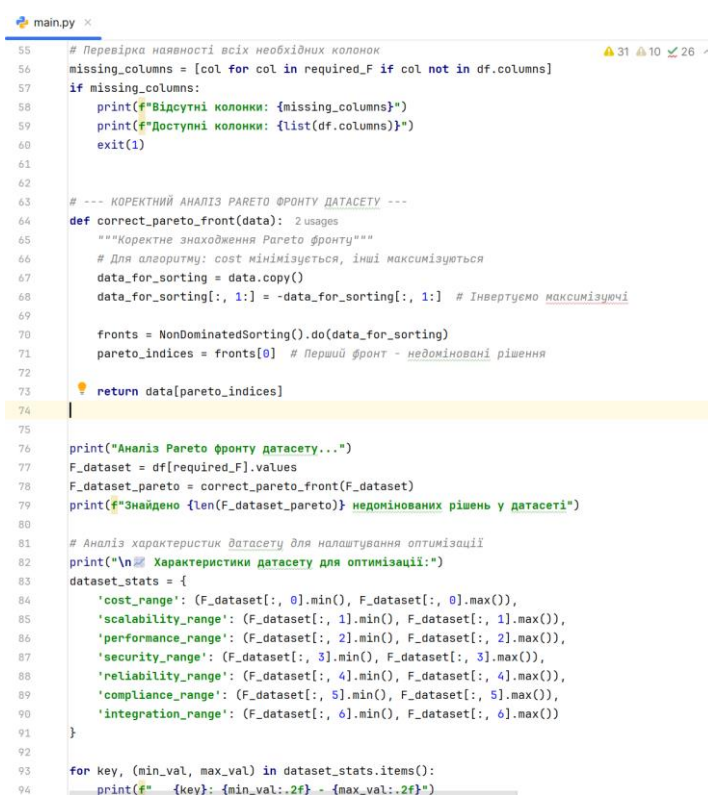
Рис. 3.2. Загальний вигляд проведення ІЕ у Google Colaboratory

Програмну реалізацію моделі та методу СВХІ виконано мовою Python версії 3.8 та 3.10. Мова Python обрана завдяки своїй універсальності, відкритості та наявності розвиненої системи бібліотек для наукових обчислень [157, 158, 159]. Для реалізації математичних процедур, оброблення даних і візуалізації результатів застосовано бібліотеки pymoo 0.6.0, pandas 1.3.5, numpy 1.21.6 та matplotlib 3.2.2.

Використання бібліотеки pymoo забезпечило у процесі реалізації ІЕ реалізацію алгоритмів багатокритеріальної оптимізації, зокрема NSGA-II,

NSGA-III та MOEA/D, у поєднанні з процедурою оцінювання Парето-оптимальних рішень.

Апаратна конфігурація середовища реалізації всіх ІЕ містила ноутбук із центральним процесором Intel Core 12-го покоління з 10 ядрами та оперативною пам'яттю розміром 16 GB, що забезпечило достатній обсяг апаратних ресурсів для проведення симуляцій із середнім навантаженням та збереженням результатів у окремих файлах *.csv – (pareto_front_dataset.csv та pareto_front_optimized.csv).



```

55 # Перевірка наявності всіх необхідних колонок
56 missing_columns = [col for col in required_F if col not in df.columns]
57 if missing_columns:
58     print(f"Відсутні колонки: {missing_columns}")
59     print(f"Доступні колонки: {list(df.columns)}")
60     exit(1)
61
62
63 # --- КОРЕКТНИЙ АНАЛІЗ PARETO ФРОНТУ ДАТАСЕТУ ---
64 def correct_pareto_front(data): 2 usages
65     """Коректне знаходження Pareto фронту"""
66     # Для алгоритму: cost мінімізується, інші максимізуються
67     data_for_sorting = data.copy()
68     data_for_sorting[:, 1:] = -data_for_sorting[:, 1:] # Інвертуємо максимізуючі
69
70     fronts = NonDominatedSorting().do(data_for_sorting)
71     pareto_indices = fronts[0] # Перший фронт - недоміновані рішення
72
73     return data[pareto_indices]
74
75
76 print("Аналіз Pareto фронту датасету...")
77 F_dataset = df[required_F].values
78 F_dataset_pareto = correct_pareto_front(F_dataset)
79 print(f"Знайдено {len(F_dataset_pareto)} недомінованих рішень у датасеті")
80
81 # Аналіз характеристик датасету для налаштування оптимізації
82 print("\n📊 Характеристики датасету для оптимізації:")
83 dataset_stats = {
84     'cost_range': (F_dataset[:, 0].min(), F_dataset[:, 0].max()),
85     'scalability_range': (F_dataset[:, 1].min(), F_dataset[:, 1].max()),
86     'performance_range': (F_dataset[:, 2].min(), F_dataset[:, 2].max()),
87     'security_range': (F_dataset[:, 3].min(), F_dataset[:, 3].max()),
88     'reliability_range': (F_dataset[:, 4].min(), F_dataset[:, 4].max()),
89     'compliance_range': (F_dataset[:, 5].min(), F_dataset[:, 5].max()),
90     'integration_range': (F_dataset[:, 6].min(), F_dataset[:, 6].max())
91 }
92
93 for key, (min_val, max_val) in dataset_stats.items():
94     print(f"{key}: {min_val:.2f} - {max_val:.2f}")

```

Рис. 3.3 Загальний вигляд проведення ІЕ у PyCharm

Зазначимо, що розроблена у дисертаційному дослідженні експериментальна методика має низку обмежень. Обмеження пов'язані із постановкою завдання дисертаційного дослідження. Зокрема модель оцінювання охопила лише п'ять характерних категорій хмарних сервісів – IaaS, PaaS, SaaS, BPaaS та DaaS. Проте це узгоджено із прийнятою у галузі хмарних технологій класифікацією і потребами конкретного підприємства.

Також, аналіз результатів ІЕ здійснювався за фіксованим набором із семи цільових критеріїв $f1x - f7x$ (див. розділ 2 роботи). Результати симуляцій певною мірою залежали від структури та наповнення вихідного датасету (див. табл. 3.1 та опитувальник у додатку В). При цьому датасет сформовано на основі експертних оцінок в опитувальнику, тому він відображав притаманні експертам суб'єктивні характеристики ХСП.

Але, попри зазначені обмеження, розроблена методика забезпечувала системну основу для відтворюваного дослідження процесу вибору та впровадження ХСП великих підприємств. Її застосування дозволило інтегровано оцінити ефективність розробленого методу багатокритеріальної оптимізації, перевірити узгодженість між теоретичною моделлю (див. розділ 2) та експериментальними даними.

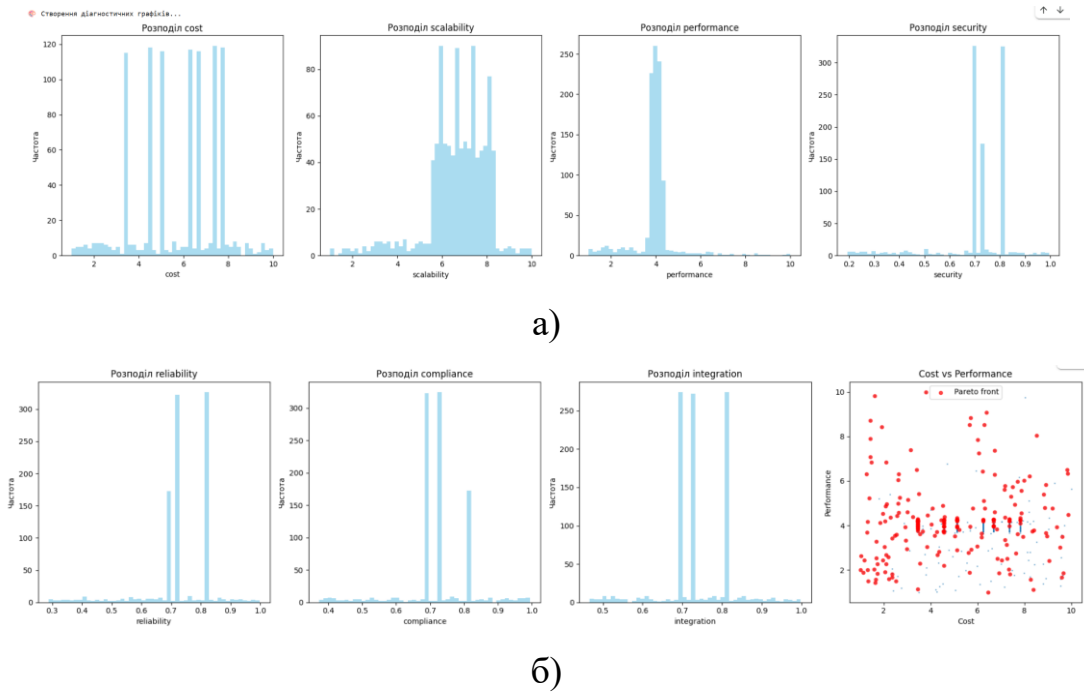
На першому етапі ІЕ проведено діагностику датасету. Необхідність діагностики датасету, сформованого на основі відповідей опитувальника, зумовлена специфікою як емпіричного матеріалу опитувальника, так і специфікою застосовуваних далі у ІЕ алгоритмів багатокритеріальної оптимізації NSGA-II, NSGA-III та MOEA/D.

Дані опитувальника по суті являли собою серію експертних суджень фахівців замовника. Отже, дані містили як суб'єктивні компоненти, так і емпіричні відмінності у профілях респондентів. Це зокрема рівень ІТ-компетенцій, галузева належність, масштаб відповідальності підрозділу підприємства тощо. У подібній задачі діагностика слугувала одночасно кільком взаємопов'язаним цілям. А саме, діагностику датасету використано для наступних задач:

- підтвердити коректність та повноту наведених у опитувальниках показників ХСП;
- виявити пропущені у датасеті значення;
- оцінити розподіл і кореляційні зв'язки між ознаками;
- визначити репрезентативність вибірки у фінальному датасеті.

Для алгоритмів на кшталт NSGA-II, NSGA-III і MOEA/D така первинна перевірка є суттєвою.

Виконані діагностичні процедури дозволили (рис. 3.4) переконатися у придатності даних для задачі багатокритеріальної оптимізації.



Діагностичні графіки створено!

```

=====
РЕЗУЛЬТАТ ДІАГНОСТИКИ
=====
Загальний розмір датасету: 1013 записів
Розмір Pareto фронту: 216 рішень
Відсоток недомінованих рішень: 21.32%
Датасет містить недоміновані рішення для подальшого аналізу
=====
  
```

в)

Рис. 3.4 Загальний вигляд результатів проведення діагностики датасету у Google Colaboratory

Встановлено загальний обсяг набору спостережень склав 1013 записів. Це гарантує достатній рівень статистичної варіативності для моделювання притаманних практиці сценаріїв вибору ХСП великими підприємствами.

Далі під час діагностики відокремлено недоміновані альтернативи. Розмір Парето-фронтів склав 216 рішень. Це, відповідно, 21,3% від загального числа спостережень. Отримані показники мали кілька наслідків.

Зокрема, достатньо висока частка недомінованих рішень свідчила про багатогранність простору альтернатив та наявність істотної узгодженості між цілями. Це, відповідно для нашого ІЕ означало, що для множини даних датасету характерна багатовимірна конкуренція критеріїв, а не домінування однієї або двох метрик.

Також, у датасеті для ІЕ дід час діагностики виявлено наявність 216 точок на фронті Парето. Це створило достатній базис для подальшого аналізу структури фронту. Відповідно у подальшому в ОПР є можливість вибору оптимальних ХСП. Також, діагностика підтвердила, що датасет містив інформаційно значущі відмінності між альтернативами. Тому його можна використовувати як початкову популяцію для еволюційних алгоритмів NSGA-II, NSGA-III та MOEA/D без необхідності штучного розширення числа кандидатів.

Зазначимо, що для алгоритмів NSGA-II, NSGA-III та MOEA/D практичні наслідки отриманих діагностичних результатів різнилися у нюансах. Але загальна логіка застосування залишилась такою самою. А отже, є спільні вимоги до підготовки імітаційного експерименту.

Отримані діагностичні характеристики зумовили низку практичних рекомендацій до безпосереднього проведення обчислювального експерименту. Оскільки зібрані дані продемонстрували значну частку недомінованих рішень, виникла потреба перевірки гіперпараметрів алгоритмів. Таку перевірку потрібно здійснити під час декількох незалежних варіантів виконання ІЕ із різними початковими наборами даних. А потім отримати для кожного набору метрики якості, зокрема [81-85];

Hypervolume (HV);

Spacing;

IGD.

Це дозволить нам на наступному етапі дослідження, який ми наводимо у підрозділі 3.2, оцінити надійність й відтворюваність отриманих Парето фронтів в процесі вибору ХСП.

У підсумку, результати діагностики підтвердили готовність датасету до застосування у моделюванні багатокритеріальних сценаріїв із використанням NSGA-II, NSGA-III та MOEA/D. Одночасно діагностика визначила обсяги і напрямки верифікаційних процедур. Наявність значного і структурно змістовного Парето-фронт у датасет дала змогу реалізувати у розділі 3.2 порівняльний аналіз ефективності алгоритмів. Також діагностика довела обґрунтованість впливу таксономічної структури (табл. 1.12) і вагових профілів ХСП на результуючі рекомендації вибору й впровадження хмарних сервісів.

На рис. 3.4 а) наведені результати діагностичного аналізу розподілу критеріїв *cost*, *scalability*, *performance* та *security* у межах сформованого датасету. Візуалізація у вигляді гістограм дозволила оцінити структуру розподілу спостережень, щільність концентрації значень. Для критерію *cost* (*f1x* – вартість ХСП (мінімізуємо)) фіксуємо наявність кількох дискретних піків. Це підтвердило припущення про переважання певних рівнів вартості, характерних для різних категорій хмарних сервісів. Тобто структура розподілу вказала на групування оцінок за типами сервісів або моделями ціноутворення ХСП. Ситуація стандартна у випадку корпоративних рішень. Оскільки для них використовують фіксовану градацію вартості володіння чи підписки. Відсутність рівномірного розподілу пов'язана з різною політикою ціноутворення серед провайдерів. Також впливала суб'єктивність за оцінкою «економічної доцільності» з боку експертів під час опрацювання опитувальників.

Розподіл показника *scalability* (*f2x* – масштабованість ХСП (максимізуємо)) відобразив відносну концентрацію значень у середньо-високій зоні інтервалу. Це відобразило для датасету «природню» властивість більшості ХСП, а саме орієнтацію на масштабування ресурсів. Отже, профіль *f2x* на гістограмі рис. 3.4 засвідчив технологічну зрілість рішень, включених до

вибірки датасету. Але отриманий результат водночас вказав на знижену диференційованість між ХСП за цим критерієм. Це потенційно звужує вплив критерію ($f2x$ – масштабованість) у процесі пошуку оптимальної узгодженості на Парето-фронті. Це більш докладно ми проговоримо у підрозділі 3.2.

Профіль критерію performance ($f3x$ – продуктивність ХСП (максимізуємо)) на рис. 3.4 а) суттєво відрізнявся від попередніх показників. Розподіл $f3x$ під час діагностування датасету характеризувався вираженою асиметрією з концентрацією спостережень у нижньому діапазоні значень. Це показало наявність істотних обмежень продуктивності у значної частини ХСП на думку учасників опитування. Вважаємо, що частина експертів під час заповнення опитувальника (див. додаток В) мала схильність до консервативного оцінювання цього параметра ХСП. Розподіл продуктивність ХСП вплине на геометрію Парето-фронту. Такій розподіл створює ситуацію, коли критерій $f3x$ виступав обмежувальним чинником у порівнянні з іншими метриками у датасеті.

Для показника security ($f4x$ – рівень безпеки (або безпека) ХСП (максимізуємо)) на рис. 3.4 а) зафіксовано фактично двомодальний розподіл. Тобто бачимо під час діагностування датасету наявність двох домінуючих груп значень. Значення зосереджені поблизу високих оцінок (0.7–0.9). Це засвідчило розподіл респондентів на дві групи з різними метриками до оцінювання рівня безпеки. Частина експертів вважала безпеку стандартною властивістю усіх провідних сервісів. А інша частина опитаних виокремила суттєві відмінності між ними. Розподіл $f4x$ вказав на неоднорідність вибірки у датасет за критерієм сприйняття безпеки. Це потрібно врахувати при подальшій інтерпретації результатів оптимізації у підрозділі 3.2.

На рисунку 3.4 б) подано результати другої частини діагностичного аналізу сформованого датасету. На 3.4 б) відображена діагностика критеріїв reliability ($f5x$ – надійність ХСП (максимізуємо)), compliance ($f6x$ – відповідність ХСП стандартам (максимізуємо)), integration ($f7x$ – інтеграція

ХСП з іншими сервісами (максимізуємо)). А також подано двовимірну проєкцію простору рішень за критеріями cost ($f1x$) та performance ($f3x$) із відображенням Парето-фронту. Мета такого аналізу полягала у виявленні закономірностей у розподілах окремих показників. А також у візуалізації взаємозв'язків між ними. Це є обов'язковою передумовою для коректного налаштування багатокритеріальних алгоритмів оптимізації NSGA-II, NSGA-III та MOEA/D.

Розподіл критерію reliability ($f5x$) характеризувався вираженою кластеризацією оцінок у діапазоні високих значень (0.7–0.9). Це говорить про те, що більшість ХСП, включених до дослідження у опитувальник, показала стабільно високий рівень надійності. А отже, цей факт довів зрілість технологічної бази провайдерів які приймали участь у опитані. Одночасно наявність лише кількох вузьких піків у розподілі означала обмежену варіативність у критерії $f5x$). Це знижало його диференційну здатність у моделі оптимізації. Іншими словами, критерій надійності слугує більше обмежувальним, ніж розділовим чинником. Це пов'язано на нашу думку з тим, що більшість альтернатив ХСП задовольняють мінімальні вимоги до відмовостійкості.

Подібну картину продемонстрував і розподіл критерію compliance ($f6x$). Цей критерій відображав відповідність ХСП нормативним і правовим вимогам. Тут також більша частина спостережень сконцентована поблизу значень 0.7–0.8. Це на думку експертів засвідчило загальний високий рівень правової сумісності більшості ХСП із міжнародними та галузевими стандартами. Відмітимо, що подібна тенденція є логічною. Саме відповідність нормативам (зокрема, ISO/IEC 27001, GDPR, HIPAA) виступав обов'язковою умовою для інтеграції ХСП у корпоративні системи великих підприємств. Водночас зауважимо, що вузька амплітуда розподілу $f6x$, говорить про те що, цей критерій мав слабку дискримінувальну силу для відбору альтернатив. А отже, він вимагав поєднання його з іншими метриками під час багатокритеріального аналізу оптимальних ХСП для підприємств.

Розподіл критерію integration ($f7x$) також демонстрував схожу закономірність. Наявність двох домінуючих пікових зон у межах інтервалу 0.7–0.8. Це свідчило про те, що більшість ХСП на думку опитаних характеризуються високим рівнем інтеграційної сумісності з корпоративними системами. Проте зберіглася група сервісів із дещо нижчими показниками. Фахівці підприємства вважали що це пов'язано з архітектурними обмеженнями та специфікою API корпоративних інформаційних систем. Двомодальний характер розподілу вказав на існування двох підкластерів рішень. А саме сервісів із високою інтеграційною готовністю типових для PaaS та SaaS. Та сервісів інфраструктурного рівня таких як IaaS, DaaS. Останні потребують додаткового налаштування для забезпечення сумісності.

Останній графік на рис. 3.4 б) віддзеркалював співвідношення між критеріями cost ($f1x$) та performance ($f3x$) із виділенням точок, що належать до Парето-фронт. Як видно з діаграми на рис. 3.4 б), у просторі цих двох показників спостерігаємо під час діагностування датасету дисперсію даних із суттєвим розсіюванням спостережень. Проте Парето-фронт утворює доволі рівномірну смугу рішень, див. рис. 3.5 (окреслена синім кольором). Такий результат діагностування відображав збалансованість між вартістю та продуктивністю ХСП. Характер розподілу Парето-оптимальних точок на рис. 3.5 засвідчив наявність кількох зон домінування. У цих зонах збільшення продуктивності супроводжувалося нелінійним зростанням вартості. Подібний результат, отриманий при діагностиці датасету співпадав зі стандартними закономірностями у процесі вибору ХСП. Отже, топологія Парето фронту підтвердила потенційну ефективність використання еволюційних алгоритмів, зокрема NSGA-II, NSGA-III та MOEA/D для виявлення альтернатив по критеріях $f1x-f7x$.

Результати діагностики на даному етапі дослідження довели стабільність і структурну узгодженість набору даних. Однак, одночасно виконана діагностика зауважила помірну корельованість між більшістю критеріїв. Також діагностика датасету довела достатню варіативність у ключових параметрах «вартість–

продуктивність». Це створило у підсумку сприятливі умови для подальшого багатокритеріального моделювання. А отже, далі у наступному підрозділі 3.2 ми дослідимо вплив окремих критеріїв та проведемо аналіз побудованих Парето-фронтів.

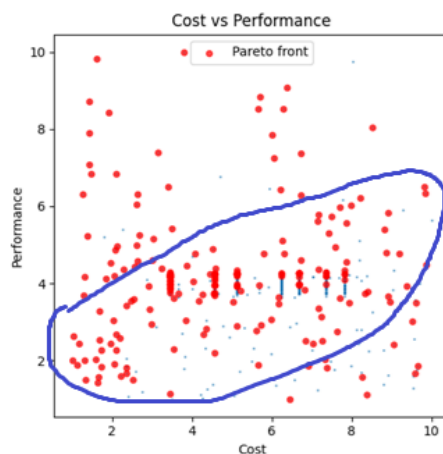


Рис. 3.5 Результатів проведення діагностики датасету для співвідношення між критеріями cost ($f1x$) та performance ($f3x$) із виділенням точок, що належать до Парето-фронту

Загалом проведена діагностика підтвердила наступне. Датасет мав змішану структуру розподілів. Частина критеріїв характеризувалася дискретною або кластеризованою природою. Інші демонстрували асиметрію чи двомодальність. Така структура датасету не лише відобразила реальну різноманітність корпоративних преференцій під час опрацювання даних опитувальників. Вона створила умови для апробації методу CBXI із застосуванням апарату нечіткої логіки та алгоритмів NSGA-II, NSGA-III та MOEA/D для розв’язання задач дисертаційного дослідження.

3.2. Результати обчислювальних експериментів

Перехід від етапу діагностики вхідних даних до безпосереднього проведення ІЕ – це завершальна фаза підготовки дослідницької моделі. У процесі реалізації нашого ІЕ, згідно плану методики, теоретичні положення та

алгоритмічні рішення, які розглянуто у другому розділі дисертації, та емпіричний матеріал, отриманий під час реалізації ІЕ інтегруємо далі у єдину методику.

Відмітимо, що попереднє проведена у підрозділі 3.1 діагностика датасету дозволила не лише перевірити його цілісність, репрезентативність і статистичну узгодженість, але й виявити структурні закономірності у розподілах критеріїв $f1x - f7x$. А кожен з критеріїв мав безпосередній вплив на поведінку алгоритмів оптимізації NSGA-II, NSGA-III та MOEA/D. Отримані результати діагностики датасету на основі даних таксономії підтвердили, що сформований набір даних відображав основні аспекти прийняття рішень щодо вибору та впровадження ХСП великими підприємствами. Датасет містив достатній обсяг недомінованих рішень для побудови вірогідного Парето-фронт.

Одночасно діагностичний етап виконав ще одну функцію. Він окреслив контури простору рішень для $f1x - f7x$. А саме межах цього простору ми під час ІЕ здійснювався багатокритеріальний пошук, застосовуючи далі алгоритми NSGA-II, NSGA-III та MOEA/D.

