

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-83-7>

УДК 004.89:005.21

ШКИТОВ Андрій

Відкритий міжнародний університет розвитку людини «Україна»

<https://orcid.org/0009-0005-4600-8467>

e-mail: opncore@gmail.com

ТИМОШЕНКО Анатолій

Відкритий міжнародний університет розвитку людини «Україна»

<https://orcid.org/0000-0003-0954-3186>

e-mail: timoshAG@i.ua

ФОРМУВАННЯ СТРАТЕГІЙ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У БІЗНЕС-ЕКОСИСТЕМАХ ШЛЯХОМ ЕВОЛЮЦІЙНОГО ПОШУКУ НА ОСНОВІ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ

У статті запропоновано підхід до формування стратегій прийняття рішень у бізнес-екосистемах на основі генетичних алгоритмів. Бізнес-екосистема моделюється як множина взаємопов'язаних агентів з індивідуальними обмеженнями та цільовими функціями. Розроблено віртуальне середовище, що дозволяє симулювати еволюцію стратегій та візуалізувати динаміку змін у реальному часі. Архітектура алгоритму включає турнірний відбір, одноточковий кросовер та гаусову мутацію, що забезпечують різноманітність популяції та ефективний пошук оптимальних рішень. Динаміка фітнес-функції демонструє високу збіжність до стабільного результату, що є критично важливим у умовах конкуренції та обмежених ресурсів. Результати моделювання демонструють швидку адаптацію системи до змінних умов і перевагу над жадібним і випадковим пошуком. Обґрунтовано перспективність поєднання еволюційних методів з машинним навчанням для подальшого розвитку адаптивних моделей прийняття рішень у складних бізнес-середовищах.

Ключові слова: генетичні алгоритми, бізнес-екосистеми, формування стратегій, еволюційні обчислення, агентне моделювання, прийняття рішень.

SHKITOV Andrii, TYMOSHENKO Anatolii

Open International University of Human Development Ukraine

FORMATION OF DECISION-MAKING STRATEGIES IN BUSINESS ECOSYSTEMS THROUGH EVOLUTIONARY SEARCH BASED ON GENETIC ALGORITHMS

In the context of growing complexity and dynamism of modern markets, effective strategic decision-making within business ecosystems requires computational models capable of adapting to uncertain, resource-constrained, and multi-agent environments. This paper presents an evolutionary approach to decision strategy formation using genetic algorithms, designed to model and optimize behavior in simulated business ecosystems. The proposed model treats the ecosystem as a population of heterogeneous agents with interdependent strategies, competing objectives, and dynamic interactions. Each agent operates under individual constraints related to resources and risk thresholds, while the system optimizes a global fitness function composed of profitability, stability, and inter-agent balance.

A specialized virtual environment was developed to simulate multi-agent dynamics and visualize strategy evolution. Agents are represented as network nodes whose behavior is encoded into chromosomes. The evolutionary engine utilizes tournament selection, single-point crossover, and Gaussian mutation. Fitness evaluation accounts for both local and systemic goals, and a feasibility check penalizes unfit solutions. Simulation results over 100 generations showed fast convergence, with significant improvements in average and best fitness, and a marked decrease in strategy variance. The genetic algorithm was benchmarked against greedy heuristics and random search, demonstrating superior performance in terms of solution stability, adaptability, and overall effectiveness.

The study highlights the advantages of genetic algorithms in modeling emergent behaviors and adaptive strategy formation in business ecosystems. However, limitations include the reliance on synthetic data and fixed algorithm parameters. Future work will explore hybrid evolutionary-learning models and real-world validation using business case data to enhance realism, scalability, and domain applicability.

