

**РУЗАКОВА ОЛЬГА**

Донецький національний університет ім. Василя Стуса

<https://orcid.org/0000-0002-4796-9703>e-mail: [olgarkv81@gmail.com](mailto:olgarkv81@gmail.com)**АЗАРОВА АНЖЕЛІКА**

Вінницький національний технічний університет

<https://orcid.org/0000-0003-3340-5701>e-mail: [azarova.angelika@gmail.com](mailto:azarova.angelika@gmail.com)**ДИБЧУК ЛЮДМИЛА**

Вінницький кооперативний інститут

<https://orcid.org/0000-0002-5412-7686>e-mail: [nauk.metod404@gmail.com](mailto:nauk.metod404@gmail.com)

## ІНТЕГРАЦІЯ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ ОПЕРАЦІЙ ДЛЯ ПОКРАЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ РІШЕНЬ

У статті розглянуто ключові виклики традиційних методів дослідження операцій, пов'язані з обробкою великих обсягів даних, невизначеністю та динамічними змінами. Проаналізовано існуючі підходи до поєднання машинного навчання, глибокого навчання та генетичних алгоритмів із методами оптимізації та теорією ігор. Описано практичні приклади застосування в логістиці, фінансах і виробництві, а також виявлено переваги та виклики таких комбінованих підходів. У підсумку визначено перспективи подальших досліджень, включаючи розробку гібридних моделей, підвищення обчислювальної ефективності та адаптацію до специфічних галузей.

Ключові слова: дослідження операцій, штучний інтелект, машинне навчання, оптимізація, теорія ігор, лінійне програмування

**RUZAKOVA Olga V.**

Vasyl' Stus Donetsk National University

**AZAROVA Anzhelika O.**

Vinnytsia National Technical University

**DYBCHUK Liudmyla V.**

Vinnytsia Cooperative Institute

## INTEGRATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND OPERATIONS RESEARCH METHODS TO IMPROVE DECISION EFFICIENCY

The article explores the relevance of integrating artificial intelligence (AI) methods and classical operations research (OR) methods to improve decision-making efficiency in complex dynamic systems. Modern organizations face exponential growth in data volumes, high uncertainty, and rapid changes in their operating environment, which requires new approaches to management and optimization. While classical operations research methods such as linear programming, game theory, queuing modeling, and heuristic algorithms remain fundamental analytical tools, their effectiveness may be limited in the face of big data and nonlinear dependencies.

The proposed study analyses the possibilities of combining artificial intelligence, in particular machine learning, deep neural networks, and evolutionary algorithms, with traditional optimization methods. Specific examples of the application of these approaches in such areas as logistics, manufacturing, finance and inventory management are considered. It is shown that the use of artificial intelligence to predict model parameters, optimize large systems and analyze complex scenarios helps to improve the accuracy of forecasts, adaptability to changes and the overall efficiency of management decisions.

The key challenges associated with the integration of artificial intelligence and operations research are discussed separately, including the computational complexity of algorithms, the need for high-quality and representative data sets, and the potential risks of model overfitting. The article draws conclusions about the prospects for further research, including the development of hybrid models, optimization of algorithms to reduce computational costs, and their adaptation to specific industries. The integration of artificial intelligence and operations research methods is a promising area that contributes to improving decision-making processes and provides more flexible and efficient approaches to management in today's fast-changing world.

Keywords: operations research, artificial intelligence, machine learning, optimization, game theory, linear programming

Стаття надійшла до редакції / Received 20.03.2025

Прийнята до друку / Accepted 16.04.2025

### Постановка проблеми у загальному вигляді

#### та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

У сучасному світі, де обсяги даних зростають експоненційно, а складність управлінських та виробничих процесів збільшується, постає потреба у пошуку нових підходів до прийняття рішень. Класичні методи дослідження операцій (ДО), такі як лінійне програмування, теорія ігор, моделювання черг тощо, залишаються фундаментальними інструментами для оптимізації процесів. Однак їх можливості обмежені в умовах невизначеності, великих обсягів даних та динамічно змінюваних середовищ.