Також зазначимо, що виявлені закономірності у варіаціях показників « $f1x$ – вартість», « $f2x$ – масштабованість», « $f3x$ – продуктивність», і « $f5x$ – надійність» дозволили сформулювати гіпотези щодо потенційних компромісів між цими критеріями. Діагностика підтвердила, що отриманий за опитувальниками датасет обґрунтовує застосування еволюційних алгоритмів NSGA-II, NSGA-III та MOEA/D. Саме еволюційні алгоритми з апаратом нечіткої логіки оцінювання критеріїв дозволяють дослідити складні багатовимірні області оптимальних рішень в процесі ІЕ.

Саме тому наступним етапом дослідження є проведення ІЕ. Імітаційний експеримент спрямовано на апробацію розробленого в рамках другого розділу роботи методу структурованого впровадження хмарної інфраструктури у корпоративні ІТ-системи з використанням алгоритмів NSGA-II, NSGA-III та MOEA/D.

Мета цього етапу дослідження не лише підтвердження працездатності методу СВХІ, але й порівняльна оцінка ефективності зазначених алгоритмів в задачі вибору ХСП. У ході експерименту здійснено аналіз формування Парето-фронтів для різних типів ХСП. А також здійснено оцінювання рівномірності розподілу недовідомих рішень й визначені значення гіпероб'єму як метрики покриття простору компромісів. Проведення ІЕ – це головний етап верифікації розробленого методу СВХІ. Адже саме в умовах числового моделювання з'явилася можливість об'єктивно оцінити здатність методу СВХІ сформувати оптимальні рішення щодо вибору ХСП у ситуації конфлікту критеріїв. У цьому завданні ІЕ не лише виконав роль для перевірки гіпотез, але й забезпечив кількісну основу синтезу подальших аналітичних висновків щодо ефективності структурованого відбору ХСП.

На першому етапі ІЕ результати виводилися у консолі середовища PyCharm (рис. 3.6).

```

156 for file in os.listdir(OUT_DIR):
157     file_path = os.path.join(OUT_DIR, file)
158     file_size = os.path.getsize(file_path)
159     print(f" - {file} ({file_size} bytes)
160
161 print("\n Скрипт успішно завершено!")

```

81	8100	100	0.0050733927	nadir
82	8200	100	0.0430799353	nadir
83	8300	100	0.1220847252	f
84	8400	100	0.0710436086	nadir
85	8500	100	0.0063507519	nadir
86	8600	100	0.0273779590	nadir
87	8700	100	0.1192338582	f
88	8800	100	0.0093722327	nadir
89	8900	100	0.0152268265	nadir
90	9000	100	0.1442991996	f
91	9100	100	0.0229422404	nadir
92	9200	100	0.1469250752	f
93	9300	100	0.0392921943	nadir
94	9400	100	0.0062044867	nadir
95	9500	100	0.0149876079	nadir
96	9600	100	0.0025971170	nadir
97	9700	100	0.0910167135	nadir
98	9800	100	0.1183896985	f
99	9900	100	0.1138975712	f
100	10000	100	0.0243746665	nadir

Оптимізація завершена!
 - Знайдено 100 рішень
 - Недомінованих рішень: 100
 Обчислення коректних метрик якості...

Рис. 3.6 Попередні результати ІЕ у консолі середовища PyCharm

Основні результати бачимо на дашбордах (рис. 3.7, 3.14, 3.15).

На рис. 3.7 відображено результати першого етапу ІЕ. Мета етапу – порівняти розподілу недомінованих рішень, отриманих безпосередньо з емпіричного датасету, із оптимізованими Парето-фронтами, які сформовано за результатами роботи відповідного еволюційного алгоритму. Для рис. 3.7 наведено приклад для NSGA-III.

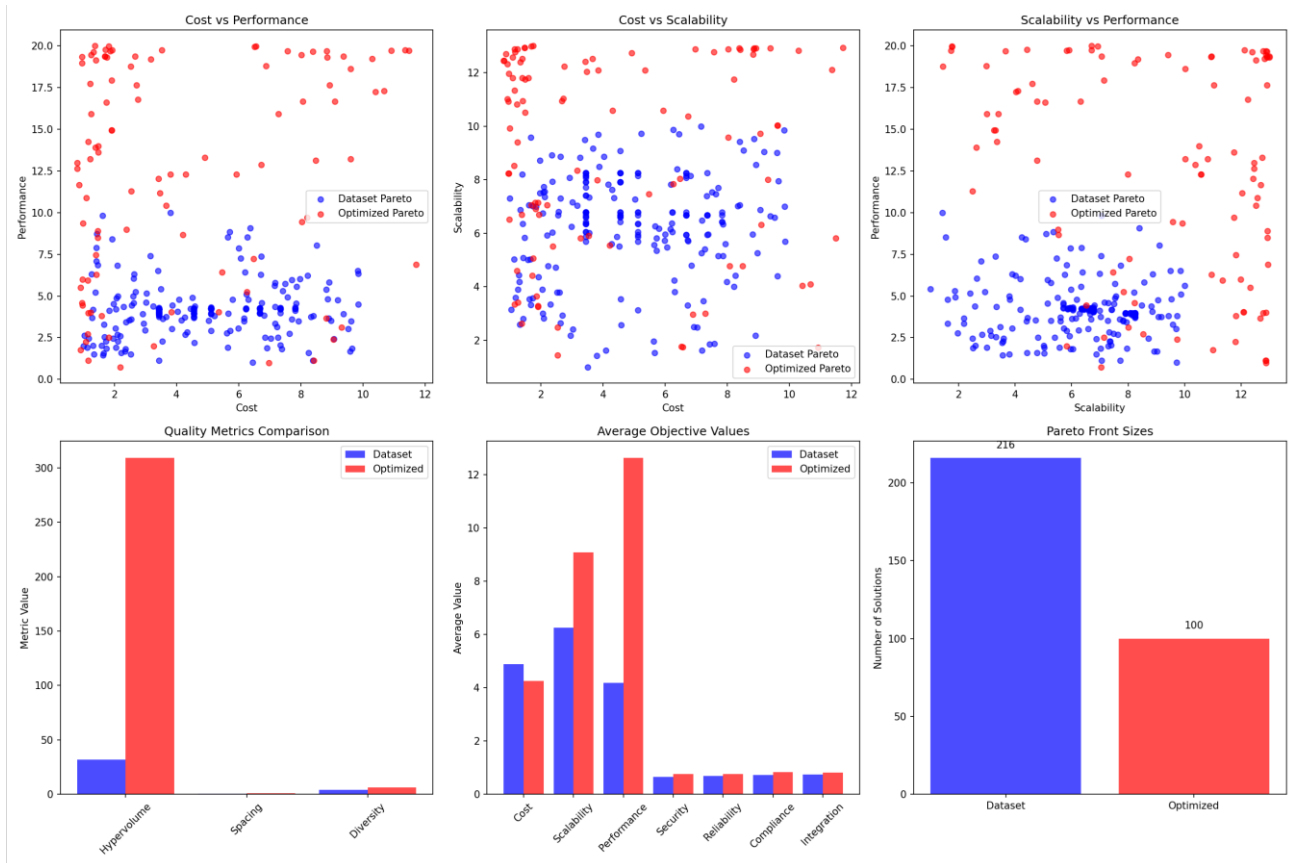


Рис. 3.7 Загальний вигляд першого дашборда з результатами ІЕ (для варіанту застосування NSGA-III)

Для реалізації ІЕ застосуємо комбінацію критеріїв Cost ($f1x$ – вартість ХСП (мінімізуємо)), Scalability ($f2x$ – масштабованість ХСП (максимізуємо)) та Performance ($f3x$ – продуктивність ХСП), які є на думку більшості експертів пріоритетними у процесі вибору та впровадження ХСП.

Порівняльний аналіз трьох діаграм показав відмінності між початковими недомінованими рішеннями (позначеними синім кольором) та оптимізованими результатами (позначеними червоним кольором).

У площині «Cost ($f1x$) – Performance ($f3x$)», див. рис. 3.8, спостерігаємо чітке розширення області Парето-фронту після оптимізації.

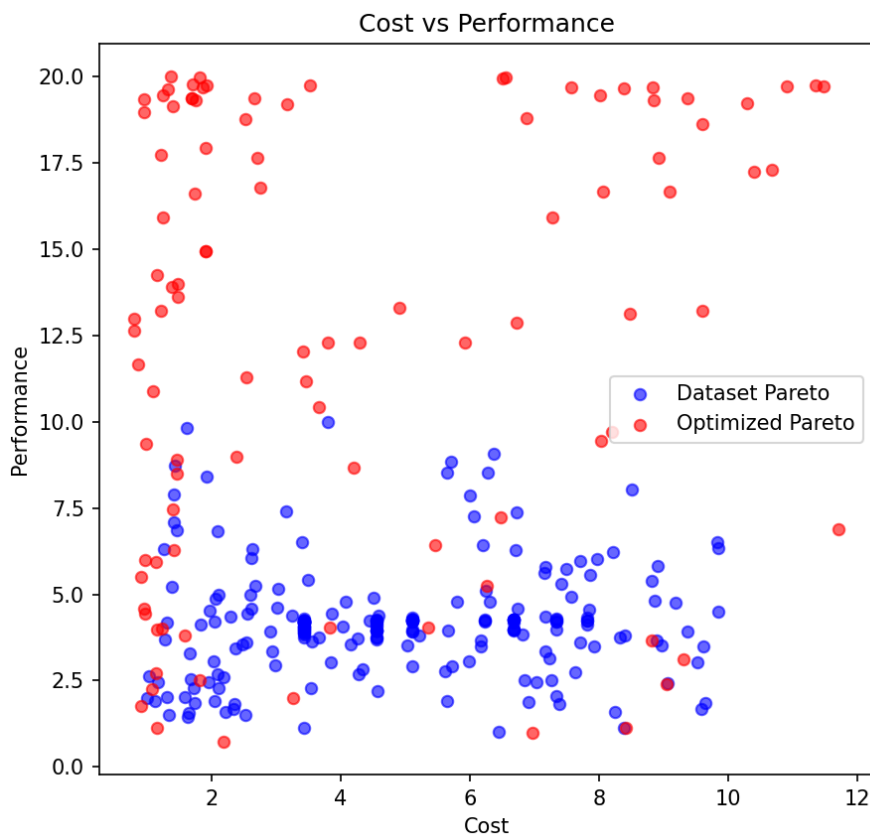


Рис. 3.8 Співвідношення «Cost–Performance»

На рис 3.8 множина червоних точок охопила ширший простір співвідношень між продуктивністю та витратами. Це означає наступне: алгоритм NSGA-III зміг віднайти нові комбінації параметрів, які забезпечили вищу продуктивність за порівнянних або нижчих витрат на ХМС.

На діаграмі «Cost ($f1x$) – Scalability ($f2x$)» на рис. 3.9 простежуємо іншу тенденцію. Тут під час ІЕ формувалися доволі узгоджені множини рішень. Також на рис. 3.9 бачимо рівномірне покриття простору критеріїв. Оптимізований Парето-фронт показав на рис. 3.9 зменшення щільності скупчення точок у зоні середніх значень масштабованості. Результати засвідчили покращення здатності методу СВХІ виявляти крайові рішення. Саме такі рішення фіксують максимальну масштабованість за мінімальних витрат на

ХСП для великих підприємств. Аналогічні результати отримано й для NSGA-II у складі методу CBXI.

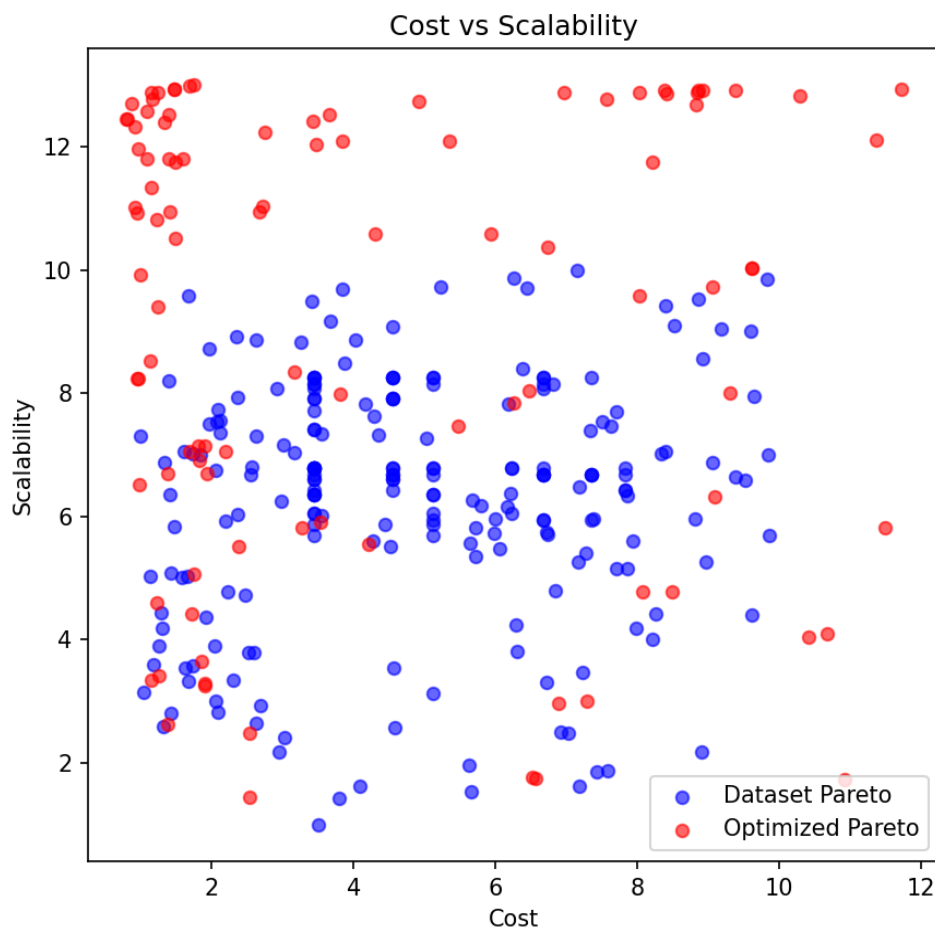


Рис. 3.9 Співвідношення «Cost–Performance»

На діаграмі «Scalability (f_{2x}) – Performance» (f_{3x}) на рис. 3.10 результати оптимізації показали зміщення фронту вгору. Це свідчить про збільшення кількості рішень із високими показниками продуктивності та масштабованості у ХСП, які пропонують провайдери для підприємств. Така поведінка характерна для алгоритмів NSGA-III та MOEA/D. Саме NSGA-III та MOEA/D забезпечили кращі співвідношення між критеріями в багатовимірному просторі. А також саме NSGA-III та MOEA/D, які є базовими у методі CBXI, дозволили досягати рівномірного розподілу Парето-рішень. На цьому ми зупинимося нижче.

Результати ІЕ, які подано у верхній частині дашборду для ОПР на рис. 3.8 та окремо на рис 3.9 – 3.10 довели наступне. Після застосування методу багатокритеріальної оптимізації NSGA-III та/або MOEA/D відбулося не лише розширення Парето-фронту, але й підвищення щільності результатів оптимізації в областях проведення ІЕ. Це підтвердило припущення здатність методу СВХІ враховувати суперечливі цільові критерії й сформувати у підсумку оптимальні варіанти рішень для вибору ХСП. А оптимізовані Парето-фронти на рис. 3.8 – 3.10 відображали покращення ступеню узгодженості між витратами, масштабованістю та продуктивністю.

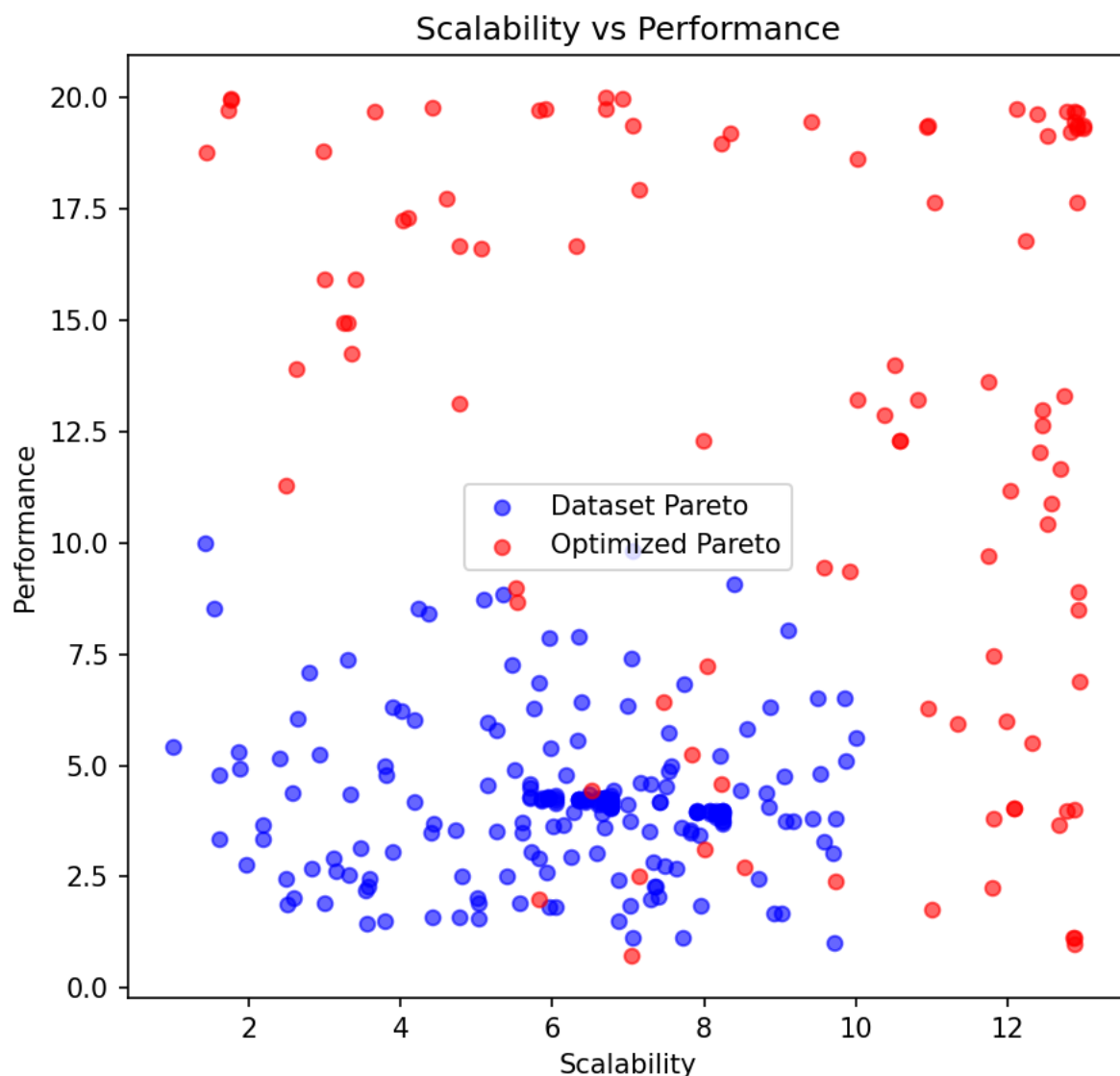


Рис. 3.10 Співвідношення критеріїв «Scalability (f_{2x}) – Performance» (f_{3x})

Нижня частина дашборду на рис. 3.7 містила узагальнені результати другого етапу ІЕ. Мета цього етапу – кількісна оцінка якості отриманих Парето-рішень та результативності застосування алгоритмів NSGA-III та/або MOEA/D.

Для цього використано три групи показників, а саме метрики якості рішень, середні значення цільових функцій та порівняння розміру Парето-фронтів до і після оптимізації.

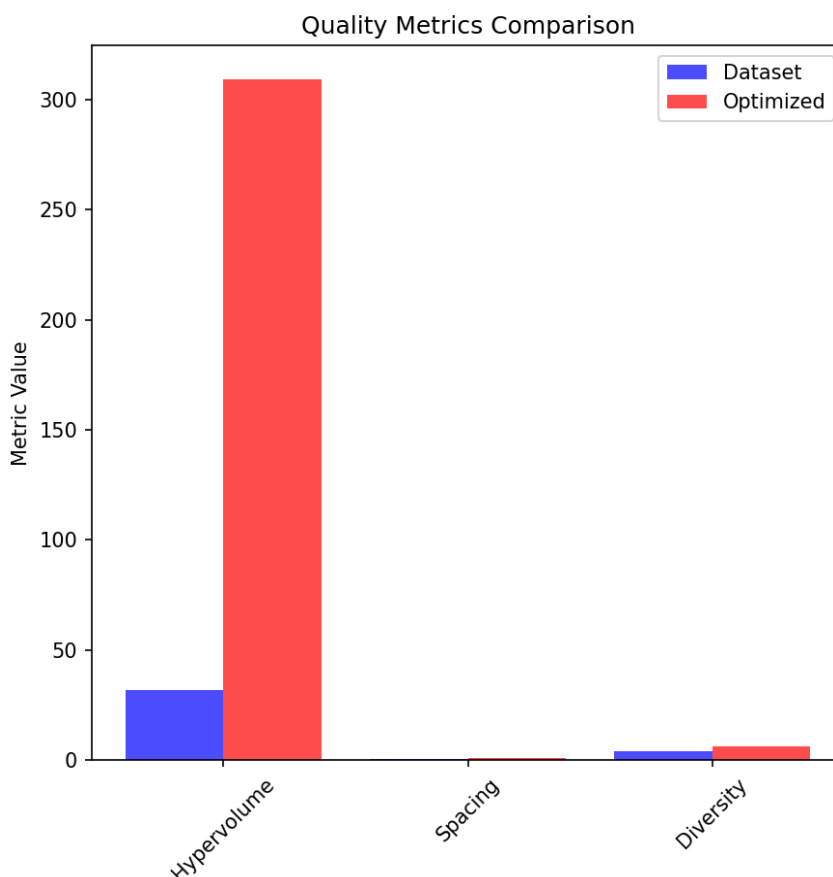


Рис. 3.11 Порівняння основних метрик якості для NSGA-III та MOEA/D – Hypervolume, Spacing та Diversity (для усереднених показників)

Гістограма на рис 3.11 віддзеркалене порівняння основних метрик якості для NSGA-III та MOEA/D – Hypervolume, Spacing та Diversity. На рис. 3.11 наведені усереднені показники для NSGA-III та MOEA/D. Отримані результати засвідчили значне збільшення гіпероб'єму (Hypervolume) після оптимізації. Результат на рис. 3.11 виявив ширше покриття області узгодженості між розглянутими критеріями $f1x$ – $f7x$. Іншими словами, після роботи

алгоритмів NSGA-III та MOEA/D множина оптимальних рішень охоплювала більший обсяг простору критеріїв $f1x - f7x$.

Показник Spacing (SP) залишився близьким до нуля. Це майже ідеальний показник для задіяного у ІЕ датасету. Результат підтвердив рівномірність розподілу точок у фронті Парето. А також ІЕ довів відсутність кластеризації рішень при виборі оптимальних ХСП. Метрика Diversity на рис. 3.1 демонструвала під час ІЕ зростання після оптимізації. Отриманий результат, відповідно, показав збільшення різноманіття альтернатив в процесі вибору конфігурацій ХСП. Такий показник є сприятливим для прийняття управлінських рішень в ході вибору ХСП для конкретного замовника.

На гістограмі рис. 3.12 подано порівняння середніх значень цільових функцій для критеріїв Cost ($f1x$), Scalability ($f2x$), Performance ($f3x$), Security ($f4x$), Reliability ($f5x$), Compliance ($f6x$) та Integration ($f7x$) отримані під час ІЕ.