Keywords: genetic algorithms, business ecosystems, strategy formation, evolutionary computation, agent-based modeling, decision-making

Стаття надійшла до редакції / Received 12.06.2025

Прийнята до друку / Accepted 04.08.2025

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

У сучасних умовах зростаючої складності та динаміки ринкового середовища ефективне функціонування бізнес-екосистем вимагає постійного адаптивного прийняття рішень. Бізнес-екосистеми як множини взаємопов'язаних суб'єктів, що спільно створюють цінність, характеризуються високим рівнем невизначеності, мінливості цілей учасників, наявністю конкуренції та кооперації одночасно. У таких умовах традиційні методи оптимізації часто виявляються недостатніми, оскільки не враховують складну нелінійну

динаміку та взаємозалежність стратегій [1]. Прийняття управлінських рішень вимагає моделей, здатних до еволюційного пошуку рішень у змінному середовищі, що спонукає до застосування підходів, заснованих на методах штучного інтелекту. Одним із таких підходів є використання генетичних алгоритмів (ГА), які імітують процеси природного добору та дозволяють знаходити наближено оптимальні рішення у задачах з великою кількістю параметрів і обмежень.

Генетичні алгоритми продемонстрували ефективність у різних прикладних задачах, зокрема в управлінні ресурсами, логістиці, ціноутворенні та стратегічному плануванні. Їхня здатність адаптуватися до змінних умов, паралельно досліджуючи велику множину можливих рішень, робить їх перспективним інструментом для моделювання процесів прийняття рішень у бізнес-екосистемах [2]. При цьому особливої уваги потребує проблема формування стратегій окремих агентів з урахуванням впливу інших учасників, обмежень ресурсів і бажання досягнення довгострокової стійкості. Існує потреба в побудові експериментальних моделей, які дозволяють вивчити динаміку стратегій у таких середовищах та оцінити ефективність використання еволюційних підходів.

Метою дослідження є побудова та експериментальна перевірка моделі формування стратегій прийняття рішень у бізнес-екосистемах на основі генетичних алгоритмів як еволюційного підходу до адаптивного пошуку.

АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

Бізнес-екосистеми (Business Ecosystems, BEs) є складними динамічними структурами, що охоплюють сукупність взаємопов'язаних організацій, постачальників, споживачів, регуляторів та інших зацікавлених сторін, які спільно створюють та розподіляють цінність. Як зазначається в роботі [3], бізнес-екосистеми мають ієрархічну та мережеву структуру, яка включає центрального гравця (який координує взаємодію), периферійних партнерів і додаткові вузли, що адаптуються до змін середовища. У праці [4] підкреслюється, що однією з ключових характеристик таких систем є їхня адаптивність, здатність до самоорганізації та виникнення нових форм взаємодії. Авторами [5] досліджено типові задачі управління в бізнес-екосистемах, зокрема розподіл ресурсів, вибір партнерів, координація цілей та узгодження стратегій між учасниками.

Прийняття рішень у бізнес-екосистемах традиційно спирається на методи класичної оптимізації, зокрема лінійне програмування, методи динамічного програмування, евристики тощо. Проте, ці підходи часто не враховують еволюційний характер системи та множинність конфліктних цілей, що обмежує їх застосовність у реальних умовах. У роботі [6] запропоновано використання моделей поведінкової адаптації, які ґрунтуються на імітаційній динаміці та дозволяють враховувати адаптивну поведінку агентів у відповідь на зміну стратегій інших учасників.

Генетичні алгоритми як один із методів еволюційних обчислень широко використовуються для наближеної оптимізації в складних багатовимірних просторах рішень. Згідно з [7], генетичний алгоритм базується на біологічній метафорі природного добору і включає такі ключові оператори, як відбір, кросовер і мутація. У праці [8] розглянуто різні стратегії відбору, зокрема турнірний та ранговий підходи, які впливають на швидкість збіжності алгоритму. Автори [9] звертають увагу на важливість вибору фітнес-функції, оскільки саме вона визначає напрямок еволюційного пошуку та ефективність розв'язання задачі.