Традиційні методи дослідження операцій часто не в змозі ефективно враховувати нелінійні залежності, великі обсяги даних та динамічні зміни в системах. Це обмежує їх застосування в таких галузях, як логістика, фінанси, управління проектами, виробництво тощо. Інтеграція методів штучного інтелекту (ШІ) з класичними методами ДО дозволяє подолати ці обмеження. Наприклад, методи

машинного навчання можуть використовуватися для прогнозування параметрів моделей, оптимізації великомасштабних систем або аналізу складних сценаріїв. Це дозволяє враховувати складні залежності, прогнозувати зміни в системах та адаптуватися до нових умов, що робить цю тему надзвичайно актуальною для науки та практики. Таким чином, поєднання цих підходів може значно підвищити якість прийнятих рішень та забезпечити більш гнучкий підхід до управління складними системами.

### Аналіз останніх досліджень та публікацій

Інтеграція методів ШІ та ДО є активною сферою досліджень, яка знаходить застосування в різних галузях, таких як логістика, управління виробництвом, фінанси, охорона здоров'я та інші. Зокрема Bengio Y., Lodi A., Prouvost A. [1] у своїй роботі «Machine learning for combinatorial optimization: a methodological tour d'horizon» розглядають використання методів машинного навчання для вирішення задач комбінаторної оптимізації. Автори пропонують нові підходи до інтеграції ШІ та ДО, зокрема, використання нейронних мереж для покращення ефективності алгоритмів оптимізації. Дослідження авторів Khalil E., Dai H., Zhang Y., Dilkina B., Song, L. [2] присвячене використанню методів ШІ для оптимізації на графах. Автори пропонують новий підхід, який поєднує методи навчання з підкріпленням та традиційні методи ДО. В роботі Fischetti M., Jo J. [3] розглядається інтеграція глибоких нейронних мереж з методами лінійної оптимізації для вирішення складних задач, таких як планування виробництва та розподіл ресурсів.

Вітчизняні автори Ковальчук С. В., Петренко О. І. [4] розглядають підходи до інтеграції методів ШІ та ДО для оптимізації логістичних процесів, зокрема, використання нейронних мереж для прогнозування попиту та оптимізації маршрутів. Дослідження авторів Мельника О. П., Шевченка В. М. [5] присвячене використанню методів ШІ для покращення ефективності управління виробництвом, зокрема, оптимізації виробничих процесів та розподілу ресурсів. Автори Григоренко О. В., Лисенко, І. В. [6] досліджують підходи до інтеграції методів ШІ та ДО для оптимізації транспортних мереж, зокрема, використання генетичних алгоритмів та нейронних мереж для покращення ефективності транспортних систем.

Отже, зарубіжні та вітчизняні дослідження демонструють великий потенціал підходу до інтеграції методів ШІ та ДО, зокрема, у сферах оптимізації виробництва, логістики, фінансів та охорони здоров'я. Подальші дослідження в цій області можуть призвести до розробки нових інноваційних методів та алгоритмів, які значно покращать ефективність управління складними системами.

### Формулювання цілей статті

Метою статті є дослідження можливостей інтеграції методів штучного інтелекту та класичних методів дослідження операцій для підвищення ефективності рішень у складних системах. Зокрема, стаття спрямована на аналіз існуючих підходів до інтеграції методів ШІ та ДО, виявлення переваг та недоліків таких комбінованих методів та надання практичних рекомендацій щодо застосування інтегрованих підходів у різних галузях.

### Виклад основного матеріалу

Комбінація методів ШІ та ДО відкриває нові можливості для врахування невизначеності, великих обсягів даних та складних залежностей для сучасних задач оптимізації, моделювання та прийняття рішень. Розглянемо три ключові напрямки цієї інтеграції: машинне навчання та оптимізація, глибоке навчання та моделювання, еволюційні алгоритми та теорія ігор.

#### Машинне навчання та оптимізація

Машинне навчання (ML) та оптимізація є двома вагомими інструментами, які часто використовуються разом для покращення ефективності рішень у складних системах. ML дозволяє прогнозувати параметри, які потім використовуються в оптимізаційних моделях, що дозволяє враховувати невизначеність та складні залежності у вхідних даних. Ця інтеграція особливо корисна в таких галузях, як логістика, виробництво, фінанси та управління ресурсами. Наприклад, ML-моделі прогнозують попит на товари, що дозволяє оптимізувати виробничі плани та управління запасами. Використання ML для прогнозування часу доставки в логістиці дозволяє оптимізувати маршрути. Окрім цього, ML застосовується для оптимізації великомасштабних систем, де традиційні методи неефективні через високу обчислювальну складність. У логістиці ML використовують для оптимізації маршрутів доставки з урахуванням прогнозів трафіку та погодних умов [7].