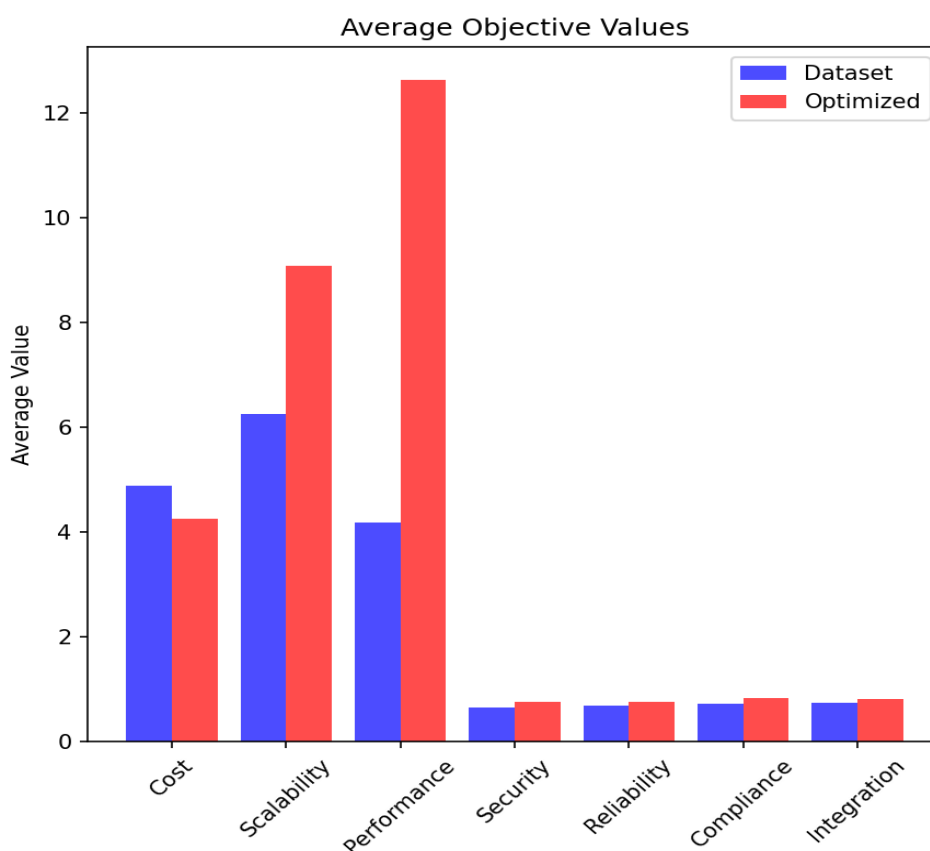


Рис. 3.12 Порівняння середніх значень цільових функцій $f1x - f7x$

Оптимізовані в процесі ІЕ результати продемонстрували зростання середніх значень для більшості критеріїв оптимізаційної моделі. На рис. 3.12 це наочно першочергово помітно для Scalability ($f2x$) та Performance ($f3x$). Цей результат засвідчив, що ІЕ зафіксував зміщення Парето-фронту в напрямі більш ефективних рішень. Тобто зони простору рішень, де хмарні сервіси мали кращі показники технічної ефективності та економічної доцільності. Спільне невеличке зниження середнього значення показника Cost ($f1x$) віддзеркалило на той факт, що оптимізаційний процес у випадку застосування NSGA-III та MOEA/D більшою мірою орієнтувався на зменшення витрат без істотних втрат у якості сервісів. Через це результат ІЕ в цілому узгоджено з логікою вибору ХСП.

Гістограма на рис. 3.13 зафіксувала зміни у кількості недомінованих рішень.

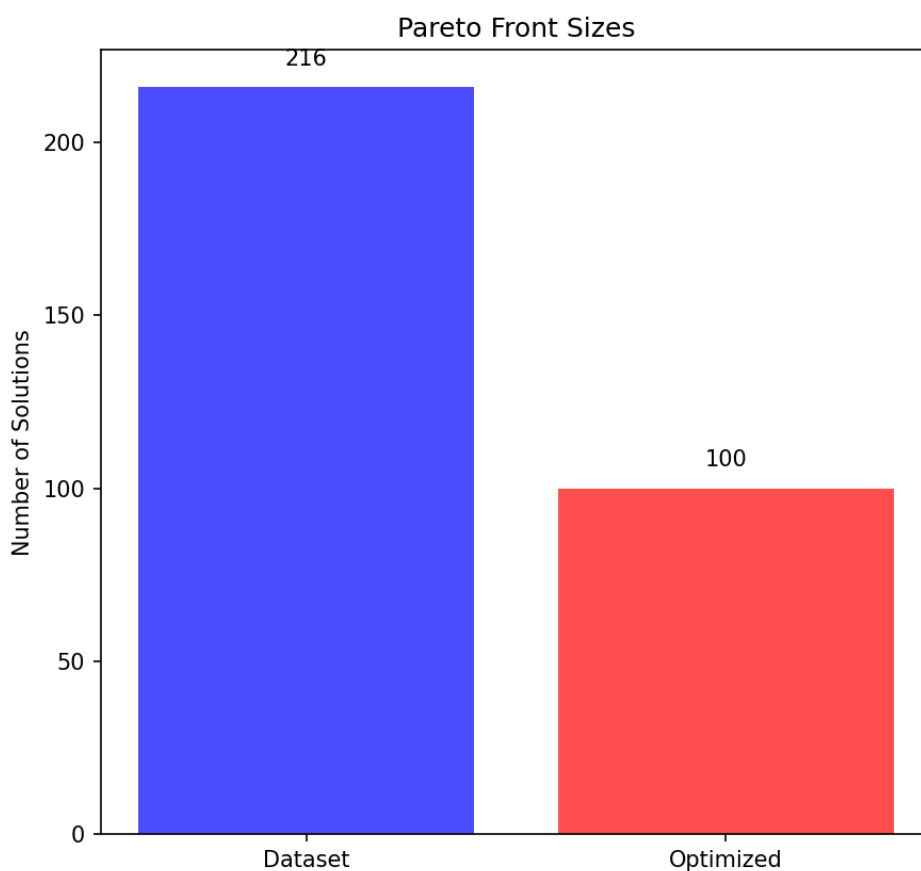


Рис. 3.13 Зміни у кількості недомінованих рішень у ІЕ

Відповідно із 216 рішень у початковому датасеті залишилося 100 після оптимізації. Зменшення кількості Парето-рішень засвідчило не втрату інформації датасету, а про підвищення рівня домінування. Алгоритми NSGA-III та MOEA/D усунули надлишкові та слабо оптимальні варіанти ХСП. У сукупності наведені на рис. 3.11 – 3.13 результати підтвердили ефективність розробленого методу структурованого впровадження хмарної інфраструктури у корпоративні ІТ-системи. Підвищення гіпероб'єму, збільшення різноманіття рішень й одночасне зменшення розміру Парето-фронту підтвердити придатність методу й відповідних моделей, розглянутих у другому розділі роботи, для задачі вибору оптимальних ХСП. Результати ІЕ засвідчили потенціал практичного застосування методу СВХІ при ухваленні рішень щодо впровадження моделей IaaS, PaaS, SaaS, BPaaS та DaaS на великих підприємствах України.

Але головним результатом ІЕ, який довів спроможність методу СВХІ знаходити оптимальні рішення став вигляд графіка паралельних координат, який подано на рис. 3.14.

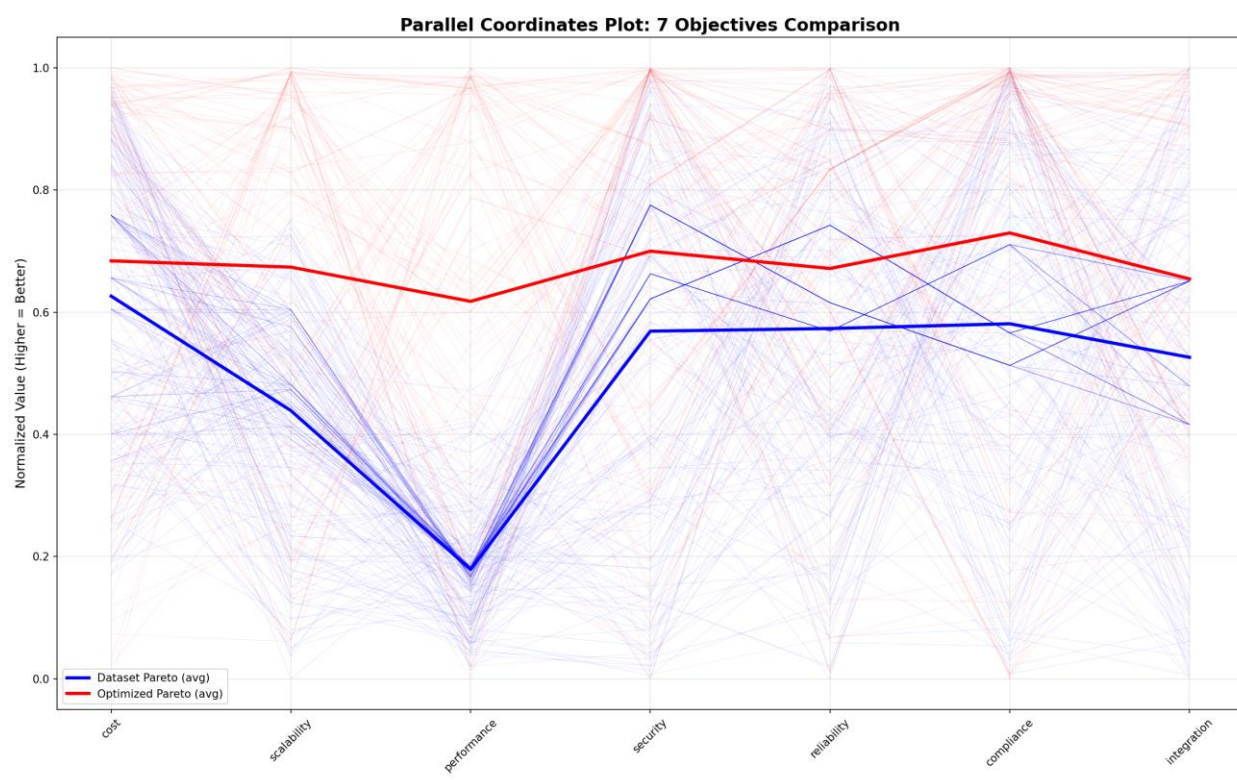


Рис. 3.14 Графік паралельних координат для критеріїв $f1x$ – $f7x$

На рис. 3.14 подано результат порівняння поведінки семи цільових критеріїв $f1x - f7x$ за допомогою графіка паралельних координат. Даний тип візуалізації є одним із найінформативніших для аналізу багатовимірних рішень. Саме графіка паралельних координат дозволив одночасно простежувати в ході ІК взаємозв'язки між критеріями $f1x - f7x$.

Синя та червона групи ліній на рис. 3.14 відповідали Парето-фронтам. Останні отримано на різних етапах дослідження. Так сині лінії відображали вихідні (неоптимізовані) рішення. Червоні лінії віддзеркалили результати після застосування методу СВХІ. Суцільні товсті лінії в кожній групі позначали середні профілі рішень для випадків застосування алгоритмів NSGA-III та MOEA/D. Такі товсті ліній дозволяли нам стежити за тенденціями змін для кожного критерію в нормалізованому просторі значень $f1x - f7x$.

Як видно з графіка на рис. 3.14, після оптимізації спостерігаємо системне покращення більшості критеріїв. Зокрема, значення показників scalability ($f2x$), security ($f4x$), reliability ($f5x$) та integration ($f7x$) піднялися до верхніх рівнів шкали. Тобто результат засвідчив досягнення кращої рівноваги між технічними характеристиками ХСП і вимогами корпоративної інфраструктури. Підвищення середнього рівня security ($f4x$) і reliability ($f5x$) підтвердило, що оптимізаційний процес в дослідженні орієнтований не лише на економічні або продуктивні аспекти. Він також охопив параметри безпеки та стабільності ХСП.

Зміна показника cost ($f1x$) на рис. 3.14 продемонструвала незначне зниження. Це стало очікуваним ефектом. Згідно логіки методу СВХІ ми прагнемо мінімізувати витрати на ХСП. Але при цьому намагаємось досягти мінімальної вартості ХСП без суттєвого погіршення інших характеристик. Зсув свідчив про ефективність балансу між вартісною ($f1x$) та якісною ХСП. Це виправдано якщо мова йде про впровадження моделей IaaS і PaaS. Для останніх гнучкість масштабування та витрат є визначальними чинниками.

Також звернемо увагу на поведінку лінії критерія performance ($f3x$) на рис. 3.14. Цей показник демонстрував виражену варіативність після оптимізації.

Це свідчило про те, що метод СВХІ не фокусувався на одній єдиній конфігурації ХСП. Метод СВХІ забезпечував варіативність рішень. Першочергово для варіантів із різними співвідношеннями продуктивності та інших параметрів. Така властивість є перевагою методу СВХІ для практичних рішень. Тобто метод СВХІ потенційно дозволить адаптувати вибір ХСП до індивідуальних потреб конкретного підприємства.

Загалом форма та нахил червоної лінії свідчили про стабільність нормалізованих показників. Також на рис. 3.14 спостерігаємо зменшення амплітуди коливань між ними. Це означає, що оптимізовані рішення характеризувалися не лише кращими середніми значеннями $f1x - f7x$, а також зменшено ризик диспропорцій між окремими аспектами ефективності вибору на підґрунті застосування NSGA-III та MOEA/D. Результати, відображені на рис. 3.14, підтвердили наукову обґрунтованість і практичну ефективність методу СВХІ. Оптимізаційна модель впорядкувала поліпшення рівноваги між усіма сімома критеріями $f1x - f7x$. У підсумку застосування методу СВХІ формує гармонійний та стійкий Парето-фронт (рис. 3.15). Це дозволяє розглядати запропонований метод СВХІ, як інструмент підтримки прийняття рішень щодо впровадження та управління ХСП для великих корпоративних систем. Метод СВХІ забезпечив одночасно точність оцінювання критеріїв $f1x - f7x$, даних таксономії та гнучкість в процесі адаптації до різних моделей сервісів, як-от IaaS, PaaS, SaaS, BPaaS та DaaS (які присутні у датасеті).

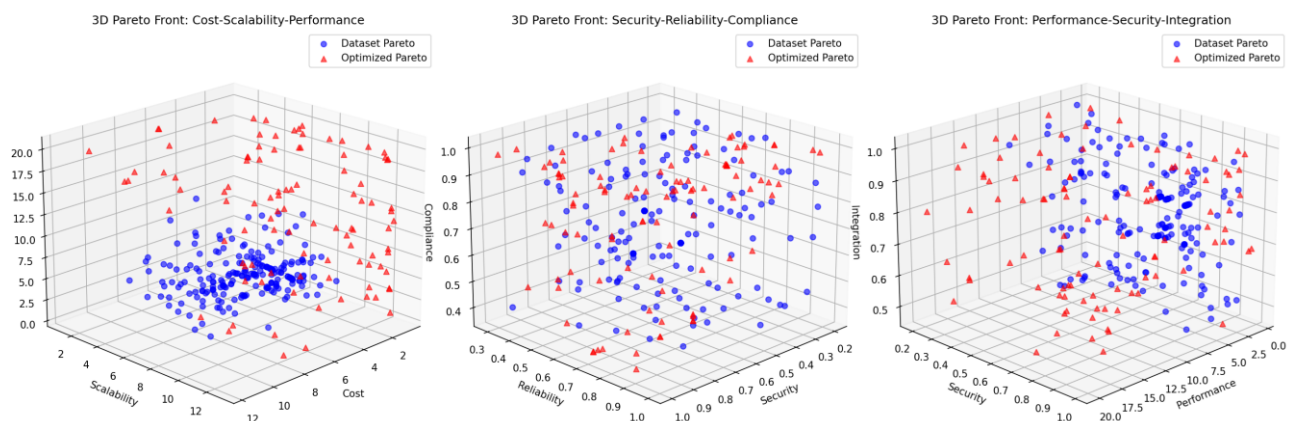


Рис. 3.15 Дашборд з 3D візуалізацією результатів обчислювального експерименту

На рис. 3.15 наведено фінальний дашборд з 3D візуалізацією результатів обчислювального експерименту.

На всіх діаграмах рис. 3.16, рис. 3.17, рис. 3.18 сині точки позначали початкові (неоптимізовані) рішення, отримані з базового датасету. Червоні трикутники відповідали результатам після застосування методу СВХІ. Сукупний аналіз трьох площин на рис. 3.15 дозволив зробити висновки про поведінку методу СВХІ у взаємопов'язаних підпросторах критеріїв $f1x$ – $f7x$.

Перший графік на рис. 3.16 («3D Pareto Front. Cost–Scalability–Performance») віддзеркалив взаємозв'язок між вартістю, масштабованістю та продуктивністю ХСП.

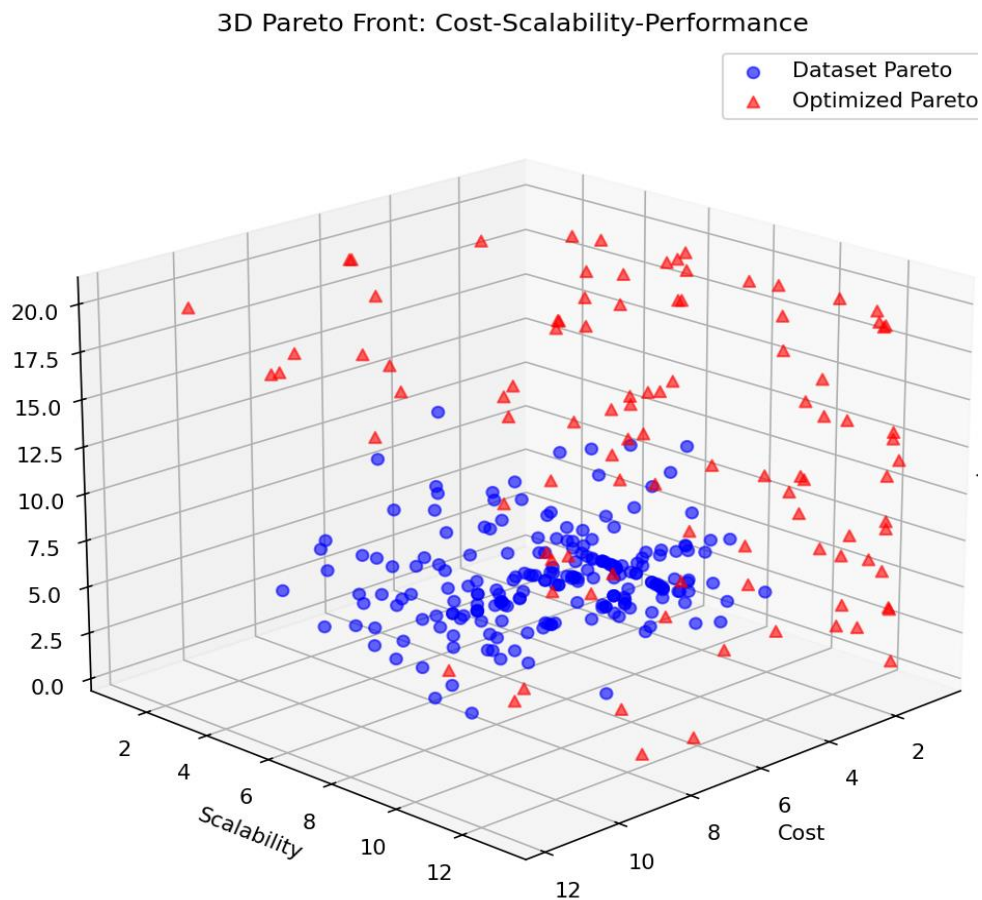


Рис. 3.16 3D Парето-фронт між критеріями Cost ($f1x$) – Scalability ($f2x$) – Performance ($f3x$)

Як видно на рис. 3.16, оптимізовані рішення утворили фронт, що зміщений у напрямку більш високих значень performance ($f3x$) при помірному рівні cost ($f1x$). Результат вказує на те, що метод СВХІ зміг знайти такі конфігурації ХСП, у яких підвищення продуктивності не супроводжувалося істотним зростанням витрат підприємств. Підвищення щільності червоних маркерів у верхніх ділянках простору вказало на збільшення ефективності використання ресурсів ХСП. Означена риса притаманна моделям ХСП типу PaaS та IaaS.

Графік на рис. 3.17 («3D Pareto Front. Security–Reliability–Compliance») відобразив техніко-правові критерії щодо ХСП. Оптимізовані рішення (показані червоними трикутниками) розташовані ближче до верхніх меж за всіма трьома осями.

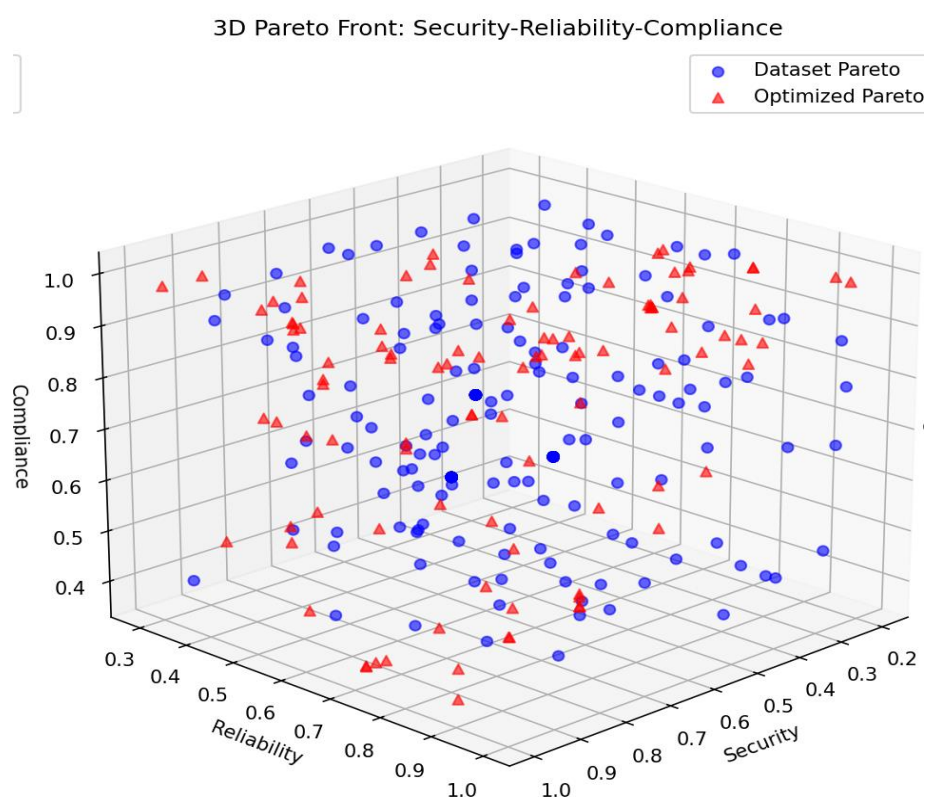


Рис. 3.17 3D Парето-фронт між критеріями Security ($f4x$) – Reliability ($f5x$) – Compliance ($f6x$)

Результат наведений на рис. 3.17 засвідчив для оптимальних конфігурацій ХСП підвищення рівнів інформаційної безпеки, надійності функціонування та відповідності нормативним вимогам. Покращення показника compliance ($f6x$) вказує на здатність методу СВХІ врахувати стандарти регуляторного контролю (табл. 1.12). Збільшення кількості червоних маркерів у високих зонах security ($f4x$) та reliability ($f5x$) довело підвищення стійкості та узгодженості рішень для моделей BPaaS та DaaS у датасеті.