У науковій літературі широко досліджується застосування генетичних алгоритмів у різних бізнес-задачах. У праці [10] запропоновано модель еволюційного ціноутворення з урахуванням конкуренції між фірмами, де генетичний алгоритм дозволив знайти стійкі стратегії на ринку. Авторами [11] розглянуто задачу розподілу маркетингового бюджету з використанням генетичного алгоритму з метою максимізації впливу на цільову аудиторію. Водночас, як зазначено в [12], існуючі підходи здебільшого не враховують взаємозалежність стратегій у багатосуб'єктному середовищі, що обмежує їхню реалістичність. Потреба у створенні моделей, які поєднують адаптивні можливості генетичних алгоритмів із урахуванням взаємодії між агентами в межах бізнес-екосистем, зумовлює актуальність подальших досліджень у цьому науковому напрямку.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Ефективне управління в межах складних динамічних бізнес-екосистем потребує побудови моделей, здатних враховувати як індивідуальні цілі агентів, так і глобальні характеристики системи. Зважаючи на емерджентну природу таких систем, виникає потреба у використанні еволюційних підходів, які дозволяють агентам самостійно формувати стратегії у взаємодії з іншими учасниками. Генетичні алгоритми як один із найефективніших методів еволюційного пошуку забезпечують здатність адаптуватися до змін середовища та знаходити наближені оптимальні стратегії в умовах великої кількості змінних, обмежень та конфліктів інтересів.

У межах даного дослідження бізнес-екосистема формалізується як множина агентів $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, кожен з яких має власні обмеження щодо ресурсів, пріоритетів і стратегій взаємодії. Кожен агент a_i обирає стратегію $s_i \in S_i$, де S_i – множина допустимих стратегій, що задаються відповідно до

функціональних ролей агентів у системі. Метою є досягнення глобального оптимуму бізнес-екосистеми, що формалізується як задача багатокритеріальної оптимізації з фітнес-функцією $F(S)$, де $S = (s_1, s_2, \dots, s_n)$ – вектор стратегій усіх агентів.

Цільова функція у розробленій моделі визначає критерій оптимальності для всіх агентів бізнес-екосистеми та задається у вигляді рівняння (1), яке враховує як індивідуальні прибутки окремих учасників, так і загальну стабільність їх взаємодії в межах системи.

$$\max_s F(s) = \sum_{i=1}^n w_i \cdot f_i(s_i, S_{-i}) \quad (1)$$

де f_i – індивідуальна функція прибутковості або стабільності агента a_i , яка залежить як від власної стратегії, так і від стратегій інших учасників S_{-i} , а w_i – ваговий коефіцієнт, що відображає значущість агента в екосистемі.

До обмежень задачі належать ресурси кожного агента $R_i(s_i) \leq R_i^{max}, \forall i \in \{1, \dots, n\}$, а також ризики, що не повинні перевищувати порогові значення, визначені як $Risk_i(s_i, S_{-i}) \leq \tau_i$.

Для реалізації еволюційного підходу було побудовано генетичний алгоритм, у якому стратегія кожного агента кодується у вигляді хромосоми. Вибір типу кодування залежить від природи стратегії: для дискретних параметрів використовувалося бінарне кодування, тоді як для безперервних значень – дійсне. Таким чином, кожна особина в популяції є хромосомою довжини l , де $l = \sum_{i=1}^n |s_i|, a|s_i|$ f – кількість параметрів, що визначають стратегію агента a_i .

Фітнес-функція реалізована як агрегований показник ефективності популяції, що включає дохід, стійкість та узгодженість стратегій. Вона нормалізована в межах $[0,1]$ (2).

$$Fitness(S) = \alpha \cdot \frac{\sum f_i}{\sum f_i^{max}} + \beta \cdot (1 - \frac{Var(f_i)}{Var_{max}}) \quad (2)$$

де α, β – вагові коефіцієнти, а $Var(f_i)$ – дисперсія результатів агентів, що відображає баланс у бізнес-екосистемі.

Вибір особин для наступного покоління здійснювався методом турнірного відбору, який забезпечує селективний тиск і дозволяє зберігати генетичну різноманітність. Оператор кросоверу реалізовано в однокочковому варіанті, що забезпечує комбінацію стратегічних блоків між особинами. Для забезпечення варіативності застосовано гаусову мутацію з ймовірністю, яка коригує значення генів з урахуванням нормального розподілу.