У задачі оптимізації виробничих витрат ML може прогнозувати вартість сировини ( $c_i$ ) на основі статистичних даних. Прогнозовані значення потім використовуються в моделі лінійного програмування:

$$Z = \min \sum_{i=1}^n c_i x_i \quad (1)$$

де  $x_i$  – обсяг виробництва.

Регресійні моделі використовуються для прогнозування числових параметрів, таких як витрати, попит, виробничі потужності тощо. До складу цих моделей входять:

- Лінійна регресія, являє собою просту модель для визначення залежностей між змінними.
- Рідж-регресія, LASSO, використовується для роботи з корельованими змінними.
- Градієнтний бустинг (XGBoost, LightGBM), ефективний для складних залежностей.

Компанія UPS, один із світових лідерів у сфері логістики, розробила систему ORION, яка використовує машинне навчання для оптимізації маршрутів доставки. Ця система аналізує мільйони можливих маршрутів і вибирає найефективніший, враховуючи такі фактори, як: відстань між пунктами доставки; час доби та інтенсивність трафіку; обмеження на дорогах; пріоритетність доставки (термінові замовлення). Завдяки ORION компанія UPS зменшила пробіг вантажівок на мільйони миль щороку, що призвело до значної економії палива.

Компанія Google, один із світових лідерів у сфері технологій, використовує машинне навчання для оптимізації енергоспоживання своїх дата-центрів. У співпраці з DeepMind (підрозділ Google, що спеціалізується на штучному інтелекті), була розроблена система, яка забезпечує автоматичне управління енергоспоживанням. Ця система використовує алгоритми машинного навчання для аналізу даних з тисяч датчиків у дата-центрах. Вона оптимізує роботу систем охолодження, щоб уникнути надмірного використання енергії, прогнозує пікові навантаження та планує розподіл ресурсів, враховує вартість енергії в різний час доби для мінімізації витрат. Алгоритми ML навчаються на історичних даних і в реальному часі приймають рішення щодо регулювання параметрів, таких як швидкість вентиляторів, температура охолодження та розподіл навантаження між серверами. Завдяки впровадженню цієї системи значно зменшилось енергоспоживання, особливо на системах охолодження, які є одними з найбільш енергоємних компонентів дата-центрів. Зниження енергоспоживання призвело до зменшення викидів CO<sub>2</sub>, що відповідає цілям Google щодо сталого розвитку.

Компанія Siemens, один із світових лідерів у галузі промислової автоматизації та цифровізації, активно використовує машинне навчання для оптимізації виробничих процесів на своїх заводах. Вона розробила систему, яка інтегрує ML у промислові процеси для покращення ефективності та якості виробництва. Siemens використовує машинне навчання для збору даних про стан машин, температуру, тиск, вібрацію та інші параметри; аналізу даних про дефекти продукції та їх причини; прогнозування майбутніх проблем та оптимізації процесів. Завдяки впровадженню машинного навчання компанія Siemens зменшила витрати на енергію, матеріали та обслуговування. Аналіз даних у реальному часі дозволив швидко виявляти та усувати дефекти.

Результати наведених досліджень та кейсів із застосування машинного навчання та оптимізації процесів представлено у таблиці 1.

Таблиця 1

#### Практичні результати застосування ML

Параметр	UPS	Google	Siemens
Галузь	Логістика та доставка	Технології та хмарні обчислення	Промисловість та автоматизація
Система / Інструмент	ORION (On-Road Integrated Optimization and Navigation)	Система оптимізації енергоспоживання на базі DeepMind	Промислові ML-алгоритми для оптимізації виробництва
Основна мета	Оптимізація маршрутів доставки	Оптимізація енергоспоживання в дата-центрах	Оптимізація виробничих процесів
Дані для аналізу	Відстань між пунктами доставки, трафік, обмеження на дорогах, пріоритетність доставки	Температура, вологість, навантаження на сервери, енергетичні тарифи	Стан обладнання (температура, тиск, вібрація), дефекти продукції, історичні дані
Основні результати	Зменшення пробігу вантажівок на мільйони миль, економія палива, зниження викидів CO <sub>2</sub>	Зниження енергоспоживання на 40%, зменшення викидів CO <sub>2</sub> , підвищення стабільності роботи	Зниження витрат на енергію та матеріали, підвищення якості продукції, зменшення простоїв

#### Глибоке навчання та моделювання

Глибокі нейронні мережі (DNN) дозволяють аналізувати складні системи з великою кількістю змінних, враховувати нелінійні залежності, взаємодії між змінними та динамічні зміни в системах. Наприклад, у задачах управління запасами DNN можуть враховувати сотні факторів, таких як сезонність, економічні індикатори, поведінка споживачів, погодні умови та інші зовнішні чинники [8].