Третій графік на дашборд 3.15 («3D Pareto Front. Performance–Security–Integration») та рис. 3.18, показав взаємодію між продуктивністю, безпекою та інтегрованістю ХСП.

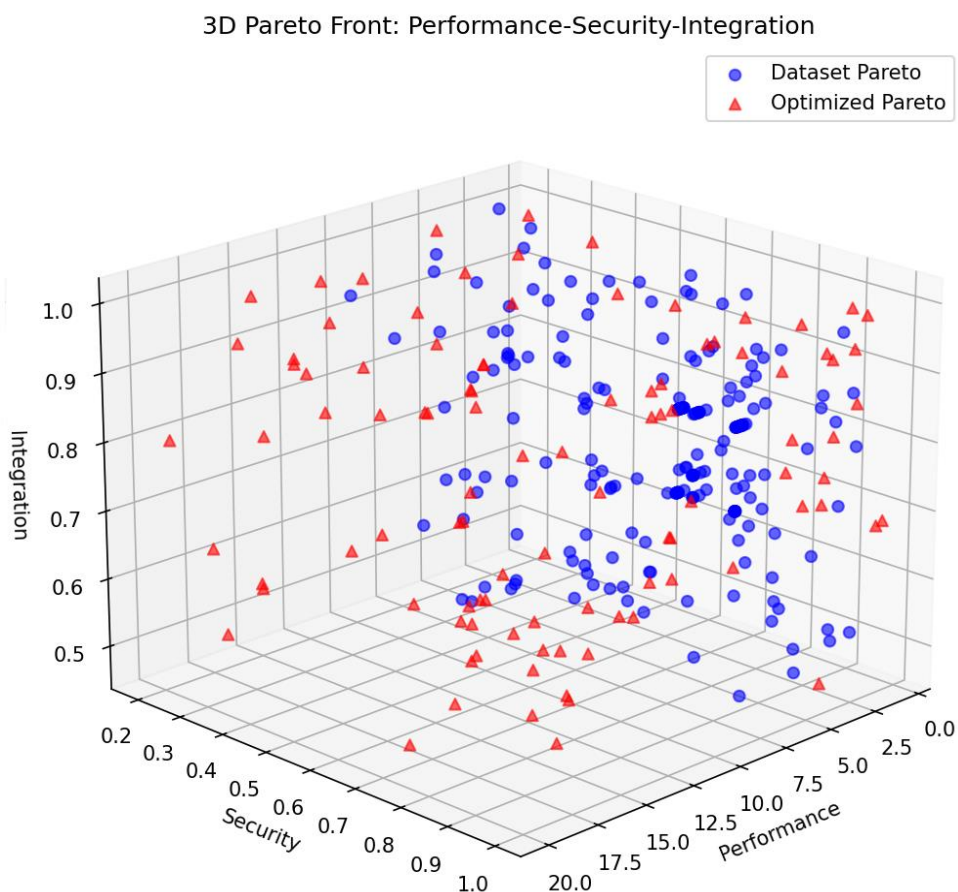


Рис. 3.18 3D Парето-фронт між критеріями Performance ($f3x$) – Security ($f4x$) – Integration ($f7x$)

У цьому випадку бачимо помітне розширення області оптимізованих рішень, знайдених у результаті застосування методу СВХІ. Розширення

відбулося у напрямку підвищення параметрів критерію security ($f4x$) при збереженні показників performance ($f3x$). Тобто результат зафіксував досягнення компромісу. Це ситуація, коли безпека ХСП не обмежувала функціональні можливості системи. Навпаки, параметри критерію $f4x$ інтегровані з іншими критеріями в єдину хмарну архітектуру. Посилення показника integration ($f7x$) доводить, що метод СВХІ посприяв пошуку кращої сумісності між компонентами корпоративної ІТ-системи. Саме критерій $f7x$ забезпечив у підсумку для досліджених підприємств гнучке впровадження ХПС різних типів.

Підсумовуючи результати аналізу трьох підпросторів на дашборді рис. 3.15 резюмуємо наступне. Можна стверджувати, що після оптимізації Парето-фронти на рис. 3.16, 3.17, 3.18 набули чіткішої структури. Парето фронти змістилися у зони, що відповідали кращим сукупним значенням критеріїв $f1x-f7x$. Для даних датасету досягнуто збалансованість між економічними, технічними, безпековими та інтеграційними критеріями оцінювання ХСП. Результати ЕІ довели ефективність реалізації методу СВХІ. Підтверджено доцільність імплементації в метод СВХІ саме алгоритмів NSGA-III та MOEA/D для задачі вибору структури ХСП для великих підприємств на основі багатокритеріальної оптимізації та нечіткої логіки.

```

МЕТРИКИ ЯКОСТІ:
Hypervolume (датасет):      31.754226
Hypervolume (оптимізація):  309.121343
Spacing (датасет):          0.573679
Spacing (оптимізація):      0.810443
Diversity (датасет):        4.215765
Diversity (оптимізація):    6.339788

ВІДСОТОК ПОКРАЩЕННЯ HYPERVOLUME: +873.48%
=====
Результати збережено у: analysis_results

Файли результатів:
- 3d_pareto_fronts.png (1582152 bytes)
- comprehensive_comparison.png (763890 bytes)
- correct_metrics.csv (310 bytes)
- parallel_coordinates.png (7145172 bytes)
- pareto_front_dataset.csv (17041 bytes)
- pareto_front_optimized.csv (13296 bytes)

Скрипт успішно завершено!
Process finished with exit code 0

```

Рис. 3.19 Повідомлення у консолі PyCharm про збереження результатів виконаного пошуку оптимальних рішень

Окрім графічного подання результатів імітаційного експерименту, був розроблений програмний застосунок для опрацювання датасету та даних результатів таксономій, де результати зберігалися у файлах *.csv (рис. 3.19).

Також проведено порівняння роботи алгоритмів NSGA-II, NSGA-III та MOEA/D у складі методу CBXI, див. рис. 3.20, та рис. 3.21.

```

Saving Dataset_scaled_for_NS3.csv to Dataset_scaled_for_NS3 (6).csv
Завантажено: Dataset_scaled_for_NS3 (6).csv
Налаштування алгоритмів...
Для NSGA-III згенеровано 210 референтних точок
Для MOEA/D згенеровано 84 референтних точок

Запуск оптимізації...

Запуск NSGA-II (pop_size=100)
NSGA-II завершено успішно. Знайдено 100 Парето-точок

Запуск NSGA-III (pop_size=210)
NSGA-III завершено успішно. Знайдено 49 Парето-точок

Запуск MOEA/D (pop_size=84)
MOEA/D завершено успішно. Знайдено 56 Парето-точок

Обчислення метрик...

```

Рис. 3.20 Порівняння роботи алгоритмів NSGA-II, NSGA-III та MOEA/D у складі методу CBXI

На рис. 3.21 наведено гістограму порівняльного аналізу алгоритмів NSGA-II, NSGA-III та MOEA/D у складі методу CBXI за метрикою Spacing.

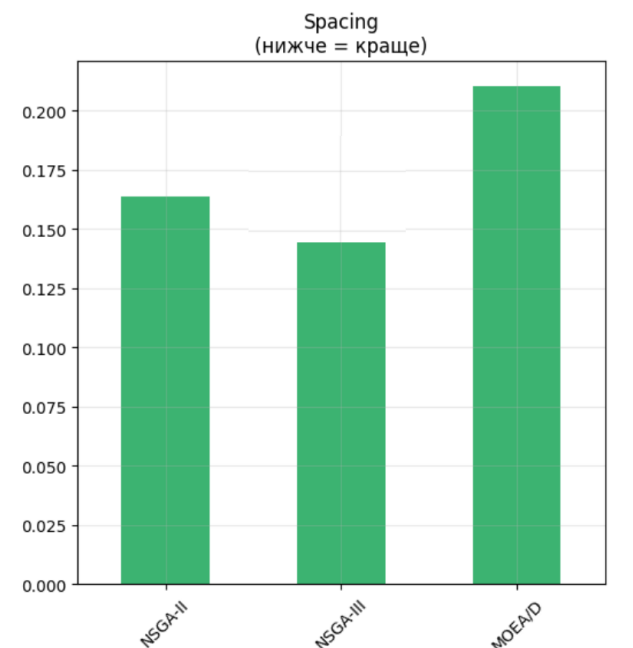


Рис. 3.21 Гістограма порівняльного аналізу алгоритмів NSGA-II, NSGA-III та MOEA/D у складі методу CBXI за метрикою Spacing

Метрика Spacing [84] характеризувала рівномірність розподілу недомінованих рішень на фронті Парето (див. рис. 3.16 – 3.18). Менше значення Spacing вказує під час ІЕ на більш однорідне розташування рішень у просторі критеріїв $f1x-f7x$. Це визначило стабільніше покриття області компромісів між критеріями $f1x-f7x$. А також краще урівноваження Парето-фронту на рис. 3.16 – 3.18.

Отримані на рис. 3.21 результати засвідчили наступне:

найменше значення метрики Spacing показав алгоритм NSGA-III. Значення ≈ 0.145 . Це довело його здатність забезпечити найвищу рівномірність розподілу рішень серед досліджених у дисертації методів багатокритеріальної оптимізації. Це впливало зі специфіки архітектури алгоритму NSGA-III. Відповідно саме архітектура NSGA-III використовувала систему референс-векторів для підтримки розмаїття рішень уздовж фронту Парето на рис. 3.16 – 3.18. Завдяки цьому алгоритм NSGA-III забезпечив стабільне охоплення простору пошуку;

алгоритм NSGA-II показав трохи гірший результат. Однак він є також прийнятним. Значення Spacing для NSGA-II склало близько 0.165. Тому імплементація до складу методу CBXI алгоритму NSGA-II забезпечила достатню рівномірність фронту Парето. Втім він мав локальні скупчення точок у певних областях фронту. Як от на рис. 3.22. Отриманий результат узгоджувався з відомими по публікаціях [81, 84] властивостями NSGA-II. Згідно [84], NSGA-II у багатовимірних задачах схильний формувати щільніші кластери в регіонах, де критерії мали достатньо сильну кореляцію;

найбільше значення Spacing отримано для MOEA/D. Значення склало 0.21. Результат довів підвищену нерівномірність розподілу рішень для критеріїв $f1x-f7x$. Результат є очікуваним. Згідно [83, 85], MOEA/D оптимізував множину скаляризованих підзадач ІЕ. А ці задачі зазвичай сконцентровані навколо окремих напрямів узгоджених рішень

у просторі цілей $f1x-f7x$. Тобто, хоча MOEA/D забезпечив під час ІЕ збіжність і точність наближення до істинного Парето-фронту, виявлена його нижча здатність підтримувати рівномірне покриття, ніж у NSGA-III. Також MOEA/D потребував ретельного налаштування датасету.

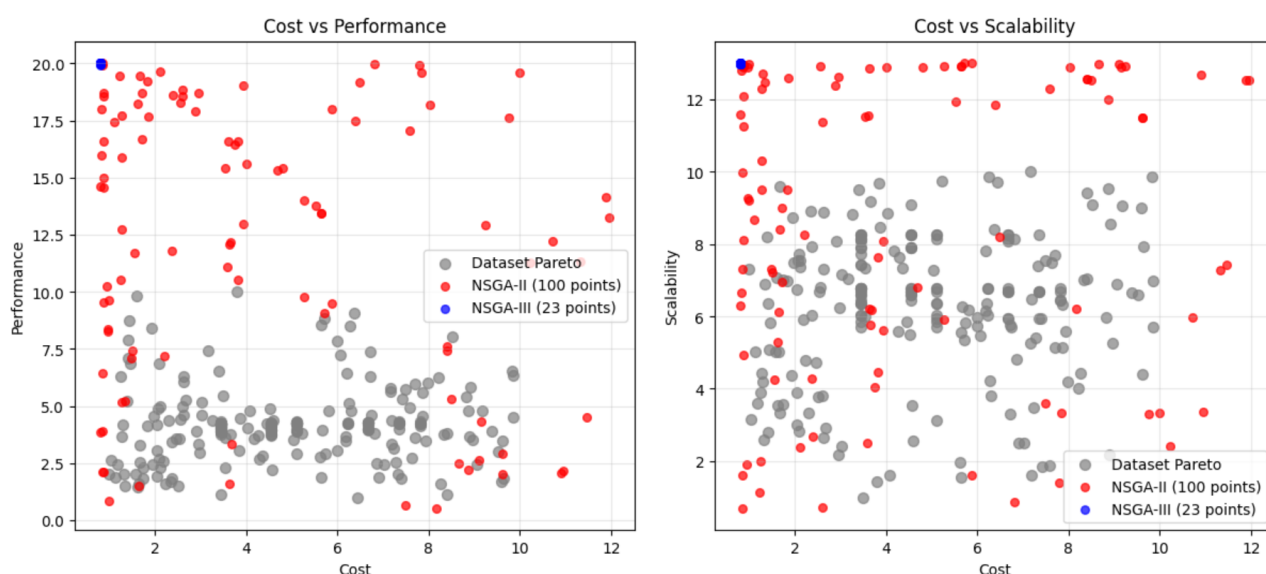


Рис. 3.22 Результат ІЕ з порівняльною візуалізацією результатів NSGA-II та NSGA-III для різних критеріїв

Виконаний аналіз метрики Spacing підтвердив, що NSGA-III у складі методу CBXI забезпечив найкращі показники співвідношення між збіжністю та різноманітністю рішень в процесі пошуку оптимальних ХСП для підприємств.

Це довело доцільність використання саме NSGA-III у складі розробленого методу CBXI. Результати довели, що NSGA-III дозволить у практичних кейсах управління ІТ підприємств та вибору оптимальних конфігурацій ХСП зберегти рівномірність розподілу Парето-оптимальних альтернатив сервісів.

На рис. 3.22 наведений результат ІЕ з порівняльною візуалізацією результатів NSGA-II та NSGA-III. На рис. 3.22 порівняння виконано для критеріїв вартість – продуктивність, тобто Cost ($f1x$) та Performance ($f3x$). А також вартість – масштабованість, відповідно Cost ($f1x$) та Scalability ($f2x$).

Сіримі маркерами позначені вихідні Парето-рішення. Рішення отримані з базового датасету до проведення оптимізації. Червоні точки – це результати роботи алгоритму NSGA-II. Сині точки – це рішення, сформовані NSGA-III.

На лівій частині рис. 3.22, що відображав співвідношення вартість – продуктивність, спостерігаємо покращення структури Парето-фронту після застосування обох алгоритмів. Рішення, отримані за допомогою NSGA-II, сформували широкий, добре виражений фронт. Фронт охопив діапазон низьких значень $cost$. При цьому зростали показники критерію $f3x$.

Алгоритм NSGA-III продемонстрував більш концентрований набір рішень. Ці рішення розташовані ближче до області максимальних значень $f3x$ при мінімальних значеннях $f1x$. Така поведінка маркерів – це ознака того, що NSGA-III більш чутливий до цільових функцій. Тому це додатково підтвердило доцільність застосування саме його в методі CBXI. Результат співпадав з очікуванням. Згідно опитувальником для багатьох експертів вагомою виявилася саме пріоритизація продуктивності ХСП. Але одночасно без значного збільшення витрат на їхнє обслуговування чи утримання.

Права частина рис. 3.22, містить візуалізацію співвідношення вартість–масштабованість. Тенденція майже така сама. Початкові дані показані на рис. 3.22 як сірі точки характеризувалися після опрацювання опитувальники хаотичним розподілом. Експерти, які приймали участь у опитанні, не вказували чітку залежність між цими критеріями під час заповнення опитувальника. Це вплинуло, відповідно на вихідний датасет. Після оптимізації NSGA-II сформував більш однорідний фронт рішень. Результат на рис. 3.22 довів наступну закономірність для датасету - зменшення $cost$ ($f1x$) супроводжувалось поступовим зростанням scalability $f2x$. Натомість NSGA-III виділив вузький набір рішень. Рішення розташовані у зоні низьких витрат і максимальної масштабованості. Підсумок віддзеркалив глибшу адаптацію алгоритму NSGA-III до умов багатокритеріальної задачі за умови використати 7 критеріїв.

Наведені на рис. 3.22 результати довели, що обидва алгоритми успішно виконали задачу покращення узгоджених критеріїв вибору ХСП. Це першочергово стосувалося параметра збалансованості між економічними та технічними показниками ХСП. Втім NSGA-II та NSGA-III відрізнялися за характером рішень. Алгоритм NSGA-II генерував ширший прошарок компромісів на поданих у підрозділі результатах візуалізацій. Тоді як NSGA-III сконцентрував знайдені рішення у зоні найбільш пріоритетних критеріїв областях ефективності, а саме $f1x-f4x$. Це дозволяє зробити узагальнюючий висновок. Для практичних завдань вважаємо доцільним застосовувати саме комбіновані варіанти реалізацій методу CBXI. Тоді залежно від критеріїв, які присутні в опитувальнику та їхньої кількості можна свідомо обрати який саме алгоритм NSGA-II чи NSGA-III імплементувати у метод CBXI.

Табл. 3.4 (додаток Б), за результатними ІЕ містила оптимізовані фронти Парето. У підрозділі наведено лише частина отриманих результатів.

Кожний рядок табл. 3.4 репрезентував окреме Парето-оптимальне рішення, яке сформоване внаслідок роботи методу алгоритму CBXI для випадку застосування у методі алгоритму NSGA-III. Отже, рядки після ІЕ містять узгоджені конфліктні критерії оцінювання ХСП.

Зазначимо, що на відміну від початкового датасету, у якому значна частина рішень перебувала поза межами ефективного фронту, оптимізований набір зафіксував ущільнення значень поблизу граничних областей кожного критерію.

Отриманий результат свідчить про підвищення рівня рівноваги між суперечливими показниками. Як показано раніше у підрозділі, зокрема на дашбордах рис. 3.7, 3.14, 3.15, 3.21, між вартістю та продуктивністю або між безпекою та інтегрованістю. Доведено що саме балансування критеріїв – це визначальний чинник для корпоративних систем.

Аналіз табл. 3.4 показав наступне. Після оптимізації значення показників security та reliability мали вищу середню нормалізовану оцінку порівняно з

початковими даним. Це узгоджено з ціллю. А саме підвищити стійкості корпоративної хмарної інфраструктури.

Проте за даними повної версії отриманої у форматі *.csv табл. 3.4, спостерігаємо тенденції зниження показників *cost* при збереженні високих значень *performance* і *scalability*. Результат додатково довів економічну ефективність знайдених під час ІЕ рішень для ХСП.

Отримані у табл. 3.4 результати також засвідчили покращення рівня рівномірності Парето-фронту. Це проявилось у більшій компактності розподілу рішень у просторі критеріїв $f1x-f7x$.

Отриманий ефект став на нашу є наслідком використання алгоритму NSGA-III. Саме він забезпечив розподіл Парето-оптимальних рішень з урахуванням пріоритетів різних груп критеріїв $f1x-f4x$.

У результаті ІЕ табл. 3.4 віддзеркалила не просто набір окремих конфігурацій ХСП, а саме структуровану множину оптимальних стратегій. Це стосується й прикладних питань впровадження ХСП. Отже, табл. 3.4 є узагальненою моделлю рівноважних станів системи рішень для критеріїв $f1x-f7x$. Вона разом з даними опитувальників, які містили таксономію критеріїв, забезпечує менеджмент ІТ інфраструктури підприємства аналітичною основою для подальшого порівняльного аналізу знайдених в процесі ІЕ рішень. А також подібна таблиця на датасеті конкретного підприємства є підґрунтям для формування рекомендацій щодо впровадження ХСП. Її інтерпретація дозволить менеджерам та фахівцям підприємств та компаній замовників ХСП визначити діапазони прийнятних стратегій впровадження обраних ХСП та виділити зону найвищої ефективності в межах пріоритетів та заданих обмежень критеріїв.

В табл. 3.5 наведені узагальнені результати порівняння середніх значень цільових критеріїв $f1x-f7x$ до та після методу СВХІ.

Початкові середні значення критеріїв, отримані на етапі діагностики датасету. Ці значення, див. таблицю 3.1, відображали неструктурований розподіл показників. Після проведення оптимізації за алгоритмами NSGA-II,

NSGA-III та MOEA/D, які паралельно використовувалися у методі СВХІ спостерігаємо виражене покращення більшості критеріїв.

Найсуттєвіше зростання відмічене під час виконання ІЕ для показників Performance (f_3) +22,7% та Scalability (f_{2x}) +18,8%.

Також, помітне покращення спостерігаємо для критеріїв Reliability (f_5) та Integration (f_7). Саме ці критерії характеризували технічну стабільність і взаємодію компонентів ХСП.

Таблиця 3.5

Узагальнені результати порівняння середніх значень цільових критеріїв

$f_{1x}-f_{7x}$ до та після методу СВХІ

№	Критерій	Початкове середнє значення	Після NSGA-II	Після NSGA-III	Після MOEA/D	Відносне покращення, %
1	Вартість f_{1x} (Cost)	0.61	0.52	0.51	0.52	-15.9
2	Масштабованість f_{2x} (Scalability)	0.58	0.65	0.70	0.67	+18.8
3	Продуктивність f_{3x} (Performance)	0.56	0.62	0.69	0.67	+22.7
4	Безпека f_{4x} (Security)	0.59	0.65	0.68	0.67	+15.2
5	Надійність f_{5x} (Reliability)	0.60	0.66	0.70	0.69	+16.3
6	Відповідність f_{6x} (Compliance)	0.57	0.61	0.65	0.64	+14.8
7	Інтегрованість f_{7x} (Integration)	0.58	0.64	0.68	0.67	+16.0

Джерело: складено автором

Проте під час ІЕ також зафіксоване зменшення середнього значення критерію Cost (f_1) -15,9%. Інтерпретуємо це як позитивний результат. Оскільки він засвідчив наступне. В підсумковому датасеті бачимо зменшення загальних витрат на ХСП без погіршення якості рішень.

Результати ІЕ показали, що найбільш ефективним у методі СВХІ став алгоритм NSGA-III. Він забезпечив найвищі значення більшості критеріїв серед

($f_1 - f_7$). Також саме NSGA-III, як складова методу довів свою придатність до задач високої розмірності.

Алгоритм MOEA/D демонстрував у ІЕ найкращу рівновагу між рівномірністю розподілу рішень для $f_1 - f_4$ і стабільністю збіжності. Проте час виконання пошуку оптимальних рішень ХСП він працював для середовища на Google Colaboratory на 45 % більшим повільно ніж у NSGA-III, та на 37 % повільніше за NSGA-II. Для середовища PyCharm різниця в часі виявилася не такою значною. Вона коливалася в часу від 2 до 3 секунд для опрацьованого датасету.

Табл. 3.6 містить Парето-рішення, сформованих у процесі моделювання для п'яти базових типів хмарних сервісів. Під час ІЕ для моделі PaaS зафіксовано найвищий рівень продуктивності 0,801. Це довело потенціал моделі PaaS для великих підприємств. BPaaS, як бізнес-орієнтована модель, показала найвищий рівень Compliance 0,769. Модель DaaS продемонструвала найвищі показники Security 0,77 та Reliability 0,768. Результати стали очікуваними. Проте довели доцільність включення всіх моделей в початковий датасет.

Таблиця 3.6

Оптимальні Парето-рішення, сформовані у процесі ІЕ

№	Модель хмарного сервісу	f_1 Вартість (Cost)	f_2 Масштабованість (Scalability)	f_3 Продуктивність (Performance)	f_4 Безпека (Security)	f_5 Надійність (Reliability)	f_6 Відповідність (Compliance)	f_7 Інтегрованість (Integration)	Тип рішення (характеристика)
1	IaaS	0,43	0,78	0,76	0,69	0,71	0,67	0,68	Високопродуктивне та економічно збалансоване для ХСП.
2	PaaS	0,49	0,74	0,80	0,72	0,73	0,68	0,71	Гнучке рішення, з акцентом на продуктивності ХСП.
3	SaaS	0,56	0,69	0,77	0,74	0,71	0,73	0,72	Рішення, яке орієнтоване на функціональність та безпеку ХСП.
4	BPaaS	0,52	0,70	0,72	0,75	0,74	0,76	0,73	Регламентовано-стійке рішення для бізнес-процесів великих підприємств.
5	DaaS	0,54	0,72	0,74	0,77	0,76	0,76	0,74	Захищене, з підвищеною інтегрованістю в ІТ.