Процес еволюції припинявся у разі досягнення фіксованої кількості поколінь $G = 100$ або стабілізації популяції, визначеної як відсутність приросту середнього значення фітнес-функції впродовж останніх 10 поколінь. Схему роботи генетичного алгоритму, адаптованого до задачі стратегічного формування в бізнес-екосистемі, наведено на рисунку 1.

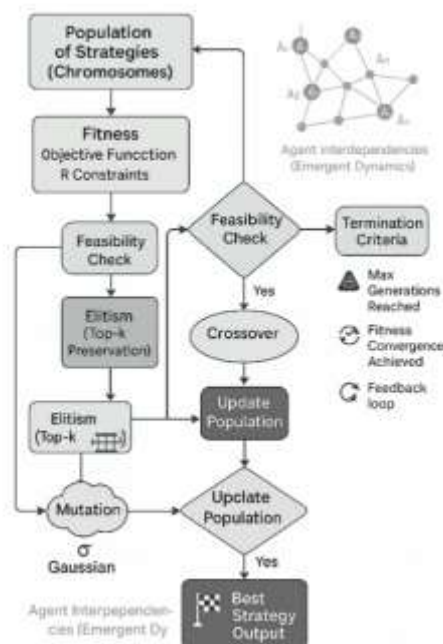


Рис. 1 Схема роботи генетичного алгоритму для еволюційного формування стратегій у бізнес-екосистемах

Як видно з рисунка 1, процес еволюційного формування стратегій у бізнес-екосистемах має розгалужену структуру, яка охоплює кілька взаємопов'язаних етапів. Особливістю представленої схеми є наявність зворотного зв'язку, що забезпечує адаптивність алгоритму та його здатність до вдосконалення в межах численних поколінь. Кожна фаза – від генерації початкової популяції до фінального виводу найкращої стратегії – не є ізольованою, а перебуває в постійній взаємодії з оціночною функцією, перевіркою обмежень та механізмами мутації та відбору. Включення міжагентних залежностей через блок «Agent Interdependencies» підкреслює важливість урахування коеволюційної природи рішень у багатосуб'єктному середовищі, що характерне для бізнес-екосистем.

Для проведення експерименту було розроблено спеціалізоване віртуальне середовище, що моделює динаміку взаємодії учасників бізнес-екосистеми з урахуванням множинних стратегічних, ресурсних та ринкових параметрів. Це середовище реалізоване у вигляді багаторівневої моделі з графічним інтерфейсом, у якому агенти відображаються у формі вузлів, з'єднаних між собою дугами, що символізують взаємозалежності – конкуренцію, кооперацію або нейтральну взаємодію. Кожен агент мав унікальні характеристики: обсяг доступних ресурсів, індивідуальні обмеження ризику, цільову функцію прибутковості та набір можливих стратегій. Імітація враховувала динамічні зміни середовища – зміни ринкових умов, випадкові події, реакцію інших агентів на вибір стратегії, що дозволяло перевірити адаптивні властивості алгоритму в умовах емерджентної поведінки.

На початковому етапі кожному агентові випадковим чином призначалася стратегія у межах допустимого простору рішень. Кожна стратегія визначалася вектором з кількох параметрів (наприклад, рівень інвестування, ціноутворення, маркетингове охоплення), які кодувались у хромосоми. Візуальна складова середовища дозволяла спостерігати за перебігом еволюції: зміною кольору агентів відповідно до їхнього фітнесу, активацією зв'язків між ними залежно від впливу рішень, формуванням кластерів за схожими стратегіями. Графічні індикатори відображали статистику – поточне значення фітнесу, рівень ризику, використання ресурсів, а також розподіл стратегічних параметрів серед агентів.