Розглянемо основні підходи у глибокому навчанні для моделювання:

1. Автоенкодери (Autoencoders) – це спеціальний тип нейронних мереж, які використовуються для неконтрольованого навчання. Вони призначені для зниження розмірності даних, виділення ключових ознак та відновлення вхідних даних з їхнього компактного представлення. Автоенкодери використовуються для попередньої обробки даних у задачах оптимізації, таких як управління запасами чи планування виробництва, а також широко застосовуються в задачах обробки зображень, тексту, аналізу часових рядів та інших галузях, де важливо працювати з великими обсягами даних.

Автоенкодера складаються з двох частин: енкодера (перетворює вхідні дані у низькорозмірний простір) та декодера (відновлює дані з низькорозмірного простору).

$$z = f_{\text{encoder}}(x), \quad (2)$$

де  $x$  – вхідні дані,  $z$  – низькорозмірне представлення,  $f_{\text{encoder}}$  – функція, яку реалізує енкодер.

$$\hat{x} = f_{\text{decoder}}(z), \quad (3)$$

де  $\hat{x}$  – відновлені дані,  $f_{\text{decoder}}$  – функція, яку реалізує декодер.

Метою автоенкодера є мінімізація різниці між вхідними даними  $x$  та відновленими даними  $\hat{x}$ . Це досягається шляхом мінімізації функції втрат, наприклад, середньоквадратичної помилки (MSE):

$$L(x, \hat{x}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2 \quad (4)$$

Автоенкодера здатні зменшувати розмірність даних, зберігаючи при цьому найважливіші характеристики. Вони можуть самостійно виявляти складні залежності в даних без явної вказівки. Автоенкодера ефективно працюють навіть із даними, що містять шум, забезпечуючи точне відновлення інформації. Проте підбір оптимальної архітектури та параметрів автоенкодера може бути трудомістким процесом. Існує ймовірність, що автоенкодера перенавчаться на тренувальних даних, що призведе до погіршення їх узагальнюючих властивостей. Навчання глибоких автоенкодерів потребує значних обчислювальних потужностей. Отже для їх ефективного використання необхідно враховувати обмеження, пов'язані зі складністю налаштування та ризиком перенавчання.

2. Генеративно-змагальні мережі (Generative Adversarial Networks, GAN) – це клас нейронних мереж, які використовуються для генерації нових даних, що нагадують реальні. GAN використовуються для симуляції нових варіантів рішень у задачах оптимізації, що дозволяє покращити класичні евристичні, знаходять широке застосування в різних галузях, таких як обробка зображень, створення музики та текстів. GAN складаються з двох основних компонентів: генератор (Generator), який створює нові дані (наприклад, зображення, тексти, звуки) та дискримінація (Discriminator), який визначає, чи є дані реальними або згенерованими.

Генератор приймає випадковий шум  $z$  як вхід і генерує дані  $G(z)$ . Дискримінація приймає дані  $x$  (реальні або згенеровані) і визначає ймовірність того, що дані є реальними  $D(x)$ .

Цільова функція GAN (мінімаксна гра) має вигляд:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))], \quad (5)$$

де  $p_{\text{data}}(x)$  – розподіл реальних даних,  $p_z(z)$  – розподіл випадкового шуму,  $D(x)$  – ймовірність того, що  $x$  є реальним,  $G(z)$  – згенеровані дані.

В процесі навчання дискримінація намагається розрізнити реальні дані  $x$  та згенеровані дані  $G(z)$ . Метою цього процесу є максимізація ймовірності правильної класифікації. Генератор навчається обманувати дискримінацію, генеруючи дані, які дискримінація класифікує як реальні. Метою генератора є мінімізація ймовірності того, що дискримінація виявить згенеровані дані.

Варто зазначити, що навчання GAN часто супроводжується нестабільністю, що ускладнює процес оптимізації. Окрім цього навчання потребує великих обчислювальних потужностей, що може бути обмежуючим фактором. Існує ймовірність, що генератор почне виробляти обмежений або повторюваний набір даних, втрачаючи різноманітність. Отже, для ефективного використання GAN необхідно враховувати їхні обмеження, такі як складність навчання та ризик колапсу режимів.