Джерело: складено автором

Загалом, усі рішення в табл. 3.6 мали характер ефективних компромісів. Це підтвердило коректність застосованого алгоритму, див. рис. 2.2. Також цей результат довів гнучкість методу структурованого впровадження хмарної інфраструктури до різних рівнів сервісних моделей.

Отже, проведене у табл. 3.7 (додаток Б) порівняння виявило кілька фундаментальних груп методів:

- 1) класичні MCDA-методи (АНР, TOPSIS, VIKOR, ELECTRE, ANP);
- 2) нечіткі розширення цих методів,
- 3) еволюційні/гібридні методи та алгоритми;
- 4) практичні інженерні інструменти до яких віднесено рейтинги, системи відбору ХС на основі правил тощо.

Кожна група має свої переваги і обмеження в задачу відбору та впровадження ХСП.

Як засвідчив аналіз таблиці, а також висновки до яких ми прийшли у першому розділі роботи, класичні MCDA-методи забезпечують зрозумілий, репрезентативний каркас для прийняття рішень. Проте ці методи припускають застосування переважно однозначних ваг критеріїв. Також майже враховують невизначеність експертних оцінок та коаліцію критеріїв. Нечіткі розширення частково усунули цю проблему. Проте метод Fuzzy АНР погано працює у випадках задач де дослідник стикається із великим простором критеріїв та альтернатив.

Еволюційні алгоритми і їхні гібридні розширення дозволили системно знаходити Парето-оптимальні множини у багатовимірних просторах. Такі методи здатні врахувати й конфлікт між критеріями без попереднього зведення в одну функцію. Однак класичні реалізації еволюційних алгоритмів не інтегрують формальну модель нечіткості критеріїв оцінки. Також вони не мають інструментів гнучкого визначення ваг критеріїв ХСП. Тобто вони апріорі потребують зовнішніх ваг або евристик. Саме тут полягає відмінність запропонованого нами методу СВХІ. Саме СВХІ як доведено у роботі поєднав нечітку логіку на етапі формалізації невизначеності експертних суджень після

опрацювання опитувальників, еволюційну оптимізацію, завдяки використуванню еволюційних алгоритмів пошуку Парето-фронтів і апарат теорії ігор для гнучкого налаштування ваг через при моделюванні взаємодії критеріїв, створив у підсумку гнучкий і інтерпретований інструментарій відбору ХСП.

3.3. Висновки до третього розділу

У результаті досліджень у третьому завершальному розділі дисертації отримано такі основні результати та зроблено наступні висновки.

1. Проведено системну інтеграцію методу структурованого впровадження хмарної інфраструктури у корпоративні ІТ-системи (тобто СВХІ, див. розділ 2) та відповідної моделі багатокритеріальної оптимізації, а також емпіричних даних, отриманих шляхом анкетування експертів, тобто таксономії, що дозволило сформувані багатовимірний нормалізований датасет для подальшого застосування методів NSGA-II, NSGA-III та MOEA/D. Доведено обґрунтованість використання таксономічної структури критеріїв для формування опитувальника, що у підсумку забезпечило узгодженість між теоретичними, інструментальними та аналітичними рівнями представлення у дослідженні даних.

2. Обґрунтовано необхідність проведення діагностики сформованого датасету, оскільки він містив суб'єктивні компоненти експертних суджень та відмінності у профілях респондентів. Проведені діагностичні процедури підтвердили репрезентативність, коректність і достатню варіативність даних для моделювання сценаріїв вибору хмарних сервісів підприємствами. Отримано кількісну оцінку структури даних. Зокрема, встановлено 1013 спостережень та 216 невідомованих рішень (21,3 % від загальної вибірки), що свідчило про наявність багатовимірних компромісів між досліджуваними у роботі критеріями та доведено достатній потенціал для формування вірогідного Парето-фронт.

3. Проведено аналіз розподілів семи критеріїв $f1x-f7x$, який показав неоднорідність та кластеризованість даних. Це довело реалістичність і

змістовність зібраної інформації, що відображала реальні переваги корпоративних користувачів у виборі ХМС.

4. Розроблено методику проведення імітаційного (обчислювального) експерименту (ІЕ) із застосуванням опитувальника, який заповнювали ІТ фахівці компаній, а також засобів кібернетичного моделювання на мові Python у середовищах Google Colaboratory та PyCharm. Встановлено, що нормалізація даних до інтервалу $[0,1]$ забезпечила уніфікацію шкал оцінювання, а також створила передумови для застосування методів багатокритеріальної оптимізації та апарату нечіткої логіки в межах методу СВХІ.

5. Доведено ефективність використання нечіткої логіки (НЛ) як інструменту для подолання невизначеності в експертних оцінках. Це дозволило в процесі ІЕ моделювати процес прийняття рішень у вигляді зваженої системи переваг, а не бінарного вибору. Виконано імітаційне моделювання з використанням комбінованого середовища Google Colaboratory та PyCharm, що дало змогу забезпечити відтворюваність результатів і коректну взаємодію між компонентами програмного середовища.

6. Отримано експериментальні результати, які засвідчили зростання гіпероб'єму (Hypervolume), зменшення показника Spacing і підвищення Diversity після оптимізації. Це доводить, що алгоритми NSGA-III та MOEA/D у складі методу СВХІ забезпечують рівномірне покриття простору рішень для критеріїв $f1x-f7x$. Здійснено порівняльну оцінку ефективності алгоритмів NSGA-II, NSGA-III і MOEA/D. Встановлено, що NSGA-III продемонстрував кращу збіжність і стабільність результатів у багатовимірних просторах критеріїв. Алгоритм MOEA/D забезпечив більш рівномірний розподіл Парето-рішень.

7. Доведено покращення балансу між критеріями «вартість ($f1x$) – масштабованість ($f2x$) – продуктивність ($f3x$)» та «безпека ($f4x$) – надійність ($f5x$) – відповідність стандартам ($f6x$) – інтегрованість ($f7x$)» у процесі оптимізації. Це підтвердило здатність методу СВХІ враховувати як економічні, так і технічні та правові аспекти вибору ХСП.

8. Доведена практична цінність запропонованого методу СВХІ. Його застосування дозволяє підприємствам комплексно оцінювати ХСП за сімома критеріями та, відповідно, сформувати узгоджені рішення з урахуванням галузевих, організаційних і технічних факторів. Доведено потенціал адаптації методу СВХІ до різних моделей хмарних сервісів, зокрема, IaaS, PaaS, SaaS, VPaaS, DaaS, які були присутні у датасет. Це забезпечило універсальність методу СВХІ та підвищило його результативність у пошуку оптимальних конфігурацій ХСП для великих підприємств. Отримано підтвердження практичної ефективності методу СВХІ, у вигляді Актів на впровадження (надано у додатках дисертації), як інструменту підтримки прийняття управлінських рішень при впровадженні ХСП. Показано, що застосування методу СВХІ посприяє підвищенню якості стратегічного планування, оптимізації ресурсів та забезпеченню стійкого розвитку інформаційних систем та інфраструктури великих підприємств України.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі вирішено актуальне науково-прикладне завдання забезпечення підтримки прийняття рішень щодо вибору та впровадження хмарних сервісів у корпоративні ІТ-системи великих підприємств в умовах багатокритеріальності, невизначеності експертних оцінок і конфліктності критеріїв. У результаті виконання дисертаційної роботи було отримано наступні наукові та практичні результати:

1. Проаналізовано сучасний стан використання хмарних сервісів у діяльності великих підприємств, систематизовано наукові підходи до вибору та впровадження хмарних сервісів, виявлено основні недоліки: обмежене врахування невизначеності експертних оцінок, потребу жорсткого задання ваг критеріїв та відсутність механізму адаптації ваг при зміні стратегічних пріоритетів підприємства.

2. Удосконалено модель вибору хмарних сервісів шляхом формалізації критеріїв вибору через нечіткі функції належності з урахуванням експертної невизначеності оцінок критеріїв на основі їх таксономії та інтеграції з двома еволюційними алгоритмами багатокритеріальної оптимізації (NSGA-III та MOEA/D), що, на відміну від існуючих, забезпечує пристосування до варіативного характеру вхідних даних опитувального листа та побудову узгодженого простору допустимих рішень.

3. Удосконалено модель балансування ваг критеріїв вибору хмарних сервісів, яка, на відміну від методів попереднього визначення ваг критеріїв, використовує вектор Шеплі та враховує специфіку різних категорій хмарних сервісів і дозволяє диференціювати значущість критеріїв залежно від сценарію використання сервісу, що забезпечує адаптивне коригування вагових конфігурацій відповідно до пріоритетів розвитку і умов функціонування ІТ-інфраструктури підприємства.

4. Розроблено комбіновану модель ранжування Парето-альтернатив у нечіткому просторі, яка, на відміну від існуючих підходів, поєднує комбіновану

схему на основі функції бажаності та евклідову відстань до вектора бажаних рівнів задоволеності критеріїв з апаратом теорії ігор для визначення ваг, що дає змогу особі що приймає рішення здійснювати ранжування серед опорних конфігурацій хмарних сервісів без жорсткого попереднього задання ваг критеріїв та забезпечує адаптивність ранжування до зміни стратегічних пріоритетів підприємства.

5. Уперше розроблено цілісний метод структурованого впровадження хмарної інфраструктури, який на відміну від відомих методів, поєднує побудову критеріального профілю підприємства, узгодження ваг критеріїв вибору хмарних сервісних платформ через ігровий апарат, багатокритеріальну еволюційну оптимізацію за алгоритмами NSGA-III та MOEA/D, ранжування Парето-альтернатив через комбіновану модель, формування рекомендацій щодо вибору та впровадження та рекурсивне оновлення моделі за результатами моніторингу KPI, що забезпечує його інтерпретованість, масштабованість і програмну реалізованість у контексті подальшої розробки багатоетапної модульної системи підтримки прийняття рішень.

6. Проведено імітаційні експерименти для оцінювання ефективності запропонованого методу структурованого впровадження хмарної інфраструктури. У межах обчислювального експерименту інтегровано емпіричні дані анкетування експертів із таксономією критеріїв вибору ХСП, сформовано нормалізований багатовимірний датасет та підтверджено його придатність до застосування апарату нечіткої логіки, ігрових механізмів узгодження ваг критеріїв і методів багатокритеріальної оптимізації. Результати експериментів підтвердили узгодженість теоретичних положень методу CBXI з обчислювальними результатами та доцільність поєднання ігрового підходу до налаштування ваг критеріїв з алгоритмами NSGA-III та MOEA/D для формування множини оптимальних і компромісних рішень щодо вибору та впровадження хмарних сервісів на підприємстві. Так, експериментально підтверджено ефективність методу CBXI, зокрема для базового підприємства експериментально підтверджено підвищення продуктивності на 22,7%,

надійність на 16,3%, інтегрованість на 16%, безпека на 15.2% та масштабованості на 18,8% при одночасному зниженні вартості на 15,9%.

7. Результати дисертаційного дослідження впроваджені і використовуються у ТОВ «Київстар.Тех» (акт впровадження від 06.03.2026) та ТОВ «Тріангу Україна» (акт впровадження від 22.12.2025).

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Семененко Ю. Хмарні технології як фактор підвищення ефективності діяльності компанії. *Вісник Хмельницького національного університету. Економічні науки*. 2024. № 5 (334). С. 211–218. DOI: 10.31891/2307-5740-2024-334-29.
2. Мерінова С. В., Половенко Л. П. Хмарні технології в управлінні бізнес-процесами на сучасному підприємстві. *Здобутки економіки: перспективи та інновації*. 2024. № 10. DOI: 10.5281/zenodo.14003546.
3. Катков Ю. І., Звенігородский О. С., Сєрих С. О., Бурсак В. В. Підвищення ефективності малого бізнесу через використання хмарних сервісів. *Наукові записки Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій*. 2020. № 2 (58). С. 34–44.
4. Лебідь О. Цифрові та інформаційні технології в управлінні підприємством: реальність та погляд у майбутнє. *Економіка та суспільство*. 2023. № 55. DOI: 10.32782/2524-0072/2023-55-19.
5. Rittinghouse J. W., Ransome J. F. *Cloud Computing: Implementation, Management, and Security*. Boca Raton : CRC Press, 2017. DOI: 10.1201/9781439806814.
6. Rastogi G., Sushil R. Cloud computing implementation: key issues and solutions. *2015 2nd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)*. Piscataway : IEEE, 2015. P. 320–324.
7. Cloud Security Alliance. *State of Cloud Security 2024*. URL: <https://cloudsecurityalliance.org/> (дата звернення: 21.09.2025).
8. Flexera. *2024 State of the Cloud Report*. URL: <https://www.flexera.com/blog/cloud/2024-state-of-the-cloud-report/> (дата звернення: 21.09.2025).
9. Gartner. *Magic Quadrant for Cloud Infrastructure and Platform Services*. URL: <https://www.gartner.com/en/documents/4018419> (дата звернення: 21.09.2025).

10. McKinsey & Company. *Cloud's trillion-dollar prize is up for grabs*. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/tech-and-ai/our-insights/clouds-trillion-dollar-prize-is-up-for-grabs> (дата звернення: 21.09.2025).

11. Forrester. *The Total Economic Impact™ Of Microsoft Azure*. URL: <https://www.forrester.com/report/the-total-economic-impact-of-microsoft-azure/> (дата звернення: 21.09.2025).

12. *Ukraine Cloud Services Market (2025–2031). Segmentation, Forecast, Trends, Share, Outlook, Analysis, Value, Growth, Competitive Landscape, Size & Revenue, Companies, Industry*. URL: <https://www.6wresearch.com/industry-report/ukraine-cloud-services-market> (дата звернення: 23.09.2025).

13. *Le Marché Ukrainien des Services Cloud pendant la Guerre*. URL: <https://www.optimnow.io/post/ukrainian-cloud-services-market-during-the-war-2> (дата звернення: 01.08.2024).

14. Надточій І. І., Крамаренко І. С., Гришина Н. В. Хмарні технології як інструмент ефективного управління фінансово-економічною безпекою та HR-технологіями в умовах цифровізації. *Економічний простір*. 2024. № 190. С. 187–191.

15. Грінка Т. І., Іщенко Є. О. Впровадження цифрових технологій у систему управління підприємством. *Конкурентоспроможна модель інноваційного розвитку економіки України : матеріали VII Міжнар. наук.-практ. конф., м. Кропивницький, 07–08 листоп. 2024 р.* Кропивницький : ЦНТУ, 2024. С. 65–67.

16. Шевчук І., Депутат Б., Країло Д. Застосування хмарних технологій для управління та планування ресурсами підприємства. *Фінансовий простір*. 2024. № 3–4 (54). С. 7–18. DOI: 10.30970/фр.3-4(54).2024.071718.

17. Мазур М., Боклаг В. Кібербезпека у хмарних технологіях: Виклики для бізнесу в умовах війни та післявоєнної стабілізації (дослідження ризиків та стратегій захисту даних у хмарному середовищі). *Актуальні проблеми державотворення, правотворення та правозастосування*, С. 181.

18. Левицький В. В., Радинський С. В., Артеменко Л. Б., Радинська С. Підприємництво України в умовах війни та цифровізації: можливості та перспективи удосконалення. *Трансформація бізнесу для сталого майбутнього: дослідження, цифровізація та інновації : монографія / за ред. О. А. Сороківської*. Тернопіль : ФОП Паляниця В. А., 2024. С. 235–253.

19. Zatonatska T., Dluhopolskyi O. Modelling the efficiency of the cloud computing implementation at enterprises. *Marketing and Management of Innovations*. 2019. Issue 3. P. 45–57.

20. Волот О. І. Застосування хмарних технологій в обліку та управлінні підприємствами реального сектору економіки. *Центральноукраїнський науковий вісник. Економічні науки : зб. наук. пр.* Кропивницький : ЦНТУ, 2019. Вип. 2 (35). С. 190–198. DOI: 10.32515/2663-1636.2019.2(35).190-198.

21. Саламанюк А. В. Впровадження хмарних технологій у бухгалтерський облік України. *м. Тернопіль, 27 травня 2025 р.* 2025. С. 296.

22. Бохонко І., Хархаліс Т. Розвиток використання сучасних технологій на підприємствах. *Науковий вісник Львівського державного університету внутрішніх справ. Серія економічна*. 2024. № 2. С. 3–9. DOI: 10.32782/2311-844X/2024-2-1.

23. Liu F., Tong J., Mao J., Bohn R., Messina J., Badger L., Leaf D. *NIST Cloud Computing Reference Architecture*. Gaithersburg, MD : National Institute of Standards and Technology, 2011. (NIST SP 500-292). DOI: 10.6028/NIST.SP.500-292.

24. CloudZero. *90+ Cloud Computing Statistics: A 2025 Market Snapshot*. URL: <https://www.cloudzero.com/blog/cloud-computing-statistics/> (дата звернення: 01.08.2025).

25. N2WS. *49 Cloud Computing Statistics You Must Know in 2025*. URL: <https://n2ws.com/blog/cloud-computing-statistics> (дата звернення: 11.07.2025).

26. Spacelift. *55 Cloud Computing Statistics for 2025*. URL: <https://spacelift.io/blog/cloud-computing-statistics> (дата звернення: 02.10.2025).

27. Faddom. 29 *Cloud Computing Statistics You Must Know in 2025*. URL: <https://faddom.com/29-cloud-computing-statistics-you-must-know-in-2025/> (дата звернення: 01.10.2025).

28. Nextwork. *Cloud Computing Stats 2025*. URL: <https://www.nextwork.org/blog/cloud-computing-stats-2025> (дата звернення: 04.08.2025).

29. Demandsage. 33 *CRM Statistics — Usage & Market Share*. URL: <https://www.demandsage.com/crm-statistics/> (дата звернення: 14.09.2025).

30. Zadarma. *Хмарні сервіси для бізнесу: найкращі інструменти 2025*. URL: <https://zadarma.com/ua/blog/top-10-cloud-services-2025/> (дата звернення: 03.11.2025).

31. Kyivstar. *Хмарні сервіси для бізнесу: огляд п'яти рішень*. URL: <https://hub.kyivstar.ua/articles/hmarni-servisi-dlya-biznesu-oglyad-p-yati-rishen> (дата звернення: 08.09.2025)

32. Katal A., Dahiya S., Choudhury T. Energy efficiency in cloud computing data centers: a survey on software technologies. *Cluster Computing*. 2023. Vol. 26, no. 3. P. 1845–1875. DOI: 10.1007/s10586-022-03713-0.

33. Buyya R., Ilager S., Arroba P. Energy-efficiency and sustainability in new generation cloud computing: a vision and directions for integrated management of data centre resources and workloads. *Software: Practice and Experience*. 2024. Vol. 54, no. 1. P. 24–38. DOI: 10.1002/spe.3248.

34. Repschlaeger J., Wind S., Zarnekow R., Turowski K. Decision model for selecting a cloud provider: a study of service model decision priorities. *19th Americas Conference on Information Systems (AMCIS 2013)*. 2013.

35. Repschlaeger J., Proehl T., Zarnekow R. Cloud service management decision support: an application of AHP for provider selection of a cloud-based IT service management system. *Intelligent Decision Technologies*. 2014. Vol. 8, no. 2. P. 95–110. DOI: 10.3233/IDT-130181.

36. Kwon H. K., Seo K. K. A decision-making model to choose a cloud service using fuzzy AHP. *Advanced Science and Technology Letters*. 2013. Vol. 35. P. 93–96.

37. Boutkhoul O., Hanine M., Agouti T., Tikniouine A. A decision-making approach based on fuzzy AHP-TOPSIS methodology for selecting the appropriate cloud solution to manage big data projects. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*. 2017. Vol. 8, suppl. 2. P. 1237–1253. DOI: 10.1007/s13198-017-0592-x
38. Whaiduzzaman M., Gani A., Anuar N. B., Shiraz M., Haque M. N., Haque I. T. Cloud service selection using multicriteria decision analysis. *The Scientific World Journal*. 2014. Vol. 2014. Art. 459375. DOI: 10.1155/2014/459375.
39. Shin Y. R., You D., Huh E. N. Analytic Hierarchy Process Based Cloud Service Assessment Model Using Service Measure Index. *Advances in Computer Science and Ubiquitous Computing, CSA-CUTE 2018*. Singapore : Springer, 2020. P. 568–573. DOI: 10.1007/978-981-13-9341-9_98.
40. Tajvidi M., Ranjan R., Kolodziej J., Wang L. Fuzzy cloud service selection framework. *2014 IEEE 3rd International Conference on Cloud Networking (CloudNet)*. 2014. P. 443–448. DOI: 10.1109/CloudNet.2014.6969035.
41. Harnisch S., Buxmann P. Evaluating cloud services using methods of supplier selection. *Business Information Systems. BIS 2013*. Lecture Notes in Business Information Processing. Berlin ; Heidelberg : Springer, 2013. Vol. 157. P. 1–13. DOI: 10.1007/978-3-642-38366-3_1.
42. Tanoumand N., Ozdemir D. Y., Kilic K., Ahmed F. Selecting cloud computing service provider with fuzzy AHP. *2017 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*. 2017. P. 1–5. DOI: 10.1109/FUZZ-IEEE.2017.8015681.
43. Kumar R. R., Mishra S., Kumar C. A novel framework for cloud service evaluation and selection using hybrid MCDM methods. *Arabian Journal for Science and Engineering*. 2018. Vol. 43, no. 12. P. 7015–7030. DOI: 10.1007/s13369-017-2975-3.
44. Mdarbi F. E., Afifi N., Hilal I., Belhadaoui H. An approach for selecting cloud service adequate to big data case study: E-health context. *CoRR*. 2020. Abs. 2004.01640. DOI: 10.48550/arXiv.2004.01640.

45. Kalaiarasan C., Venkatesh K. A. Cloud provider selection based on accountability and security using interval-valued fuzzy TOPSIS. *International Journal of Decision Support System Technology*. 2022. Vol. 14, no. 1. P. 1–15. DOI: 10.4018/IJDSST.286684.
46. Son A. Y., Huh E. N. Multi-objective service placement scheme based on fuzzy-AHP system for distributed cloud computing. *Applied Sciences*. 2019. Vol. 9, no. 17. Art. 3550. DOI: 10.3390/app9173550.
47. Nazif H., Nassr M., Al-Khafaji H. M. R., Jafari Navimipour N., Unal M. A cloud service composition method using a fuzzy-based particle swarm optimization algorithm. *Multimedia Tools and Applications*. 2024. Vol. 83, no. 19. P. 56275–56302. DOI: 10.1007/s11042-023-17719-2.
48. 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. Vol. 15, no. 2. P. 687–704. DOI: 10.1007/s13198-023-02017-8.
49. Ciavotta M., Ardagna D., Gibilisco G. P. A mixed integer linear programming optimization approach for multi-cloud capacity allocation. *Journal of Systems and Software*. 2017. Vol. 123. P. 64–78. DOI: 10.1016/j.jss.2016.10.001.
50. Armani V., Faticanti F., Cretti S., Kum S., Siracusa D. A cost-effective workload allocation strategy for cloud-native edge services. *CoRR*. 2021. Abs. 2110.12788. DOI: 10.48550/arXiv.2110.12788.
51. Sheganaku G., Schulte S., Waibel P., Weber I. Cost-efficient auto-scaling of container-based elastic processes. *Future Generation Computer Systems*. 2023. Vol. 138. P. 296–312. DOI: 10.1016/j.future.2022.09.001.
52. Nwanganga F., Saebi M., Madey G., Chawla N. V. A minimum-cost flow model for workload optimization on cloud infrastructure. *2017 IEEE 10th International Conference on Cloud Computing (CLOUD)*. 2017. P. 480–487.
53. Eraşcu M., Micota F., Zaharie D. Scalable optimal deployment in the cloud of component-based applications using optimization modulo theory, mathematical programming and symmetry breaking. *Journal of Logical and Algebraic Methods in Programming*. 2021. Vol. 121. Art. 100664. DOI: 10.1016/j.jlamp.2021.100664.