Інтерфейс дозволяв масштабування та часову навігацію, що дало змогу здійснювати детальний аналіз перебігу еволюційного процесу у конкретні часові моменти. Завдяки візуалізації стало можливим не лише оцінити успішність окремих стратегій, а й виявити динаміку поведінкових змін в екосистемі загалом – наприклад, виникнення домінуючих стратегій, їх дифузію серед агентів та появу коаліцій.



Рис. 2 Віртуальне середовище імітації бізнес-екосистеми з візуалізацією агентів та міжагентних зв'язків

Параметри генетичного алгоритму було підібрано на основі попереднього тестування чутливості. Розмір популяції становив 200 особин, кількість поколінь – 100, імовірність кросоверу – 0,8, імовірність мутації – 0,05. Усі експерименти повторювались по 30 разів з різними випадковими початковими умовами, що забезпечило статистичну достовірність результатів. В якості метрик для оцінювання використовувались: середнє значення фітнес-функції в популяції, максимальне досягнуте значення фітнесу, дисперсія стратегій у популяції, швидкість збіжності алгоритму до стабільного розв'язку (визначалась як кількість поколінь до стабілізації показників), а також стійкість стратегій до змін вхідних умов.

Результати експериментів показали, що вже після 30–40 поколінь середнє значення фітнес-функції зросло майже вдвічі, а в межах останніх поколінь стабілізувалося. Графік на рисунку 2 демонструє динаміку середнього значення фітнес-функції у процесі еволюції. Стратегії агентів поступово конвергували до збалансованих рішень, що одночасно забезпечували високу результативність і задоволення ресурсних обмежень.

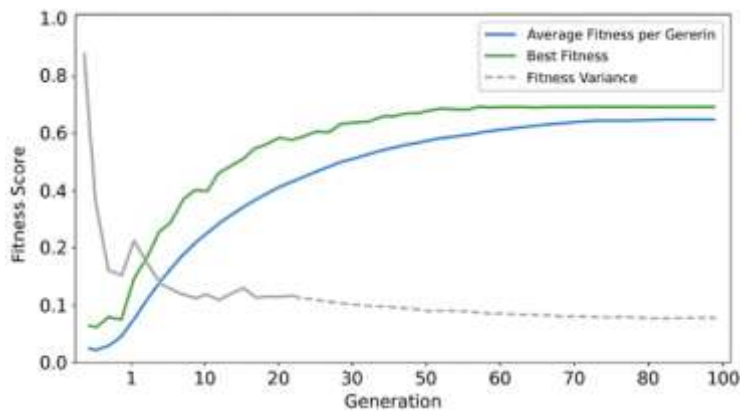


Рис. 3. Динаміка еволюції фітнес-функції в межах 100 поколінь

Як показано на рисунку 3, динаміка еволюції фітнес-функції свідчить про ефективну збіжність алгоритму вже в межах перших 40 поколінь. Середнє значення фітнесу демонструє плавне зростання без різких спадів, що вказує на стабільний процес селекції та вдосконалення стратегій. Водночас, найкраще значення фітнесу досягає плато ще до 50-го покоління, після чого утримується майже без змін, що є ознакою досягнення глобального або близького до глобального оптимуму. Зменшення дисперсії свідчить про поступове вирівнювання рішень у популяції та зменшення стратегічної розмаїтості, що є типовим ефектом еволюційної конвергенції. Загалом графік демонструє, що генетичний алгоритм не лише швидко знаходить ефективні рішення, а й забезпечує їх стабільність у часі.

Для оцінки ефективності запропонованого підходу результати генетичного алгоритму було порівняно з результатами, отриманими за допомогою жадібного алгоритму та методу випадкового пошуку. Як видно з таблиці 1, генетичний алгоритм продемонстрував істотно вищий рівень як досягнутого фітнесу, так і стабільності рішень. Жадібний підхід забезпечував швидку збіжність, але призводив до локального оптимуму з низькою адаптивністю до змін середовища. Випадковий пошук, попри іноді високі пікові значення, мав велику дисперсію результатів та низьку повторюваність якісних рішень.