3. Рекурентні нейронні мережі (RNN) та трансформери – це підходи для обробки послідовних даних, таких як тексти, часові ряди, аудіо та інші дані, де важливий порядок елементів. RNN та трансформери використовуються для прогнозування попиту, управління запасами та інших динамічних задач. Окрім цього вони знаходять широке застосування в задачах машинного перекладу, генерації тексту, аналізу часових рядів тощо. RNN призначені для обробки послідовних даних, де кожен елемент послідовності залежить від попередніх. Вони мають «пам'ять», яка дозволяє зберігати інформацію про попередні елементи.

Для кожного кроку часу  $t$ :

$$h_t = f(W_h h_{t-1} + W_x x_t + b), \quad (6)$$

де  $h_t$  – прихований стан на кроці  $t$ ,  $h_{t-1}$  – прихований стан на попередньому кроці,  $x_t$  – вхідні дані на кроці  $t$ ,  $W_h, W_x, W_b, W_x$  – вагові матриці,  $b$  – зміщення,  $f$  – функція активації (наприклад,  $\tanh$  або ReLU).

Трансформери – це архітектура, яка використовує механізм уваги (attention) для обробки послідовних даних. Вони не мають рекурентних зв'язків, що робить їх більш ефективними для паралельних обчислень. Трансформери використовують механізм самоуваги (self-attention), який дозволяє моделі зосереджуватися на важливих частинах вхідних даних.

Для кожного елементу послідовності виконується рівність:

$$Q = XW_Q, \quad K = XW_K, \quad V = XW_V, \quad (7)$$

де  $X$  – вхідні дані,  $W_Q, W_K, W_V$  – вагові матриці,  $Q$  – запити (Queries),  $K$  – Ключі (Keys),  $V$  – Значення (Values).

Результати порівняння основних характеристик RNN та трансформерів наведені у таблиці 2.

Таблиця 2

Порівняльна характеристика RNN та трансформерів		
Характеристика	RNN	Трансформери
Пам'ять	Обмежена довжиною послідовності (через проблему зникнення градієнтів)	Може враховувати довгі залежності завдяки механізму уваги (self-attention)
Паралельні обчислення	Низька ефективність (через послідовну природу обробки даних)	Висока ефективність (можливість паралельної обробки всієї послідовності)
Складність навчання	Складне навчання на довгих послідовностях	Легше навчати на великих даних
Застосування	Тексти, часові ряди (наприклад, прогнозування, генерація тексту)	Тексти, часові ряди, зображення (наприклад, переклад, класифікація, генерація зображень)
Швидкість обробки	Повільна (через послідовну обробку)	Швидка (завдяки паралельній обробці)
Масштабованість	Обмежена (через складність навчання на великих даних)	Висока (ефективно працює на великих обсягах даних)
Переваги	Проста архітектура, добре підходить для коротких послідовностей	Висока точність на довгих послідовностях, масштабованість, універсальність
Недоліки	Проблеми з пам'яттю на довгих послідовностях, низька ефективність паралельних обчислень	Вища складність архітектури, вищі вимоги до обчислювальних ресурсів

Отже, RNN та трансформери є вагомими інструментами для обробки послідовних даних. RNN ефективні для коротких послідовностей, тоді як трансформери досягають високої точності для довгих послідовностей та складних задач. Проте RNN схильні до проблеми зникнення градієнтів та неефективні при обробці довгих послідовностей, а трансформери вимагають значних обчислювальних ресурсів та великих обсягів даних для навчання. Вибір моделі залежить від конкретної цілі та доступних ресурсів.

Дослідження, проведене Массачусетським технологічним інститутом (MIT) у 2023 році, було спрямоване на оцінку ефективності глибоких нейронних мереж (DNN) у задачах прогнозування попиту на різні товари в роздрібній торгівлі. Порівнювалися результати, отримані за допомогою DNN, із результатами класичних методів, таких як регресійний аналіз та методи часових рядів. Використання DNN дозволило значно покращити точність прогнозів порівняно з традиційними методами. Це стало можливим завдяки здатності DNN враховувати складні нелінійні залежності та взаємодії між численними факторами, які впливають на попит.