54. Massa J., Forti S., Dazzi P., Brogi A. Combining declarative and linear programming for application management in the cloud-edge continuum. *Future Generation Computer Systems*. 2026. Vol. 176. Art. 108224. DOI: 10.1016/j.future.2025.108224.
55. Singh B., Kaur R., Woodside M., Chinneck J. W. Low-power multi-cloud deployment of large distributed service applications with response-time constraints. *Journal of Cloud Computing*. 2023. Vol. 12, no. 1. Art. 1. DOI: 10.1186/s13677-022-00363-w.
56. Swatthong N., Aswakul C. Optimal cloud orchestration model of containerized task scheduling strategy using integer linear programming: case studies of IoTcloudServe@TEIN project. *Energies*. 2021. Vol. 14, no. 15. Art. 4536. DOI: 10.3390/en14154536.
57. Guérout T., Gaoua Y., Artigues C., Da Costa G., Lopez P., Monteil T. Mixed integer linear programming for quality of service optimization in clouds. *Future Generation Computer Systems*. 2017. Vol. 71. P. 1–17. DOI: 10.1016/j.future.2016.12.034.
58. Omidvar N., Ahmadi M., Hosseini S. M. Optimal service placement, request routing and CPU sizing in cooperative mobile edge computing networks for delay-sensitive applications. *CoRR*. 2024. Abs. 2405.10648. DOI: 10.48550/arXiv.2405.10648.
59. Wu H., He J., Li B., Pei Y. Personalized QoS prediction of cloud services via learning neighborhood-based model. *Collaborative Computing: Networking, Applications and Worksharing : 11th International Conference, CollaborateCom 2015, Wuhan, China, November 10–11, 2015, Proceedings*. Cham : Springer, 2016. P. 106–117. DOI: 10.1007/978-3-319-28910-6_10.
60. Zhu S., Ding J., Yang J. Location-aware deep interaction forest for web service QoS prediction. *Applied Sciences*. 2024. Vol. 14, no. 4. Art. 1450. DOI: 10.3390/app14041450.

61. Huang W., Zhang P., Chen Y., Zhou M., Al-Turki Y., Abusorrah A. QoS prediction model of cloud services based on deep learning. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*. 2022. Vol. 9, no. 3. P. 564–566. DOI: 10.1109/JAS.2021.1004392.
62. Choi J., Ryu D. QoS-Aware Graph Contrastive Learning for Web Service Recommendation. *Proceedings of the 2023 30th Asia-Pacific Software Engineering Conference (APSEC 2023)*. 2023. P. 171–180. DOI: 10.1109/APSEC60848.2023.00027.
63. Ramesh J. V. N., Khasim S., Abbas M., Shaik K., Rahman M. Z. U., Elangovan M. Cloud Services User's Recommendation System Using Random Iterative Fuzzy-Based Trust Computation and Support Vector Regression. *Mathematics*. 2023. Vol. 11, no. 10. Art. 2332. DOI: 10.3390/math11102332.
64. Han S. M., Hassan M. M., Yoon C. W., Huh E. N. Efficient service recommendation system for cloud computing market. *Proceedings of the 2nd International Conference on Interaction Sciences: Information Technology, Culture and Human*. 2009. P. 839–845. DOI: 10.1145/1655925.1656078.
65. Nagarajan R., Thirunavukarasu R. A service context-aware QoS prediction and recommendation of cloud infrastructure services. *Arabian Journal for Science and Engineering*. 2020. Vol. 45, no. 4. P. 2929–2943. DOI: 10.1007/s13369-019-04218-6.
66. Ye F., Lin Z., Chen C., Zheng Z., Huang H. Outlier-resilient web service QoS prediction. *Proceedings of The Web Conference 2021*. 2021. DOI: 10.1145/3442381.3449938.
67. Wang Z., Zhang X., Li Z. S., Yan M. QoSBERT: An Uncertainty-Aware Approach Based on Pre-trained Language Models for Service Quality Prediction. *CoRR*. 2025. Abs. 2505.07863.
68. Farhoudi M., Shokrnezhad M., Taleb T. QoS-aware service prediction and orchestration in cloud-network integrated beyond 5G. *GLOBECOM 2023 – 2023 IEEE Global Communications Conference*. 2023. P. 369–374. DOI: 10.1109/GLOBECOM54140.2023.10436905.

69. Saha M., Panda S. K., Panigrahi S. An uncertainty-aware cloud service selection model using CRITIC and MAUT. *Advances in Distributed Computing and Machine Learning: Proceedings of ICADCML 2022*. Singapore : Springer Nature, 2022. P. 239–257. DOI: 10.1007/978-981-19-1018-7_20.

70. Araujo J., Maciel P., Andrade E., Callou G., Alves V., Cunha P. Decision making in cloud environments: an approach based on multiple-criteria decision analysis and stochastic models. *Journal of Cloud Computing*. 2018. Vol. 7, Art. 7. DOI: 10.1186/s13677-018-0106-7.

71. Silva F. A., Fé I., Gonçalves G. Stochastic models for performance and cost analysis of a hybrid cloud and fog architecture. *The Journal of Supercomputing*. 2021. Vol. 77, no. 2. P. 1537–1561. DOI: 10.1007/s11227-020-03310-1.

72. Cayirci E., Garaga A., Santana de Oliveira A., Roudier Y. A risk assessment model for selecting cloud service providers. *Journal of Cloud Computing*. 2016. Vol. 5. Art. 14. DOI: 10.1186/s13677-016-0064-x.

73. Jrad F., Tao J., Streit A., Knapper R., Flath C. A utility-based approach for customised cloud service selection. *International Journal of Computational Science and Engineering*. 2015. Vol. 10, no. 1–2. P. 32–44. DOI: 10.1504/IJCSE.2015.067056.

74. Cayirci E., de Oliveira A. S. Modelling trust and risk for cloud services. *Journal of Cloud Computing*. 2018. Vol. 7. Art. 14. DOI: 10.1186/s13677-018-0114-7.

75. Sumarlin M., Zarlis M., Suherman, Efendi S. Ubiquitous-cloud-inspired deterministic and stochastic service provider models with mixed-integer-programming. *IAES International Journal of Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 13, no. 2. P. 1304–1311. DOI: 10.11591/ijai.v13.i2.pp1304-1311

76. Abdul Rahman A. A. L., Islam S., Kalloniatis C., Gritzalis S. A risk management approach for a sustainable cloud migration. *Journal of Risk and Financial Management*. 2017. Vol. 10, no. 4. Art. 20. DOI: 10.3390/jrfm10040020.

77. Macharia M. Cloud computing risk: a decision-making framework. *Journal of Computer Information Systems*. 2023. Vol. 63, no. 2. P. 421–435. DOI: 10.1080/08874417.2022.2067793.

78. Bruneo D. A stochastic model to investigate data center performance and QoS in IaaS cloud computing systems. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*. 2014. Vol. 25, no. 3. P. 560–569. DOI: 10.1109/TPDS.2013.67.

79. Демиденко М. А. Економіко-математична модель багатокритеріальної оптимізації із застосуванням еволюційних алгоритмів. *Економічний вісник Національного гірничого університету*. 2003. № 4. С. 120–124.

80. Лахно В., Криворучко О., Каламан Є. Програмна реалізація вирішення задачі оптимізації вибору засобів захисту інформації на основі еволюційного алгоритму. *Кібербезпека: освіта, наука, техніка*. 2025. Т. 3, № 27. С. 257–268.

81. Deb K., Pratap A., Agarwal S., Meyarivan T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2002. Vol. 6, no. 2. P. 182–197. DOI: 10.1109/4235.996017.

82. Deb K., Jain H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, Part I: Solving problems with box constraints. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2014. Vol. 18, no. 4. P. 577–601. DOI: 10.1109/TEVC.2013.2281535.

83. Zhang Q., Li H. MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2007. Vol. 11, no. 6. P. 712–731. DOI: 10.1109/TEVC.2007.892759.

84. Yao Y., Chen H. QoS-aware service composition using NSGA-II. *Proceedings of the 2nd International Conference on Interaction Sciences: Information Technology, Culture and Human*. 2009. P. 358–363.

85. Suci M., Pallez D., Cremene M., Dumitrescu D. Adaptive MOEA/D for QoS-Based Web Service Composition. *Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization. EvoCOP 2013*. 2013. P. 73–84. DOI: 10.1007/978-3-642-37198-1_7.

86. Kumar S., Bahsoon R., Chen T., Li K., Buyya R. Multi-Tenant Cloud Service Composition Using Evolutionary Optimization. 2018 IEEE 24th International

Conference on Parallel and Distributed Systems (ICPADS). 2018. P. 972–979. DOI: 10.1109/PADSW.2018.8644640.

87. Gopu A., Thirugnanasambandam K., Rajakumar 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. Vol. 12, no. 1. Art. 124. DOI: 10.1186/s13677-023-00501-y.

88. Guerrero C., Lera I., Juiz C. Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization of Container Allocation in Cloud Architecture. *Journal of Grid Computing*. 2018. Vol. 16. P. 113–135. DOI: 10.1007/s10723-017-9419-x.

89. Tan B., Ma H., Mei Y. A NSGA-II-based Approach for Multi-objective Micro-service Allocation in Container-based Clouds. 2020 20th IEEE/ACM International Symposium on Cluster, Cloud and Internet Computing (CCGRID). 2020. P. 282–289. DOI: 10.1109/CCGrid49817.2020.00-65.

90. Khatoonabadi S., Lotfi S., Isazadeh A. GAP2WSS: A Genetic Algorithm based on the Pareto Principle for Web Service Selection. *CoRR*. 2021. Abs. 2109.10430. DOI: 10.48550/arXiv.2109.10430.

91. Materwala H., Ismail L., Hassanein H. S. QoS-SLA-aware adaptive genetic algorithm for multi-request offloading in integrated edge-cloud computing in Internet of vehicles. *Vehicular Communications*. 2023. Vol. 43. Art. 100654. DOI: 10.1016/j.vehcom.2023.100654.

92. Pirozmand P., Hosseinabadi A. A. R., Farrokhzad M., Sadeghilalimi M., Mirkamali S., Slowik A. Multi-objective hybrid genetic algorithm for task scheduling problem in cloud computing. *Neural Computing and Applications*. 2021. Vol. 33, no. 19. P. 13075–13088. DOI: 10.1007/s00521-021-06002-w.

93. Imene L., Sihem S., Kazar O., Batouche M. A third generation genetic algorithm NSGAIII for task scheduling in cloud computing. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*. 2022. Vol. 34, no. 9. P. 7515–7529. DOI: 10.1016/j.jksuci.2022.03.017.

94. Xiong W., Wang Y., Gao S., Huang X., Wang S. A multi-objective service composition optimization method considering multi-user benefit and adaptive

resource partitioning in hybrid cloud manufacturing. *Journal of Industrial Information Integration*. 2024. Vol. 38. Art. 100564.

95. Tong J., Zhao B., An Y. A novel multi-objective service composition architecture for blockchain-based cloud manufacturing. *Journal of Computational Design and Engineering*. 2023. Vol. 10, no. 1. P. 185–203. DOI: 10.1093/jcde/qwac130.

96. Hong R., Xing L., Zhang G. Ensemble of selection operators for decomposition-based multi-objective evolutionary optimization. *Swarm and Evolutionary Computation*. 2022. Vol. 75. Art. 101198. DOI: 10.1016/j.swevo.2022.101198.

97. Zebouchi A., Aklouf Y. pRTMNSGA-III: a novel multi-objective algorithm for QoS-aware multi-cloud IoT service selection. *Annals of Telecommunications*. 2025. Vol. 80. P. 17–38. DOI: 10.1007/s12243-023-01006-0.

98. Zhang C., Wang L., He K. Cloud service composition optimization based on service association impact and improved NSGA-II algorithm. *Scientific Reports*. 2025. Vol. 15, no. 1. Art. 26001. DOI: 10.1038/s41598-025-10040-y.

99. Sun F., Chen G., Ma H., Hartmann S. Multi-objective IoT service composition with replication using memetic NSGA-II with bottleneck-driven local search. *Future Generation Computer Systems*. 2026. Vol. 175. Art. 108039. DOI: 10.1016/j.future.2025.108039.

100. Wang Y., Liu P. Bi-level optimization of shared manufacturing service composition based on improved NSGA-II. *PLOS ONE*. 2024. Vol. 19, no. 6. Art. e0303968. DOI: 10.1371/journal.pone.0303968.

101. Chen C., Yu J., Lu J., Su X., Zhang J., Feng C., Ji W. Service Composition and Optimal Selection of Low-Carbon Cloud Manufacturing Based on NSGA-II-SA Algorithm. *Processes*. 2023. Vol. 11, no. 2. Art. 340. DOI: 10.3390/pr11020340.

102. Chowdhury S., Katangur A., Sheta A. Optimization of datacenter selection through a genetic algorithm-driven service broker policy. *Journal of Cloud Computing*. 2024. Vol. 13, no. 1. Art. 156. DOI: 10.1186/s13677-024-00719-4.

103. 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. Vol. 14, no. 1. Art. 29348. DOI: 10.1038/s41598-024-79640-4.

104. Zhou Y., Ren Y., Xu M., Feng G. An improved NSGA-III algorithm based on deep Q-networks for cloud storage optimization of blockchain. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*. 2023. Vol. 34, no. 5. P. 1406–1419. DOI: 10.1109/TPDS.2023.3243634.

105. Talhar N. R., Gaikwad D. P. Hybrid NSGA-II and deep reinforcement for cloud resource optimization in simulated cloud computing environment. Available at SSRN. 2024. SSRN 5085683.

106. Aydin H. A study of cloud computing adoption in universities as a guideline to cloud migration. *SAGE Open*. 2021. Vol. 11, no. 3. P. 1–14. DOI: 10.1177/21582440211030280.

107. Gharibvand V., Kolamroudi M. K., Zeeshan Q., Çınar Z. M., Sahmani S., Asmael M., Safaei B. Cloud based manufacturing: A review of recent developments in architectures, technologies, infrastructures, platforms and associated challenges. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2024. Vol. 131. P. 93–123. DOI: 10.1007/s00170-024-12989-y.

108. Scott H. S., Gulliver J., Nadler H. Cloud computing in the financial sector: a global perspective. *Program on International Financial Systems*. 2019, July 26. URL: <https://www.pifsinternational.org/cloud-computing-in-the-financial-sector-a-global-perspective-2019/> (дата звернення: 11.06.2024).

109. Zhang S., Pandey A., Luo X., Powell M., Banerji R., Fan L., Parchure A., Luzcando E. Practical adoption of cloud computing in power systems—Drivers, challenges, guidance, and real-world use cases. *IEEE Transactions on Smart Grid*. 2022. Vol. 13, no. 3. P. 2390–2411. DOI: 10.1109/TSG.2022.3148978.

110. Rahimi M., Navimipour N. J., Hosseinzadeh M., Moattar M. H., Darwesh A. Cloud healthcare services: a comprehensive and systematic literature review.

Transactions on Emerging Telecommunications Technologies. 2022. Vol. 33, no. 7. Art. e4473. DOI: 10.1002/ett.4473.

111. Banimfreg B. H. A comprehensive review and conceptual framework for cloud computing adoption in bioinformatics. *Healthcare Analytics*. 2023. Vol. 3. Art. 100190. DOI: 10.1016/j.health.2023.100190.

112. Sobragi C. G., Maçada A. C. G., Oliveira M. Cloud computing adoption: a multiple case study. *BASE - Revista de Administração e Contabilidade da Unisinos*. 2014. Vol. 11, no. 1. P. 75–91. DOI: 10.4013/base.2014.111.06.

113. Manchana R. Enterprise Integration in the Cloud Era: Strategies, Tools, and Industry Case Studies, Use Cases. *International Journal of Science and Research*. 2020. Vol. 9, no. 11. P. 1738–1747. DOI: 10.21275/SR24820053800.

114. Kambala G. Exploring the synergy between cloud computing and enterprise architecture: Challenges and opportunities. *International Journal of Science and Research Archive*. 2023. Vol. 9, no. 1. P. 794–812. DOI: 10.30574/ijsra.2023.9.1.0416.

115. Merlo T. R., Fard F., Hawamdeh S. Cloud Computing's Impact on the Digital Transformation of the Enterprise: A Mixed-Methods Approach. *Sustainability*. 2025. Vol. 17, no. 13. Art. 5755. DOI: 10.3390/su17135755.

116. Khoir S. A., Tanuji H. Pemanfaatan Teknologi Big Data dan Cloud Computing dalam Meningkatkan Pelayanan Koperasi Syariah (Tinjauan Literatur). *Imajinasi: Jurnal Ilmu Pengetahuan, Seni, dan Teknologi*. 2025. Vol. 2, no. 2. P. 122–128. DOI: 10.62383/imajinasi.v2i2.626.

117. Bhatia S. S., Rai A., Kaur H. Classification and Evaluation Criteria for the Selection of Cloud Service Providers with QoS based on SLA. *International Journal of Emerging Research in Management and Technology*. 2018. Vol. 6, no. 7. P. 51. DOI: 10.23956/ijermt.v6i7.183.

118. Sun L., Dong H., Hussain F. K., Hussain O. K., Chang E. Cloud service selection: State-of-the-art and future research directions. *Journal of Network and Computer Applications*. 2014. Vol. 45. P. 134–150. DOI: 10.1016/j.jnca.2014.07.019.

119. Ilieva G., Yankova T., Hadjieva V., Doneva R., Totkov G. Cloud service selection as a fuzzy multi-criteria problem. *TEM Journal*. 2020. Vol. 9, no. 2. P. 484–495. DOI: 10.18421/TEM92-09.

120. Rimal B. P., Choi E., Lumb I. A taxonomy and survey of cloud computing systems. 2009 Fifth International Joint Conference on INC, IMS and IDC. 2009. P. 44–51. DOI: 10.1109/NCM.2009.218.

121. Gill S. S., Buyya R. A taxonomy and future directions for sustainable cloud computing: 360 degree view. *ACM Computing Surveys*. 2018. Vol. 51, no. 5. Art. 104. P. 1–33. DOI: 10.1145/3241038.

122. Rimal B. P., Choi E., Lumb I. A taxonomy, survey, and issues of cloud computing ecosystems. *Cloud Computing: Principles, Systems and Applications*. 2010. P. 21–46. DOI: 10.1007/978-1-84996-241-4_2.

123. Mthunzi S. N., Benkhelifa E., Bosakowski T., Guegan C. G., Barhamgi M. Cloud computing security taxonomy: From an atomistic to a holistic view. *Future Generation Computer Systems*. 2020. Vol. 107. P. 620–644. DOI: 10.1016/j.future.2019.11.013.

124. Fortiş T. F., Munteanu V. I., Negru V. A taxonomic view of cloud computing services. *International Journal of Computational Science and Engineering*. 2015. Vol. 11, no. 1. P. 17–28. DOI: 10.1504/IJCSE.2015.071360.

125. Höfer C. N., Karagiannis G. Cloud computing services: taxonomy and comparison. *Journal of Internet Services and Applications*. 2011. Vol. 2, no. 2. P. 81–94. DOI: 10.1007/s13174-011-0027-x.

126. Firdhous M. A comprehensive taxonomy for the infrastructure as a service in cloud computing. 2014 Fourth International Conference on Advances in Computing and Communications. 2014. P. 158–161. DOI: 10.1109/ICACC.2014.45.

127. Хомчак, М. (2025). Оцінка ризиків кібербезпеки для вибору хмарного провайдера. Електронне фахове наукове видання «Кібербезпека: освіта, наука, техніка», 3(27), С. 549-559.

128. Khomchak M. Enterprise Private Cloud Platforms: A Systematic Review of Key Vendors. *International Journal of Wireless and Microwave Technologies*. 2024. Vol. 14, no. 4. P. 1–14. DOI: 10.5815/ijwmt.2024.04.01.

129. Tsukamoto Y., Terano T. Failure diagnosis by using fuzzy logic. 1977 IEEE Conference on Decision and Control including the 16th Symposium on Adaptive Processes and A Special Symposium on Fuzzy Set Theory and Applications. 1977. P. 1390–1395.

130. Perangin-angin M. I., Lubis A. H., Dumayanti I. S., Ginting R. B., Siahaan A. P. U. Implementation of Fuzzy Tsukamoto Algorithm in Determining Work Feasibility. *IOSR Journal of Computer Engineering*. 2017. Vol. 19, no. 4. P. 52–55. DOI: 10.9790/0661-1904045255.

131. Riquelme N., Von Lücken C., Baran B. Performance metrics in multi-objective optimization. 2015 Latin American Computing Conference (CLEI). 2015. P. 1–11. DOI: 10.1109/CLEI.2015.7360024.

132. Jiang S., Ong Y. S., Zhang J., Feng L. Consistencies and contradictions of performance metrics in multiobjective optimization. *IEEE Transactions on Cybernetics*. 2014. Vol. 44, no. 12. P. 2391–2404. DOI: 10.1109/TCYB.2014.2366149.

133. Wen C., Huang P., Shi S., Li L. A hypervolume-based evolutionary algorithm for rescue robot assignment problem of nuclear accident. *Applied Intelligence*. 2023. Vol. 53, no. 22. P. 27912–27933.

134. 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. Vol. 13, no. 13. Art. 2042. DOI: 10.3390/math13132042.

135. Zhao Y. Adaptive Strategy-Enhanced NSGA-II for Multi-Objective Optimization with Improved Convergence and Diversity Control. *Informatica*. 2025. Vol. 49. P. 197–210. DOI: 10.31449/inf.v49i23.8270.

136. Tian Y., Zhang X., Cheng R., Jin Y. A multi-objective evolutionary algorithm based on an enhanced inverted generational distance metric. 2016 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). 2016. P. 5222–5229.

137. Mnasri S., Nasri N., Van Den Bossche A., Val T. A comparative analysis with validation of NSGA-III and MOEA/D in resolving the 3D indoor redeployment problem in DL-IoT. 2017 International Conference on Internet of Things, Embedded Systems and Communications (IINTEC). 2017. P. 15–20. DOI: 10.1109/IINTEC.2017.8325906.

138. Gülmez B. A new multi-objective hyperparameter optimization algorithm for COVID-19 detection from x-ray images. *Soft Computing*. 2024. Vol. 28, no. 19. P. 11601–11617. DOI: 10.1007/s00500-024-09872-z.

139. Seada H., Abouhawwash M., Deb K. Multiphase balance of diversity and convergence in multiobjective optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2019. Vol. 23, no. 3. P. 503–513.

140. Chen C., Yuan Y., Yuan X. An improved NSGA-III algorithm for reservoir flood control operation. *Water Resources Management*. 2017. Vol. 31, no. 14. P. 4469–4483. DOI: 10.1007/s11269-017-1759-6.

141. Wang M., Wang Y., Shen F., Jin J. A novel classification approach based on integrated connection cloud model and game theory. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*. 2021. Vol. 93. Art. 105540. DOI: 10.1016/j.cnsns.2020.105540.