Таблиця 1

Порівняння ефективності різних підходів до формування стратегій

Метод	Середній фітнес	Макс. фітнес	Дисперсія	Кількість поколінь до стабілізації
Генетичний алгоритм	0.82	0.94	0.03	42
Жадібний алгоритм	0.61	0.67	0.01	15
Випадковий пошук	0.47	0.83	0.14	—

Подальший аналіз показав, що чутливість алгоритму до вибору параметрів (зокрема ймовірностей операцій і розміру популяції) суттєво впливає на якість та швидкість збіжності. Зменшення популяції нижче 100 особин призводило до втрати різноманіття та передчасної збіжності, тоді як надмірне збільшення кількості поколінь не давало суттєвого приросту фітнесу після 80-ї ітерації. Це дозволяє стверджувати, що запропонована архітектура ГА є ефективною в умовах багатофакторних динамічних середовищ та може слугувати базисом для моделювання стратегічної поведінки в реальних бізнес-екосистемах.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ

І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

У проведеному дослідженні було запропоновано формалізований підхід до еволюційного формування стратегій у бізнес-екосистемах на основі генетичних алгоритмів, що дозволив змодельовати процеси прийняття рішень в умовах багатосуб'єктної взаємодії, обмежених ресурсів та високої невизначеності. Розроблена модель об'єднує ключові структурні елементи бізнес-екосистеми у вигляді множини агентів, які взаємодіють між собою через конкурентні та кооперативні зв'язки, і оптимізує вибір стратегій із врахуванням глобальної фітнес-функції. Експериментальна перевірка на базі віртуального середовища показала високу ефективність алгоритму як у досягненні цільових показників, так і в забезпеченні стабільності рішень у динамічному середовищі.

Застосування генетичних алгоритмів у контексті бізнес-екосистем продемонструвало низку важливих переваг, серед яких – здатність знаходити збалансовані стратегії без потреби в повному аналітичному описі середовища, гнучкість у адаптації до змін ринку, а також можливість моделювання взаємозалежностей між учасниками. Еволюційна природа методу дозволяє уникнути передчасної фіксації на локальних екстремумах, а модульна архітектура алгоритму – легко масштабувати модель для більшої

кількості агентів або змінної топології зв'язків. Водночас варто зазначити певні обмеження проведеного дослідження. Зокрема, використання симуляційної моделі, що хоча й була наближеною до реальних сценаріїв, усе ж не охоплює повної складності поведінки суб'єктів у реальних економічних системах. Іншим обмеженням є фіксовані параметри алгоритму, які потребують подальшого адаптивного налаштування для різних галузей та масштабів бізнес-екосистем.

Подальші мають бути зосереджені на розробці гібридних еволюційних алгоритмів, які поєднують класичні оператори генетичних алгоритмів із методами машинного навчання для покращення передбачуваності та адаптивності стратегій. Особливий інтерес становить інтеграція з reinforcement learning для агентів, що навчаються в реальному часі.