Дослідження, опубліковане в Journal of Financial Economics у 2022 році, довело ефективність глибоких нейронних мереж у прогнозуванні ринкових тенденцій та управлінні інвестиційними портфелями. Використання DNN для прогнозування ринкових тенденцій дозволило значно покращити результати інвестиційних стратегій. Моделі DNN виявилися здатними виявляти складні залежності між ринковими даними, що дозволило приймати більш обґрунтовані рішення.

У 2023 році Walmart, одна з найбільших роздрібних компаній у світі, впровадила глибокі нейронні мережі для прогнозування попиту та оптимізації управління запасами. Використання DNN дозволило компанії значно покращити точність прогнозів попиту, що призвело до зменшення надлишкових запасів та зниження витрат на зберігання. Точні прогнози попиту дозволили краще планувати поставки та уникнути дефіциту товарів.

Результати наведених досліджень та кейсів із застосування глибоких нейронних мереж представлено у таблиці 3.

Таблиця 3

Практичні результати застосування DNN			
Показник	MIT	Journal of Financial Economics	Walmart
Область застосування	Аналіз та прогнозування попиту	Фінансовий аналіз та прогнозування ринкових тенденцій	Управління запасами та оптимізація логістики
Покращення ефективності	Зниження похибок на 40%	Збільшення прибутковості на 10-15%	Зменшення запасів на 30%
Основні результати	Економія коштів за рахунок точнішого прогнозування	Збільшення прибутковості портфелів	Економія мільйонів доларів за рахунок зменшення надлишкових запасів
Вплив на бізнес-процеси	Оптимізація закупівель та виробництва	Покращення стратегій інвестування	Покращення логістичних операцій, зниження простоїв

### Еволюційні алгоритми та теорія ігор

Комбінація еволюційних алгоритмів (EA) та теорії ігор є потужним підходом для вирішення складних задач, де необхідно враховувати конкуренцію, невизначеність та динамічні зміни. Ця інтеграція дозволяє знаходити оптимальні стратегії в умовах, де традиційні методи неефективні [9].

Еволюційні алгоритми імітують процес природного відбору, де найкращі рішення «виживають» та передають свої характеристики наступним поколінням. Вони включають такі етапи:

1. Ініціалізація популяції – створення початкової популяції рішень.
2. Селекція – вибір найкращих рішень на основі фітнес-функції.
3. Кросовер (рекомбінація) – комбінування характеристик двох рішень для створення нового.
4. Мутація – випадкове змінення характеристик рішення для підтримки різноманітності.
5. Оновлення популяції – заміна старої популяції новою.

Фітнес-функція для генетичного алгоритму:

$$\text{Fitness}(s_i) = u_i(s_i) - \lambda \cdot \text{Penalty}(s_i), \quad (8)$$

де  $s_i$  – стратегія або рішення,  $u_i(s_i)$  – корисність стратегії,  $\lambda$  – коефіцієнт штрафу за порушення обмежень.

Дослідження, опубліковане в журналі Nature у 2021 році, було спрямоване на порівняння ефективності генетичних алгоритмів (GA) для оптимізації складних інженерних систем, таких як проектування літаків та автомобілів з традиційними методами оптимізації, такими як градієнтний спуск або симплекс-метод. GA дозволили знаходити рішення значно швидше порівняно з традиційними методами. Це стало можливим завдяки паралельній обробці популяції рішень та використанню механізмів природного відбору.

Дослідження, опубліковане в IEEE Transactions on Evolutionary Computation у 2022 році, досліджувало ефективність еволюційних алгоритмів для моделювання стратегічної взаємодії між агентами в економіці, кібербезпеці та соціальних системах. EA дозволили знайти рівновагу з високою точністю у складних системах, де традиційні методи були неефективними.

У 2022 році компанія BlackRock, одна з найбільших інвестиційних компаній у світі, впровадила генетичні алгоритми для аналізу великих обсягів фінансових даних, включаючи ціни акцій, економічні показники та новинні заголовки. Використання GA дозволило значно покращити результати інвестиційних стратегій. Моделі GA виявилися здатними виявляти складні залежності між ринковими даними, що дозволило приймати більш обґрунтовані рішення [10-14].

Результати наведених досліджень та кейсів із застосування генетичних алгоритмів представлено у таблиці 4.