142. Wang Y. A novel evaluation model based on connection cloud model and game theory under multiple uncertainties. *Soft Computing*. 2023. Vol. 27, no. 2. P. 645–656. DOI: 10.1007/s00500-022-07615-6.

143. Nezarat A., Dastghaibifard G. H. Efficient Nash equilibrium resource allocation based on game theory mechanism in cloud computing by using auction. *PLOS ONE*. 2015. Vol. 10, no. 10. Art. e0138424. DOI: 10.1371/journal.pone.0138424.

144. Gill K. S., Sharma A., Saxena S. A systematic review on game-theoretic models and different types of security requirements in cloud environment: Challenges and opportunities. *Archives of Computational Methods in Engineering*. 2024. Vol. 31, no. 7. P. 3857–3890. DOI: 10.1007/s11831-024-10095-6.

145. Kakkad V., Shah H., Patel R., Doshi N. A comparative study of applications of game theory in cyber security and cloud computing. *Procedia Computer Science*. 2019. Vol. 155. P. 680–685. DOI: 10.1016/j.procs.2019.08.097.

146. Kamhoua C. A., Kwiat L., Kwiat K. A., Park J. S., Zhao M., Rodriguez M. Game theoretic modeling of security and interdependency in a public cloud. 2014 IEEE 7th International Conference on Cloud Computing. 2014. P. 514–521. DOI: 10.1109/CLOUD.2014.75.

147. Yang B., Lai C., Chen X., Wu X., He Y. Surface water quality evaluation based on a game theory-based cloud model. *Water*. 2018. Vol. 10, no. 4. Art. 510. DOI: 10.3390/w10040510.

148. Шевченко Н. А., Валігула М. В., Маєвський Т. О., Шимчук Г. В. Огляд моделей хмарних послуг. Матеріали міжнародної наукової конференції «Іван Пулюй: життя в ім'я науки та України» (до 175-ліття від дня народження). 2020. С. 109–110.

149. Панченко Т., Тузова І., Тузов О., Чумак О. Хмарні сервіси та огляд їх постачальників. *Scientific Collection «InterConf+»*. 2024. № 43 (193). С. 550–559. DOI: 10.51582/interconf.19-20.03.2024.053.

150. Бахова Н. І. Обчислювальний експеримент у сучасній геофізиці. *Proceedings of National Aviation University*. 2009. Vol. 40, no. 3. P. 262–269.

151. Самсонов В. В., Сільвестров А. М., Тачиніна О. М. Методологія наукових досліджень та приклади її використання [Електронний ресурс] : навч. посіб. Київ : Національний університет харчових технологій, 2022. 385 с. URL: <https://ela.kpi.ua/handle/123456789/47687> (дата звернення: 28.06.2025)

152. Методологічні основи наукових досліджень: підручник для студентів технічних спеціальностей / Н. І. Посвятенко, О. Є. Тверитникова, Е. К. Посвятенко, Ю. Є. Демідова. – Харків : НТУ «ХПІ», 2022.

153. Худік Б. Модель представлення даних рекомендаційної системи в сфері освіти на основі нечіткої логіки. *Кібербезпека: освіта, наука, техніка*. 2023. № 1 (21). С. 260–272. DOI: 10.28925/2663-4023.2032.21.260272.

154. Shevchuk O., Krupelnyska L. Prevention of suicidal activity using virtual reality interventions. *Psychological Journal*. 2023. Vol. 9, no. 5. P. 16–24. DOI: 10.31108/1.2023.9.5.2.

155. Ясінська-Дамрі Л. М., Дурняк Б. В. Модель оцінки якості нормалізації даних на основі застосування критеріїв якості класифікації об'єктів. *Наукові записки*. 2021. № 1 (81). С. 35–44. DOI: 10.32403/0554-4866-2021-1-81-35-44.

156. Шингалов Д. В., Мелешко Є. В., Босько В. В. Методи нормалізації даних для моделей машинного навчання. *Комбінаторні конфігурації та їхні застосування : матеріали XXII Міжнар. наук.-практ. семінару ім. А. Я. Петренюка (Запоріжжя–Кропивницький, 15–16 трав. 2020 р.)*. Кропивницький : Ексклюзив-Систем, 2020. С. 187–189.

157. Осадча К. П., Хромишев О. В. Розв'язання математичних задач засобами мови програмування Python. *Інформаційні технології в освіті та науці: зб. наук. пр.* 2016. № 8. С. 216–220.

158. Демків Т. М., Демків Л. С. Пакети Python для моделювання фізичних процесів. *FOSS Lviv 2015, 23–26 квітня 2015 року*. Львів, 2015. С. 21–22.

159. Мова програмування Python для наукових обчислень. Частина 1 : навч. посіб. з дисципліни «Програмні засоби наукових обчислень» / М. С. Таїрова, З. Ю. Журавльова. – Одеса : Одес. нац. ун-т ім. І. І. Мечникова, 2022. – 262 с.

160. Guan J., Liu J., Chen H., Bi W. A Multi-Criteria Decision-Making Approach for Equipment Evaluation Based on Cloud Model and VIKOR Method. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. 2024. Vol. 15, no. 7.

161. Rafieyan E., Khorsand R., Ramezanpour M. An adaptive scheduling approach based on integrated best-worst and VIKOR for cloud computing. *Computers and Industrial Engineering*. 2020. Vol. 140. Art. 106272. DOI: 10.1016/j.cie.2020.106272.

162. Sarwar M., Gulzar W., Ashraf S. Improved risk assessment model based on rough integrated clouds and ELECTRE-II method: an application to intelligent manufacturing process. *Granular Computing*. 2023. Vol. 8, no. 6. P. 1533–1560.

163. Liu M., Shao Y., Yu C., Yu J. A heterogeneous QoS-based cloud service selection approach using entropy weight and GRA-ELECTRE III. *Mathematical Problems in Engineering*. 2020. Vol. 2020. Art. 1536872. DOI: 10.1155/2020/1536872.

164. Do Chung B., Seo K. K. A cloud service selection model based on analytic network process. *Indian Journal of Science and Technology*. 2015. Vol. 8, no. 18. P. 1–5. DOI: 10.17485/ijst/2015/v8i18/77721.

165. Tripathi A., Pathak I., Vidyarthi D. P. Integration of analytic network process with service measurement index framework for cloud service provider selection. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*. 2017. Vol. 29, no. 12. Art. e4144. DOI: 10.1002/cpe.4144.

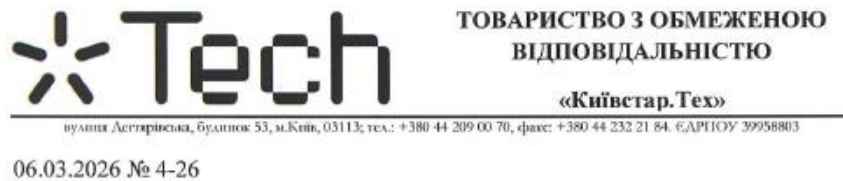
166. Şener U., Gökalp E., Eren P. E. ClouDSS: A decision support system for cloud service selection. *International Conference on the Economics of Grids, Clouds, Systems, and Services*. Cham : Springer International Publishing, 2017. P. 249–261. DOI: 10.1007/978-3-319-68066-8_19.

167. Yedida R., Krishna R., Kalia A., Menzies T., Xiao J., Vukovic M. An expert system for redesigning software for cloud applications. *Expert Systems with Applications*. 2023. Vol. 219. Art. 119673. DOI: 10.1016/j.eswa.2023.119673.

ДОДАТКИ

Додаток А

Довідки про впровадження та акти

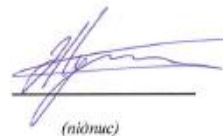


ДОВІДКА ПРО ВПРОВАДЖЕННЯ

Результати дисертаційного дослідження начальника департаменту розвитку та хмарних технологій Хомчака Михайла Вікторовича на тему: "Модель вибору та впровадження хмарних сервісів для великих підприємств" на здобуття ступеня доктора філософії за спеціальністю 122 – "Комп'ютерні науки" впроваджені в діяльності Департаменту розвитку та хмарних технологій ТОВ "КИЇВСТАР.ТЕХ".

Зокрема, запропоновану модель та опитувальник покладено в основу внутрішнього процесу підтримки прийняття рішення ТОВ "Київстар.Тех" щодо формування списку оптимальних кандидатів із загального переліку доступних хмарних сервісів. Це дозволило вдвічі зменшити час витрачений на вибір цільового рішення, скоротити вартість володіння інфраструктурою на 15% та забезпечити відповідний рівень кібербезпеки для підприємства критичної інфраструктури.

Директор


 (підпис)


 (Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Директор



Андрій ЖУКОВСЬКИЙ



ТОВАРИСТВО З ОБМЕЖЕНОЮ
ВІДПОВІДАЛЬНІСТЮ

«Київстар.Тех»

вулиця Деснярська, будинок 53, м.Київ, 03113; тел.: +380 44 209 00 70, факс: +380 44 232 21 84, ЄДРПОУ 39958803

ЗАТВЕРДЖУЮ

Директор

 Жуковський А.А.
(підпис) (Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

«06» Серпня 2026 року

АКТ

Комісія у складі:

- голови – Директора, Жуковського Андрія Леонідовича;
- членів комісії: – Керівника спеціальних проєктів, Єфремова Миколи Анатолійовича;
- Розробника архітектури програмного забезпечення, Голубенка Андрія Тимофійовича.

цим Актом засвідчує, що результати дисертаційного дослідження аспіранта кафедри комп'ютерних інформаційних технологій державного некомерційного підприємства «Державний університет «Київський авіаційний інститут».

Хомчака Михайла Вікторовича

Прізвище, ім'я, по батькові

на тему: “Модель вибору та впровадження хмарних сервісів для великих підприємств”

Тема дисертації

на здобуття ступеня доктора філософії за спеціальністю 122 – Комп'ютерні науки

шифр і назва спеціальності

впроваджені в діяльності ТОВ «Київстар.Тех».

назва установи, організації

Зокрема, у процесі вибору рішення та впровадження приватної хмари використовувався запропонований Хомчаком М.В. метод вибору та впровадження хмарних сервісів для великих підприємств.

Голова комісії

Члени комісії

 Жуковський А.А.
 Голубенко А.Т.
 Єфремов М.А.

Директор



Андрій ЖУКОВСЬКИЙ

**Товариство з обмеженою відповідальністю
«ТРИАНГУ УКРАЇНА»**

Україна, 04119, Київ, вул. Дегтярівська, буд. 27-Т, літера А,
код ЄДРПОУ 39911498

Вих. № 22/02 від «22» грудня 2025 р.

ДОВІДКА ПРО ВПРОВАДЖЕННЯ

Результати дисертаційного дослідження аспіранта кафедри комп'ютерних інформаційних технологій державного некомерційного підприємства «Державний університет «Київський авіаційний інститут»» Хомчака Михайла Вікторовича на тему: «Модель вибору та впровадження хмарних сервісів для великих підприємств» на здобуття ступеня доктора філософії за спеціальністю 122 «Комп'ютерні науки» впроваджені в діяльності ТОВ "Тріангу Україна".

Зокрема, було реалізовано програмний застосунок «Система вибору хмарних сервісів» та проведено обчислювальний експеримент. У результаті використання застосунку на базі методу структурованого вибору хмарної інфраструктури покращено продуктивність хмарної інфраструктури компанії на 22,7% та знижено загальні витрати на її обслуговування на 15,9%.

Директор



Потанов Д.Д.

Товариство з обмеженою відповідальністю «ТРИАНГУ УКРАЇНА»

Україна, 04119, Київ, вул. Дегтярівська, буд. 27-Т, літера А,
код ЄДРПОУ 39911498

Вих. № 22/01 від «22» грудня 2025 р.

ЗАТВЕРДЖУЮ
Директор

(підпис)
«22» грудня 2025 року
М.П.



АКТ

Комісія у складі: голови – Директора, Потапова Дениса Дмитровича;
членів комісії: – (Менеджер по персоналу, Музики Наталії Сергіївни);
– (Архітектор хмарних рішень, Коваленко Вадим Михайлович);

цим Актом засвідчує, що результати дисертаційного дослідження аспіранта кафедри *Хомчака Михайла Вікторовича* аспіранта кафедри комп'ютерних інформаційних технологій державного некомерційного підприємства «Державний університет «Київський авіаційний інститут».

Хомчака Михайла Вікторовича

Прізвище, ім'я, по батькові

на тему: “Модель вибору та впровадження хмарних сервісів для великих підприємств”

Тема дисертації

на здобуття ступеня доктора філософії за спеціальністю 122 – “Комп'ютерні науки”

шифр і назва спеціальності

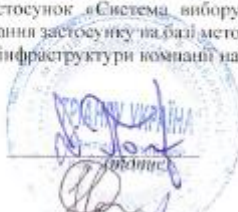
впроваджені в діяльності ТОВ «ТРИАНГУ УКРАЇНА».

назва установи, організації

Зокрема, було реалізовано програмний застосунок «Система вибору хмарних сервісів» та проведено обчислювальний експеримент. У результаті використання застосунку на базі методу структурованого вибору хмарної інфраструктури покращено продуктивність хмарної інфраструктури компанії на 22,7% та знижено загальні витрати на її обслуговування на 15,9%.

Голова комісії

директор
(посада)



Денис Потапов
(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Члени комісії

менеджер з персоналу
(посада)

(підпис)

Наталія Музики
(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

архітектор хмарних рішень
(посада)

(підпис)

Вадим Коваленко
(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Директор



Потапов Д.Д.

Додаток Б
Таблиця 1.10

Систематизація переваг на недоліків методів та моделей, які використовуються для розв'язання задачі відбору та впровадження хмарних сервісів для великих підприємств

Група методів					
Класичні багатокритеріальні / нечіткі MCDM (АНР, FАНР, TOPSIS, VIKOR, ANP, ELECTRE тощо)					
Автор(и) та джерела	Метод	Суть	Переваги	Недоліки	Рекомендації для використання
1	2	3	4	5	6
Repschlaeger J. та ін. [34, 35]; Kwon H. K., Seo K. K. [36]; Shin Y. R. та ін. [39]; Kumar R. R. та ін. [43]	АНР та АНР для вибору CSP	Побудова ієрархії критеріїв (SLA, безпека, вартість) та парні порівняння постачальників.	Інтерпретованість. Простота впровадження у бізнес-процеси підприємств	Суб'єктивність оцінок. Чутливість до суперечливості критеріїв порівняння.	Для початкового відбору. Групові АНР оцінки та перевірки критеріїв на суперечники.
Kwon H. K., Seo K. K. [36]; Tajvidi M. та ін. [40]; Harnisch S., Buxmann P. [41]; Tanoumand N. та ін. [42]; Son A. Y., Huh E. N. [46]	Нечіткий метод аналізу ієрархій (Fuzzy АНР - FАНР).	Нечітка АНР для моделювання невпевнених експертних оцінок при виборі моделі хмари.	Менше чутливий до нечіткості. Стійкість.	Складний для інтерпретації ОПР (особа, яка приймає рішення). Вибір функцій належності.	FАНР підходить для підприємств, які впроваджують ХС та де критерії оцінки вербальні. Складно документувати функції для нечіткої логіки.
Boutkhoul O., Hanine M. та ін. [37]; Whaiduzzaman M., Gani A. та ін. [38]; Kumar R. R. та ін. [43]	Гібридні MCDM-підходи (АНР/FАНР та TOPSIS/VIKOR)	FАНР застосовують для розрахунку ваг, F-TOPSIS для ранжування при роботі з великими даними.	Комбінований підхід. Інтерпретовані ваги. Автоматичне ранжування	Складність, чутливість до параметрів TOPSIS.	Доцільно застосовувати разом з аналізом чутливості критеріїв.

Продовження таблиці 1.10

Whaiduzzaman M., Gani A. та інші [38]	MCDM, AHP, TOPSIS, VIKOR.	Систематизація методів у відборі CSP.	Дає карту методів вибору структури ХС. Використовує типовий набір критеріїв вибору ХС.	Зміст методології не надано.	Доцільно використати як картографію методів для огляду потенційно прийнятних для підприємства.
Liu F. Та інші [23]	Таксономія . Та стандартні характеристики ХС.	Характеристики хмари.	База для критеріїв ХС.	Не є методикою відбору.	Доцільно як джерело критеріїв для MCDM.
Класичні методи оптимізації					
Ciavotta M. ін. [49]; Sheganaku G. та ін. [51]; Massa J., та ін. [54]; Omidvar N., та ін. [58]	Змішане цілочисельне лінійне програмування (MILP / MIP).	Дозволяє будувати моделі для мінімізації витрат при дотриманні обмежень QoS.	Знаходять близькі до оптимальних рішення в межах моделі, або оптимальні.	Складність при великій кількості альтернатив. Потребують спрощення моделі для великих просторів даних та критеріїв.	Варто використати при малий кількості критеріїв.
Armani V., Faticanti F. та ін. [50]; Nwanganga F., Saebi M. та ін. [52]; Swatthong N., Aswakul C. [56]; Guérout T., Gaoua, Y. та ін. [57]	Цілочисельне лінійне програмування (ILP).	Для задач розміщення та розподілу навантаження з чітко визначеними цілями. (зокрема, мінімізація витрат).	Добре працюють, коли вхідний розмір задачі не надто великий. Є засоби для точного планування навантаження.	Непродуктивні при збільшенні масштабів хмарної системи. Прийнятні результати лише для невеликої кількості віртуальних машин.	Варто використати для задачі розподілу навантаження на ВМ.

Продовження таблиці 1.10

Методи на основі аналізу даних і машинного навчання (кластеризація та класифікація)					
Wu H., He J. та ін. [59]; Zhu S., Ding J., Yang J. [60]; Ramesh J. V. N. та ін. [63]; Han S. M., Hassan M. M. та ін. [64]	Рекомендаційні системи та колабораційна фільтрація, SVR.	CF для прогнозу QoS та моделювання часу відповіді для сервісів.	Підходить при багатьох даних в датасет. Прогнозування невідомих значень QoS на основі взаємодії користувачів та «сусідів».	Точність залежить від щільності даних. Моделі [60, 64] не призначені для корпоративного сегмента з багатьма критеріями.	Доречно поєднати з іншими методами оптимізації ХС.
Huang W., Zhang, P. та ін. [61]; Choi J., Ryu D. [62]; Wang Z., Zhang, X. та ін. [67]; Farhoudi M., Shokrnezhad M. та ін. [68]	Глибоке навчання (Deep Learning, GCN, RNN, Pre-trained Models).	Глибока модель для QoS прогнозу.	Точність.	Складна реалізація. Потреба точних даних по параметрам ХС.	Для великих підприємств корисно, якщо є логи доступу.
		Використання LLM для інтерпретації метаданих.	Використовує текстовий опис ХС.	Вартість навчання. Потреба в великих даних	Годиться для агрегування неструктурованих даних.
		На ретроспективних даних визначають придатність ХС для категорії великих підприємств.	Продуктивність для невеликих оптимізаційних задач.	Потреба у прикладах для навчання.	Годиться застосовувати, як перший фільтр вибору ХС.
		Рекомендація ХС на основі схожих оцінок.	Персоналізація вибору ХС.	Ігнорує обмеження для великих підприємств.	Доцільні як окремий модуль підтримки рішення.
Методи корисності, стохастичні та ризик-орієнтовані (MAUT, стохастичні моделі, моделі аналізу ризиків для ХС)					
Saha M., Panda S. K., Panigrahi, S. [69]	CRITIC та MAUT	CRITIC для ваг. MAUT для ранжування критеріїв.	Формалізація корисності. Враховують кореляцію критеріїв.	MAUT потребує точної формалізації функцій корисності.	Доцільні для підприємств, якщо потрібно формалізувати і бізнес-корисність.

Продовження таблиці 1.10

Silva F. A., Fé I., Gonçalves, G. [69]	MCDM та стохастичні моделі оцінки параметрів хмари.	Для моделювання ймовірності зміни продуктивності.	Рішення є реалістичними.	Складна модель яка потребує стохастичних даних.	Слід використовувати коли є логі калібровки (SLA logs).
Saha M., Panda S. K. та ін. [69]; Jrad F., Tao J. та ін. [73]	Теорія корисності (MAUT).	MAUT для ранжування критеріїв.	Формалізація корисності кожної альтернативи для особи, що приймає рішення. Дозволяють максимізувати корисність для користувача при контролі вартості. Гнучкість. Тобто користувач задає параметри, а система підбирає ХС для максимізації корисності.	Складність у визначенні та кількісній оцінці функції корисності для всіх критеріїв. Суб'єктивність при визначенні важливості атрибутів.	Доцільні для великих підприємств, якщо є потреба формалізувати бізнес- корисність ХС.
Araujo J., Maciel P. та ін. [70]; Silva F. A., Fé I. та ін. [71]; Bruneo D. [78]; Sumarlin M., Suherman S. [75]	Стохастичні моделі. Мережі Петрі та моделі з випадковими параметрами ХС.	Для моделювання ймовірності простою або недоступності ХС, враховуючи випадкові відхилення.	Є змога поєднання стохастичних параметрів з MCDM- методами.	Вимагають значних статистичних даних для побудови адекватних імовірнісних моделей. Складність аналізу та інтерпретації результатів.	Варто використовувати коли є логі калібровки (або SLA logs).

Продовження таблиці 1.10

Cayirci E., De Oliveira A. S. та ін. [72, 74]; Macharia M. [77]; Abdul Rahman, A. A. L. та ін. [76]	Моделі оцінки ризиків.	Для моделювання ймовірності недоступності ХС, враховуючи ризики.	Дозволяють оцінити та порівняти провайдерів за критеріями. Аналізують ризики міграції в хмару. Забезпечують прозорість оцінки завдяки залученню незалежних даних.	Зосереджені на процесі оцінки ризиків, а не на безпосередн ьому виборі оптимальног о набору ХС. Потребують доступу до публічної та статистичної інформації про інциденти.	Доречно застосувати для персоналізації рішень при виборі ХС для великого підприємства.
Еволюційні та багатокритеріальні еволюційні алгоритми (NSGA-II, NSGA-III, MOEA/D, GA та інші)					
Deb K., Pratap A., Agarwal S., Meyarivan T. A. M. T. [81]; Yujie Yao, Haopeng Chen [84]; Guerrero C., Lera I. та ін. [88]; Tan B., Ma H. та ін. [89]; Wang Y., Liu P. [100]	NSGA-II	Класичний MOEA для Pareto оптимізації.	Широко використаний. Простий.	Не ефективний при <3–4 критеріях оптимізації ХС.	Вико- ристовують у випадках, коли маємо базовий вибір для 2–4 цілей вибору параметрів ХС для підприємства.
Deb K., Jain H. [82]; Goru, A., Thirugnanasa mbandam, K. та ін. [87]; Imene L., Sihem S. та ін. [93]; Chang H., Sun Y. та ін. [103]; Zhou Y., Ren Y. та ін. [104]	NSGA-III	MOEA для багатокритері альної оптимізації. Використовує референсні точки.	Кращий розподіл при великій кількості цілей, >4.	Потребує вибору референсних точок.	Доречно у випадках, коли маємо >4 та < 15 критеріїв.