Література

1. Trembovetskyi, R., Rozlomii, I., & Chemerys, M. (2024, October). Application of Transformers in Financial Analysis: Forecasting Stock Prices and Trading Volumes. In 2024 IEEE 5th KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek) (pp. 1-5). IEEE.
2. Лісовський П.М., Лісовська Ю.П., Шкітов А.А. Феноменологія кібербезпеки: воєнно-правовий стан захищеності інформаційного капіталу в обороноздатній інфраструктурі України: монографія. Київ: Ліра-К, 2025, 860 с.
3. Ribeiro, T. F., Nogueira, R., & Chimenti, P. (2024). Integrating Business Ecosystems and Social Networks: A Case Study on Sustainable Transitions. *Sustainability*, 16(24), 11045.
4. McKelvey, B. (2021). Managing the consequences of digital networks and accelerated complexity dynamics in digital business ecosystems. In *Management in the Age of Digital Business Complexity* (pp. 1-47).
5. Micheli, P., & Muctor, G. (2021). The roles of performance measurement and management in the development and implementation of business ecosystem strategies. *International Journal of Operations & Production Management*, 41(11), 1761-1784.
6. Nugroho, S., & Uehara, T. (2023). Systematic review of agent-based and system dynamics models for social-ecological system case studies. *Systems*, 11(11), 530.
7. Alhijawi, B., & Awajan, A. (2024). Genetic algorithms: Theory, genetic operators, solutions, and applications. *Evolutionary Intelligence*, 17(3), 1245-1256.
8. Liu, Z., Li, Z., Zhang, Y., Mutukumira, A. N., Feng, Y., Cui, Y. & Wang, S. (2024). Comparing business, innovation, and platform ecosystems: a systematic review of the literature. *Biomimetics*, 9(4), 216.
9. Halim, Z., Yousaf, M. N., Waqas, M., Sulaiman, M., Abbas, G., Hussain, M. & Hanif, M. (2021). An effective genetic algorithm-based feature selection method for intrusion detection systems. *Computers & Security*, 110, 102448.
10. Dias, A. T., Martins, H. C., Santos, V. F., Verga Matos, P., & Morais, G. M. (2024). Genetic algorithm modeling of European Union firms' competitive advantage. *European Journal of Management and Business Economics*, 33(3), 324-340.
11. Serrano, A. L., & Blum, C. (2022, July). A biased random key genetic algorithm applied to target set selection in viral marketing. In *Proceedings of the genetic and evolutionary computation conference* (pp. 241-250).

References

1. Trembovetskyi, R., Rozlomii, I., & Chemerys, M. (2024, October). Application of Transformers in Financial Analysis: Forecasting Stock Prices and Trading Volumes. In 2024 IEEE 5th KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek) (pp. 1-5). IEEE.
2. Lisovsky P.M., Lisovska Yu.P., Shkitov A.A. Phenomenology of cybersecurity: military-legal state of information capital security in the defense infrastructure of Ukraine: monograph. Kyiv: Lira-K, 2025. 860 p.
3. Ribeiro, T. F., Nogueira, R., & Chimenti, P. (2024). Integrating Business Ecosystems and Social Networks: A Case Study on Sustainable Transitions. *Sustainability*, 16(24), 11045.
4. McKelvey, B. (2021). Managing the consequences of digital networks and accelerated complexity dynamics in digital business ecosystems. In *Management in the Age of Digital Business Complexity* (pp. 1-47).
5. Micheli, P., & Muctor, G. (2021). The roles of performance measurement and management in the development and implementation of business ecosystem strategies. *International Journal of Operations & Production Management*, 41(11), 1761-1784.
6. Nugroho, S., & Uehara, T. (2023). Systematic review of agent-based and system dynamics models for social-ecological system case studies. *Systems*, 11(11), 530.
7. Alhijawi, B., & Awajan, A. (2024). Genetic algorithms: Theory, genetic operators, solutions, and applications. *Evolutionary Intelligence*, 17(3), 1245-1256.
8. Liu, Z., Li, Z., Zhang, Y., Mutukumira, A. N., Feng, Y., Cui, Y. & Wang, S. (2024). Comparing business, innovation, and platform ecosystems: a systematic review of the literature. *Biomimetics*, 9(4), 216.
9. Halim, Z., Yousaf, M. N., Waqas, M., Sulaiman, M., Abbas, G., Hussain, M. & Hanif, M. (2021). An effective genetic algorithm-based feature selection method for intrusion detection systems. *Computers & Security*, 110, 102448.
10. Dias, A. T., Martins, H. C., Santos, V. F., Verga Matos, P., & Morais, G. M. (2024). Genetic algorithm modeling of European Union firms' competitive advantage. *European Journal of Management and Business Economics*, 33(3), 324-340.
11. Serrano, A. L., & Blum, C. (2022, July). A biased random key genetic algorithm applied to target set selection in viral marketing. In *Proceedings of the genetic and evolutionary computation conference* (pp. 241-250).