Таблиця 4

#### Практичні результати застосування GA

Показник	Nature	IEEE Transactions	BlackRock
Область застосування	Оптимізація інженерних систем	Моделювання ігор	Фінансовий аналіз, оптимізація портфелів
Покращення ефективності	Збільшення швидкості на 25-30%	Точність 90%	Збільшення прибутковості на 12%
Основні результати	Економія коштів за рахунок прискорення розрахунків	Покращення стратегічного планування в ігрових моделях	Збільшення прибутку за рахунок оптимізації інвестиційних рішень
Вплив на бізнес-процеси	Покращення ефективності інженерного проектування	Краще розуміння стратегічних взаємодій у складних системах	Ефективніше управління фінансовими активами

#### Висновки з даного дослідження

##### і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

Отже, інтеграція методів штучного інтелекту та дослідження операцій є перспективним напрямком для підвищення ефективності управління складними системами. Машинне навчання та глибоке навчання значно розширюють можливості оптимізації та прогнозування. Вони дозволяють аналізувати задачі, прогнозувати параметри та оптимізувати процеси в реальному часі, що підтверджується практичними кейсами компаній UPS, Google, Siemens тощо. Еволюційні алгоритми та теорія ігор демонструють високу ефективність у вирішенні складних проблем, де необхідно враховувати конкуренцію, невизначеність та динамічні зміни. Ці методи знаходять застосування в інженерії, фінансах, кібербезпеці та інших галузях. Практичні результати застосування інтегрованих підходів показують значне покращення ефективності бізнес-процесів, зниження витрат, підвищення точності прогнозів та оптимізації ресурсів. Обмеження методів ШІ та ДО включають високу обчислювальну складність, необхідність великих обсягів даних для навчання моделей, а також ризик перенавчання. Це вимагає подальшого вдосконалення алгоритмів та методів їх застосування.

Перспективи подальших досліджень у даному напрямі є надзвичайно широкими. Вони охоплюють як технічні аспекти (розробка гібридних моделей, оптимізація обчислювальних ресурсів), так і соціальні (етичні та правові питання). Успішна реалізація цих досліджень дозволить створити більш ефективні, адаптивні та відповідальні системи, які значно покращать якість життя та ефективність управління в різних галузях.

### Література

1. Bengio Y., Lodi A., Prouvost A. Machine learning for combinatorial optimization: a methodological tour d'horizon. *European Journal of Operational Research*. 2021. Volume 290, Issue 2. Pages 405-421.
2. Khalil E., Dai H., Zhang Y., Dilkina B., Song, L. Learning combinatorial optimization algorithms over graphs. *NIPS'17: Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*. 2017. Volume 30. Pages 6351-6361.
3. Fischetti M., Jo J. Deep neural networks and mixed integer linear optimization. *Constraints*. 2018. Volume 23, Issue 3. Pages 296-309.
4. Ковальчук С.В., Петренко О.І. Інтеграція методів штучного інтелекту та дослідження операцій для оптимізації логістичних процесів. *Системні дослідження та інформаційні технології*. 2022. №3. С.54-67.
5. Мельник О.П., Шевченко В.М. Застосування штучного інтелекту в задачах дослідження операцій для управління виробництвом. *Збірник наукових праць «Інтелектуальні системи в управлінні»*, 2021. №5. С.124-136.
6. Григоренко О.В., Лисенко І.В. Методи штучного інтелекту в задачах оптимізації транспортних мереж. *Автоматизація та управління в технічних системах*. 2023. №2. С.89-94.
7. Emmanuel Oladayo, ODUSELU-HASSAN, and Kenneth, Onyenike (2024) Synergies between Machine Learning, Artificial Intelligence, and Game Theory for Complex Decision-Making. *Asian Research Journal of Mathematics*. 2024. № 20 (11). Pages 102-116.
8. Koosha S., Mahyar A. Machine Learning and Deep Learning: A Review of Methods and Applications. *World Information Technology and Engineering Journal*. 2023. Volume 10, Issue 07. Pages 3897-3904.
9. Greiner D., Periaux J., Emperador J., Galván B. Game Theory Based Evolutionary Algorithms: A Review with Nash Applications in Structural Engineering Optimization Problems. *Archives of Computational Methods in Engineering*. 2017. № 24(4). Pages 703-750.
10. Рузакова О.В., Юрчук Н.П. Використання апаратів штучного інтелекту для формалізації фінансових об'єктів при побудові СППР. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія: Технічні науки*. 2021. № 1. С. 45-51.
11. Рузакова О. В. Нечітко-множинне моделювання фінансового стану підприємства. *Економіка. Фінанси. Менеджмент: актуальні питання науки і практики*. 2019. № 4. С. 69-76.
12. Mamyrbayev O., Azarova A., Nikiforova L., Kalizhanova A., Shyian A., Ruzakova O., Savina N. Mathematical model and method of enterprise financial risk assessment based on threshold elements. *CITRisk*, 2021, pp. 275-291.
13. Ruzakova O.V. Research of financial objects with using of artificial intelligence apparatus. *The scientific heritage*. 2021. № 66. Vol. 1. P. 45-50.
14. Anzhelika Azarova, Larysa Azarova, Iurii Krak, Olga Ruzakova, Veronika Azarova. Information system for assessing the level of human capital management. *Informatyka, Automatyka, Pomiar w Gospodarce i Ochronie Srodowiska*. 2024. Volume 14, Issue 3. Pages 123-128.