Продовження таблиці 1.10

1	2	3	4	5	6
Zhang Q., Li H. [82]; Suci M., Pallez, D. та ін. [85]; Tong J., Zhao B., An Y. [95]; Hong R., Xing L., Zhang G. [96]	MOEA/D.	Декомпозиція задачі в набір вагових підзадач.	Підлягають масштабуванню. Є гнучке налаштування спрямування пошуку оптимуму ХС.	Чутливий до ваг векторів пошуку. Може застрягати локально на одному критерії.	Застосовують у випадках, коли маємо чіткі вподобання у вигляді ваг ХС.
Гібриди (спеціальні) підходи (FAHP та TOPSIS, FAHP та GA/PSO, MOEA та інші)					
Khatoonabad i S., Lotfi S., Isazadeh A. [90]	NSGA-II, SA та PSO.	GA з додатковими локальними модулями.	Покращена збіжність, для пошуку локальних оптимумів.	Складність.	Годиться у випадках, коли використовуються паралельний розрахунок.
Boutkhoum O., та інші [37]; Kumar S., Bahsoon R., та інші [86]	FAHP разом із TOPSIS та FAHP та VIKOR.	FAHP визначає ваги. F-TOPSIS або VIKOR ранжує результати вибору критеріїв.	Автоматичне ранжування критеріїв вибору ХС.	Складно оцінити взаємодію критеріїв.	Застосовують у випадках, коли є попередній фільтр перед MOEA.
Nazif H., Nassr M., Al-Khafaji H. [47]	FPSO для декомпозиції критеріїв.	Нееволюційний оптимізатор та нечітке моделювання.	Швидкість PSO для композицій критеріїв.	Складне налаштування параметрів.	Доречно для невеликої кількості критеріїв.
Boutkhoum O. та ін. [37]; Nazif H. та ін. [47]; Pirozmand P. та ін. [92]; Sun F. та ін. [99]; Talhar N. R., Gaikwad D. P. [105].	MOEA/D та інші методи багатокритеріальної оптимізації, зокрема й для ХС.	FAHP визначає ваги. F-TOPSIS або VIKOR ранжує результати вибору критеріїв. MOEA/D або NSGA-III пошук Парето оптимального рішення.	Краще враховують конкуренцію між критеріями.	Складно моделювати пріоритети для критеріїв. Складно настроїти ваги.	Для хостинг компаній з кількома орендарями.

Джерело: складено автором на підставі аналізу літератури [23-105]

Таблиця 1.11

Основні вимоги до хмарних сервісів по галузям

Галузь	Основні вимоги до ХС	Додаткові вимоги	Ризики
1	2	3	4
Фінанси та Банківська справа	Високий рівень безпеки і приватності даних. Відповідність регуляторним нормам. Доступність. Резервування. Контроль над місцем зберігання даних.	Неприйнятність довгих затримок. Інтеграція з іншими ХС. Сертифікація ISO, PCI-DSS тощо.	Порушення конфіденційності.
Охорона здоров'я	Захист персональної інформації пацієнтів (HIPAA, GDPR тощо). Безперервна доступність Регуляторні вимоги. Змога відновлення після збоїв.	Сертифікація. Локальне зберігання медичних записів. Інтероперабельність з медичним обладнанням.	Витік даних.
Виробництво	Інтеграція з IoT сенсорами. Масштабованість. Захист від відмов.	Фізична безпека об'єктів. Пропускна здатність каналів зв'язку.	Простої виробництва.
Енергетика	Надійність. Відповідність до стандартів енергетичної галузі. Потенціал масштабування для великих обсягів даних.	Регуляторні вимоги. Співпраця із SCADA. Резервні канали зв'язку. Захист фізичної інфраструктури.	Кібернапади.
Освіта	Підтримка спільної роботи. Простота використання. Доступність з різних пристроїв.	Вимоги до навчальних інструментів. Інтеграція з освітніми платформами.	Низька технічна підготовка в установах освіти.
Державний сектор	Прозорість. Вимоги до безпеки та приватності. Відповідність нормативам.	Локалізація даних. Зберігання та архівація. Доступність для громадян. Взаємодія зі старими ІТ-системами.	Зміни законодавства.
Телекомунікації	Масштабованість. Продуктивність. Інтероперабельність. Різноманітність моделей SaaS, PaaS, IaaS тощо.	Вимоги міжнародного законодавства. Швидке оновлення. Підтримка API. Мульти- та гібридні хмари.	Конфлікт стандартів. Витрати на масштабування.

Продовження таблиці 1.11

Торгівля	Пікові навантаження. Надійність. Захист даних клієнтів. Інтеграція з платіжними системами. Відмовостійкість.	Законодавство про електронну комерцію.	Втрати даних покупців.
Логістика та транспорт	Інтеграція з IoT. Масштабованість. Масштабування. Доступність і надійність.	Безпечна передача даних по географічним районам.	Втрати вантажу. Порушення умов контрактів.
Сфера послуг	Безпека даних клієнтів. Конфіденційність. Простота розгортання. Інтеграція з офісними інструментами.	Регуляторні вимоги залежно від сфери. Спроможність працювати з віддаленими співробітниками. Вимоги до резервного зберігання документів.	Втрати даних.

Джерело: складено автором на основі [106–116]

Таблиця 1.12

Простий опитувальник для формування вимог до хмарних сервісів по галузям

Група критеріїв	Критерій	Питання для компанії	Оцінка (1–5)
1	2	3	4
Економічні	Вартість володіння (TCO)	Чи враховує провайдер усі витрати (обладнання, ліцензії, обслуговування, модернізацію)?	3
Організаційні	Модель оплати (CAPEX vs OPEX)	Чи є для компанії доцільним використання операційних витрат замість капітальних?	5
Організаційні	Прогнозованість витрат	Наскільки легко планувати бюджетування у довгостроковій перспективі?	5
Організаційні	Масштабованість витрат	Чи пропорційно зростають витрати при збільшенні обсягу даних/користувачів?	2
Технічні	Продуктивність і надійність (SLA, MTBF)	Чи забезпечено потрібний рівень доступності сервісу?	4
Технічні	Масштабованість	Чи дозволяє сервіс швидко змінювати ресурси відповідно до навантаження?	3

Продовження таблиці 1.12

Технічні	Інтеграція з інфраструктурою	Чи сумісний сервіс з існуючими ERP/CRM-системами компанії?	3
Технічні	Гнучкість та підтримка технологій	Чи підтримує потрібні мови програмування, фреймворки, бази даних?	4
Технічні	Міграція даних	Наскільки складним є перенесення даних у хмару та назад?	4
Безпекові	Захист даних	Чи забезпечено шифрування, резервне копіювання та відновлення після збоїв?	5
Безпекові	Контроль доступу	Чи підтримує сервіс гнучке керування ролями та правами доступу?	3
Безпекові	Фізична безпека дата-центрів	Чи відповідають дата-центри вимогам захисту від стихійних лих, пожеж тощо?	2
Безпекові	Відповідність стандартам	Чи підтверджено відповідність ISO/IEC 27001, GDPR, SOC 2 тощо?	4
Безпекові	Ризик втрати контролю	Наскільки високий ризик втрати контролю над чутливими даними?	4
Правові	Локалізація даних	Чи відповідає місце зберігання даних національним та міжнародним вимогам?	4
Правові	Відповідність законодавству	Чи дотримується сервіс GDPR, законодавства України та інших норм?	4
Правові	Ліцензійні обмеження	Чи відповідає використання програмного забезпечення умовам постачальника?	4
Правові	Контракти та SLA	Чи передбачено юридичні гарантії та штрафи за невиконання SLA?	4
Організаційні	Рівень ІТ-компетенцій підприємства	Чи здатна внутрішня команда підтримувати приватну інфраструктуру?	4
Організаційні	Гнучкість управління	Наскільки зручно адмініструвати та налаштовувати середовище?	4
Організаційні	Управління змінами	Чи здатна організація швидко адаптуватися до нових процесів та політик?	
Організаційні	Залежність від постачальника (vendor lock-in)	Наскільки легко змінити провайдера у разі потреби?	
Організаційні	Підтримка бізнес-процесів	Чи сприяє сервіс цифровій трансформації та інноваціям?	

Джерело: складено автором

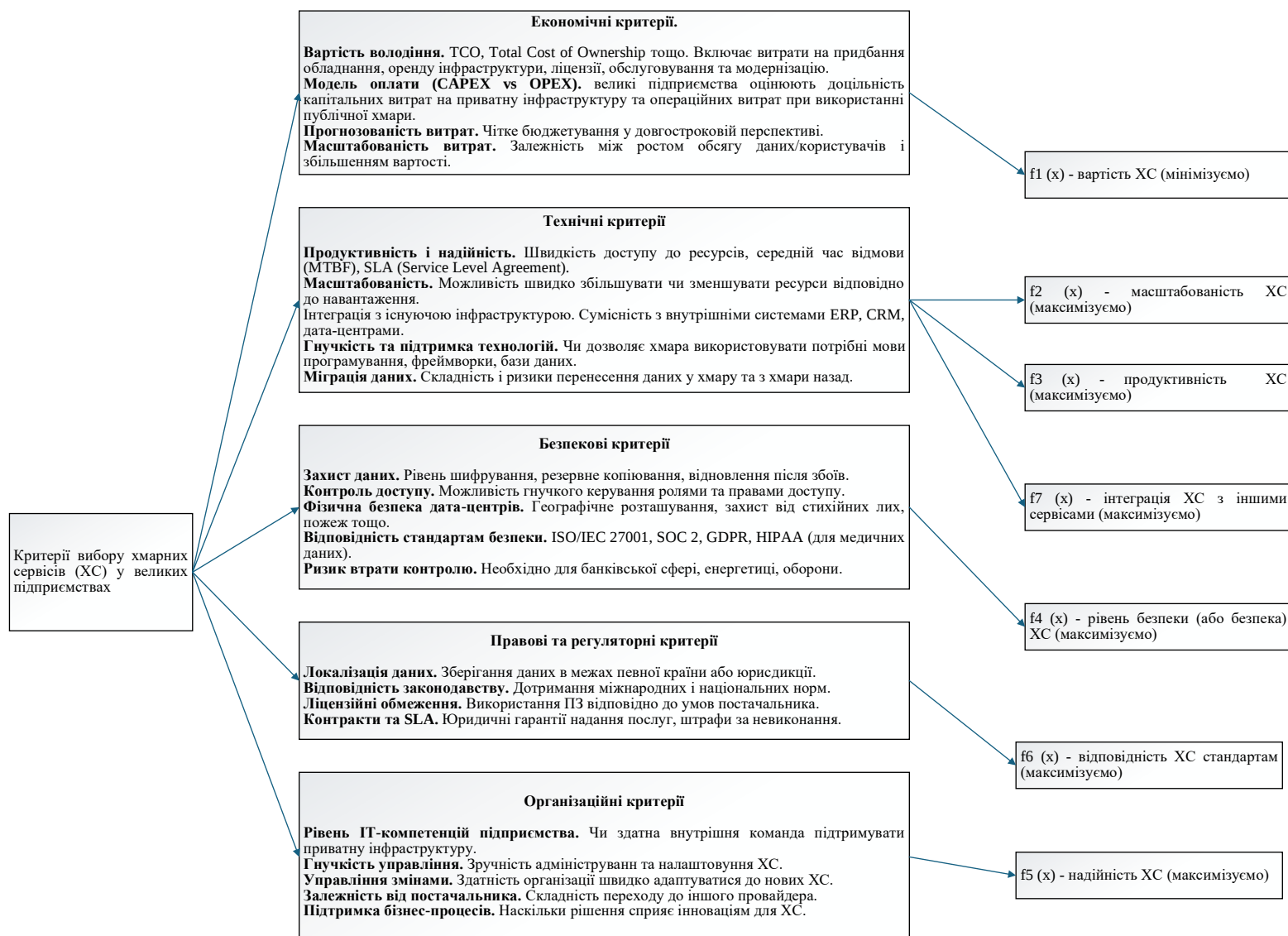


Рис. 1.6 Таксономія критеріїв для оптимізації

Джерело: складено автором

Таблиця 2.1

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. Змога роботи з альтернативами на множині Парето	(-)	(-)	(-)	(+) побудова Парето- фронт
6. Інструмент для врахування бізнес-пріоритетів ОПР	(+) 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 включає всі етапи
9. Підтримка автоматизації та програмної реалізації	(+/-) частково	(-)	(+/-) обмежена	(+) придатність до реалізації в ІТ- системі
10. Інтерпретованість для неформальних ОПР (не технічних осіб)	(-)	(-)	(-)	(+) нечітка оцінка + візуалізація результатів
11. Побудова множини опорних рішень (core set)	(-)	(-)	(-)	(+) оцінка наближеності до цілей
12. Інтеграція з ігровими моделями	(-)	(-)	(-)	(+) некооперативна та кооперативна гра

Джерело: складена автором на підставі аналізу літературних джерел [117 - 147]

Таблиця 3.4

Оптимізовані фронти Парето за результатами імітаційного експерименту

cost	scalability	performance	security	reliability	compliance	integration
1	2	3	4	5	6	7
0,97	6,51	4,43	0,23	0,97	0,99	0,74
1,22	10,81	13,21	0,48	0,99	0,94	0,98
1,37	6,70	19,99	0,89	0,93	0,97	0,65
2,18	7,04	0,733	0,99	0,77	0,98	0,68
1,58	11,81	3,81	0,98	0,29	0,97	0,73
1,68	7,06	19,38	0,99	0,86	0,98	0,65
1,75	12,99	19,32	0,55	0,87	0,98	0,91
11,71	12,94	6,87	0,62	0,97	0,91	0,70
0,98	9,91	9,36	0,19	0,96	0,97	0,94
1,46	12,93	8,89	0,92	0,59	0,75	0,99
1,23	12,87	3,99	0,98	0,94	0,60	0,47
9,60	10,02	18,64	0,98	0,89	0,37	0,67
0,80	12,45	12,98	0,97	0,96	0,92	0,97
2,53	1,44	18,76	0,99	0,99	0,53	0,81
1,71	4,41	19,77	0,31	0,69	0,98	0,66
1,14	11,33	5,93	0,21	0,62	0,39	0,99
8,85	12,91	19,33	0,74	0,89	0,95	0,68
9,37	12,91	19,37	0,89	0,33	0,46	0,73
6,26	7,837	5,23	0,99	0,87	0,99	0,74
10,91	1,72	19,73	0,50	0,40	0,95	0,97
5,46	7,46	6,43	0,99	0,51	0,99	0,95
1,74	5,06	16,61	0,55	0,87	0,99	0,88
1,41	10,95	6,26	0,63	0,47	0,96	0,98
4,91	12,74	13,30	0,99	0,59	0,77	0,94
0,86	12,69	11,65	0,79	0,99	0,71	0,55
6,47	8,044	7,22	0,55	0,87	0,99	0,74
1,48	10,51	13,99	0,61	0,97	0,99	0,57
0,91	12,32	5,517	0,38	0,78	0,99	0,99
8,82	12,67	3,65	0,99	0,79	0,81	0,94

Джерело: складено автором

Таблиця 3.7

Порівняння методів вибору хмарних сервісів з методом СВХІ

№	Метод	Джерело та репрезентативні автори	Опис	Переваги (+) та недоліки (-)					
				Алгоритмічна простота	Коаліційна взаємодія критеріїв	Швидкість	Розмір простору критеріїв та альтернатив	Чутливість до неоднорідності експертних оцінок	Пошук Парето -фронт
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	AHP (Analytic Hierarchy Process)	Saaty T.L. [35, 36]	Ієрархічне ранжування критеріїв і альтернатив через попарні порівняння та ваги.	+	—	—	+/-	—	—
2	Fuzzy AHP / нечіткий AHP	Zadeh L.A.; розвинення класичного AHP [37, 46]	Поєднує попарні порівняння з нечіткими числами для відображення невпевненості експертів.	+	—	—	+/-	+	—
3	TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution)	Hwang C.-L., Yoon K. [37, 45]	Ранжування за близькістю до позитивного і віддаленістю від негативного рішення.	+	—	—	+/-	+/-	—
4	VIKOR (compromise ranking)	Guan J., Zeleny M., Opricović S. [160, 161]	Орієнтований на компромісне рішення, мінімізуючи відступи від ідеалу.	—	—	—	+/-	—	—
5	ELECTRE 1, 2, 3 (outranking methods)	Roy B. [162, 163]	Метод поперечного порівняння з поняттям «переконливості»/ «неспростовності».	+/-	—	+/-	+/-	+	+/-

Продовження таблиці 3.7

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
6	ANP (Analytic Network Process)	Tripathi A.. [164, 165]	Розширення ANP з урахуванням взаємозв'язків між критеріями.	+	+/-	-	+/-	-	-
7	Рейтингові та ваго-орієнтовані моделі	Корпоративні моделі [166]	Прості таблиці з вагою та оцінками критеріїв (таксономія).	+	-	-	+/-	-	-
8	Експертні системи на основі правил та системи на основі знань	Методи побудовані на експертних системах [166, 167]	Правила «якщо-то» для відбору хмарних сервісів на основі доменної логіки.	+	-	-	+/-	-	+
9	Системи вибору ХСП на основі машинного навчання	Різні автори, які працювали в напрямку ML [69, 77]	Побудова моделей на ретроспективних даних для рекомендації сервісів.	+	-	-	+/-	-	+
10	Економічні моделі)	Економічні практики [79, 80]	Оцінка ХСП через повну вартість володіння та економічні показники.	+	-	-	+	+	-
11	Hybrid MCDA + Evolutionary Algorithms	Deb K., ін. [81, 84, 83, 97, 99, 100]	Поєднання багатокритеріальних моделей з еволюційним пошуком для побудови Парето-фронт.	+	-	+/-	-	+	+
12	Існуючі фреймворки	Галузеві розробники [17]	Пакети інструментів/фреймворк ів з набором показників і звітністю.	+	-	-	-	-	+
13	CBXI		Метод CBXI, який поєднав побудову критеріального профілю підприємства, узгодження ваг критеріїв вибору ХСП, багатокритеріальну оптимізацію альтернатив і формування рекомендацій щодо впровадження, що забезпечує отримання узгоджених Парето-рішень в процесі вибору ХСП	+/-	+	+/-	+	+	+

Позначки: (+) – переваги методу; (-) – недоліки; (+/-) – компромісні властивості).

Джерело: складено автором

Опитувальник для оцінювання хмарних сервісів

Даний опитувальник призначений для практичного використання великими підприємствами з метою оцінювання хмарних сервісів за групами критеріїв: економічні, технічні, безпекові, правові та організаційні. Відповідальні особи мають оцінити кожен критерій за шкалою від 1 (низький рівень відповідності) до 5 (високий рівень відповідності).

Група критеріїв	Критерій	Питання для компанії	Оцінка (1–5)
Економічні	Вартість володіння (TCO)	Чи враховує провайдер усі витрати (обладнання, ліцензії, обслуговування, модернізацію)?	
Організаційні	Модель оплати (CAPEX vs OPEX)	Чи є для компанії доцільним використання операційних витрат замість капітальних?	
Організаційні	Прогнозованість витрат	Наскільки легко планувати бюджетування у довгостроковій перспективі?	
Організаційні	Масштабованість витрат	Чи пропорційно зростають витрати при збільшенні обсягу даних/користувачів?	
Організаційні	Продуктивність і надійність (SLA, MTBF)	Чи забезпечується потрібний рівень доступності сервісу?	
Організаційні	Масштабованість	Чи дозволяє сервіс швидко змінювати ресурси відповідно до навантаження?	
Організаційні	Інтеграція з інфраструктурою	Чи сумісний сервіс з існуючими ERP/CRM-системами компанії?	
Організаційні	Гнучкість та підтримка технологій	Чи підтримуються потрібні мови програмування, фреймворки, бази даних?	
Організаційні	Міграція даних	Наскільки складним є перенесення даних у хмару та назад?	
Організаційні	Захист даних	Чи забезпечується шифрування, резервне копіювання та відновлення після збоїв?	
Організаційні	Контроль доступу	Чи підтримує сервіс гнучке керування ролями та правами доступу?	
Організаційні	Фізична безпека дата-центрів	Чи відповідають дата-центри вимогам захисту від стихійних лих, пожеж тощо?	

Продовження опитувальника

Безпекові	Відповідність стандартам	Чи підтверджено відповідність ISO/IEC 27001, GDPR, SOC 2 тощо?	
Безпекові	Ризик втрати контролю	Наскільки високий ризик втрати контролю над чутливими даними?	
Правові	Локалізація даних	Чи відповідає місце зберігання даних національним та міжнародним вимогам?	
Правові	Відповідність законодавству	Чи дотримується сервіс GDPR, законодавства України та інших норм?	
Правові	Ліцензійні обмеження	Чи відповідає використання програмного забезпечення умовам постачальника?	
Правові	Контракти та SLA	Чи передбачено юридичні гарантії та штрафи за невиконання SLA?	
Організаційні	Рівень ІТ-компетенцій підприємства	Чи здатна внутрішня команда підтримувати приватну інфраструктуру?	
Організаційні	Гнучкість управління	Наскільки зручно адмініструвати та налаштовувати середовище?	
Організаційні	Управління змінами	Чи здатна організація швидко адаптуватися до нових процесів та політик?	
Організаційні	Залежність від постачальника (vendor lock-in)	Наскільки легко змінити провайдера у разі потреби?	
Організаційні	Підтримка бізнес-процесів	Чи сприяє сервіс цифровій трансформації та інноваціям?	

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

А. В яких опубліковані основні наукові результати дисертації

Статті у фахових наукових виданнях:

1. Хомчак М. В. Оцінка ризиків кібербезпеки для вибору хмарного провайдера. *Кібербезпека: освіта, наука, техніка*. 2025. № 3 (27). С. 552–558. DOI: 10.28925/2663-4023.2025.27.773. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2025.27.773>

2. Хомчак М. В. Модель вибору хмарних сервісів на основі нечіткої логіки та багатокритеріальної оптимізації. *Технічні науки та технології*. 2025. № 3 (41). С. 272–283. DOI: 10.25140/2411-5363-2025-3(41)-272-283. [https://doi.org/10.25140/2411-5363-2025-3\(41\)-272-283](https://doi.org/10.25140/2411-5363-2025-3(41)-272-283)

3. Хомчак М., Молчанов Д., Гетьман А. Обчислювальний експеримент з оптимізації вибору хмарних сервісів для підприємств. *Military Science*. 2025. Vol. 3, No. 3. С. 260–272. DOI: 10.62524/msj.2025.3.3.21. <https://doi.org/10.62524/msj.2025.3.3.21>

Особистий внесок автора: розроблено модель вибору хмарних сервісних платформ, проведено її експериментальну перевірку та здійснено аналіз результатів.

4. Хомчак М., Гнатюк С. Метод структурованого впровадження хмарної інфраструктури. *Інформаційні технології та суспільство*. 2025. Вип. 3 (18). DOI: 10.32689/maup.it.2025.3.25. <https://doi.org/10.32689/maup.it.2025.3.25>

Особистий внесок автора: розроблено метод структурованого впровадження хмарної інфраструктури.

Статті у виданнях, які включені до міжнародних наукометричних баз:

1. Khomchak M. A Comprehensive Taxonomy of Modern Public Cloud Services for Infrastructure Selection. *International Journal of Computing*. 2024. Vol. 23, No. 3. P. 468–475. DOI: 10.47839/ijc.23.3.3667. <https://doi.org/10.47839/ijc.23.3.3667>

Б. Які засвідчують апробацію матеріалів дисертації

Друковані тези, доповіді та інші матеріали наукових конференцій, тощо

1. Хомчак М.В. Private cloud platform based on hci technology: selection criteria definition // I Міжнародна науково-практична конференція «Інноваційна економіка: перспективи та технології»: Матеріали I Міжнародної науково-практичної конференції (м. Київ, 5 жовтня 2023 р.). К.: НАУ, 2023. – стр. 35-39

2. Хомчак М.В. The Model of Selection of Cloud Provider // ABIA-2025 : матеріали XVII Міжнар. наук.-техн. конф., Київ, 22–24 квіт. 2025 р. Київ, 2025. С. 13.16–13.19

В. Які додатково відображають наукові результати дисертації:

1. Khomchak M. Enterprise Private Cloud Platforms: A Systematic Review of Key Vendors. *International Journal of Wireless and Microwave Technologies (IJWMT)*. 2024. Vol. 14, No. 4. P. 1–14. DOI: 10.5815/ijwmt.2024.04.01. <https://doi.org/10.5815/ijwmt.2024.04.01>