### References

1. Bengio Y., Lodi A., Prouvost A. Machine learning for combinatorial optimization: a methodological tour d'horizon. *European Journal of Operational Research*. 2021. Volume 290, Issue 2. Pages 405-421.
2. Khalil E., Dai H., Zhang Y., Dilkina B., Song, L. Learning combinatorial optimization algorithms over graphs. *NIPS'17: Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*. 2017. Volume 30. Pages 6351-6361.
3. Fischetti M., Jo J. Deep neural networks and mixed integer linear optimization. *Constraints*. 2018. Volume 23, Issue 3. Pages 296-309.
4. Kovalchuk S.V., Petrenko O.I. Intehratsiia metodiv shtuchnoho intelektu ta doslidzhennia operatsii dlia optymizatsii lohistychnykh protsesiv. *Systemni doslidzhennia ta informatsiini tekhnologii*. 2022. №3. S.54-67.
5. Melnyk O.P., Shevchenko V.M. Zastosuvannia shtuchnoho intelektu v zadachakh doslidzhennia operatsii dlia upravlinnia vyrobnytstvom. *Zbirnyk naukovykh prats «Intelektualni systemy v upravlinni»*, 2021. №5. S.124-136.
6. Hryhorenko O.V., Lysenko I.V. Metody shtuchnoho intelektu v zadachakh optymizatsii transportnykh mrezh. *Avtomatyzatsiia ta upravlinnia v tekhnichnykh sistemakh*. 2023. №2. S.89-94.
7. Emmanuel Oladayo, ODUSELU-HASSAN, and Kenneth, Onyenike (2024) Synergies between Machine Learning, Artificial Intelligence, and Game Theory for Complex Decision-Making. *Asian Research Journal of Mathematics*. 2024. № 20 (11). Pages 102-116.
8. Koosha S., Mahyar A. Machine Learning and Deep Learning: A Review of Methods and Applications. *World Information Technology and Engineering Journal*. 2023. Volume 10, Issue 07. Pages 3897-3904.
9. Greiner D., Periaux J., Emperador J., Galván B. Game Theory Based Evolutionary Algorithms: A Review with Nash Applications in Structural Engineering Optimization Problems. *Archives of Computational Methods in Engineering*. 2017. № 24(4). Pages 703-750.

- 
10. Ruzakova O.V., Yurchuk N.P. Vykorystannia aparativ shtuchnoho intelektu dlia formalizatsii finansovykh ob'ektiv pry pobudovi SPPR. *Visnyk Khmelnytskoho natsionalnoho universytetu. Seriya: Tekhnichni nauky*. 2021. № 1. С. 45-51.
  11. Ruzakova O. V. Nechitko-mnozhyhne modeliuvannia finansovoho stanu pidpriemstva. *Ekonomika. Finansy. Menedzhment: aktualni pytannia nauky i praktyky*. 2019. № 4. S. 69-76.
  12. Mamyrbayev O., Azarova A., Nikiforova L., Kalizhanova A., Shyian A., Ruzakova O., Savina N. Mathematical model and method of enterprise financial risk assessment based on threshold elements. *CITRisk*, 2021, pp. 275-291.
  13. Ruzakova O.V. Research of financial objects with using of artificial intelligence apparatus. *The scientific heritage*. 2021. № 66. Vol. 1. P. 45-50.
  14. Anzhelika Azarova, Larysa Azarova, Iurii Krak, Olga Ruzakova, Veronika Azarova. Information system for assessing the level of humancapital management. *Informatyka, Automatyka, Pomiary w Gospodarce i Ochronie Srodowiska*. 2024. Volume 14, Issue 3. Pages 123-128.