
КОМП'ЮТЕРНІ НАУКИ ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

COMPUTER SCIENCE AND INFORMATION TECHNOLOGY

УДК 004.9:519.8:656.02

DOI <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2025.1.1>

ІНФОРМАЦІЙНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ БАГАТОІНДЕКСНОЇ ТРАНСПОРТНОЇ ЗАДАЧІ З НЕЧІТКИМИ ІНТЕРВАЛАМИ

Акімов Д. Д. – аспірант Національного транспортного університету
ORCID ID: 0000-0003-2440-1864

Гавриленко В. В. – доктор фізико-математичних наук
Національного транспортного університету
ORCID ID: 0000-0001-9682-4204

Сучасні транспортні системи стикаються з проблемами невизначеності параметрів перевезень, що виникають через динамічні зміни вартості транспортування, змінність часу доставки, обмеженість ресурсів та складність координації маршрутів. Багатоіндексні транспортні задачі дозволяють моделювати такі системи, враховуючи множинні критерії, обмеження та взаємозв'язки між різними параметрами. Одним із найефективніших підходів до розв'язання подібних задач є використання нечітких інтервалів для представлення невизначених параметрів витрат і часу, що дозволяє підвищити гнучкість і точність оптимізаційних рішень.

У роботі розглянуто інформаційне забезпечення багатоіндексної транспортної задачі, яке включає модуль введення та нормалізації даних, механізм обробки нечітких параметрів, оптимізаційний модуль і систему візуалізації. Запропонована система реалізує як класичні методи (модифікований метод потенціалів, симплекс-метод), так і сучасні метаевристичні підходи (генетичні алгоритми, метод імітації відпалу). Крім того, використано гібридні алгоритми, що поєднують адаптивні евристичні методи машинного навчання та нечітку логіку, що дозволяє покращити якість рішень та їхню стійкість до змін параметрів.

У межах дослідження проведено серію експериментів із використанням синтетичних і реальних даних, що дозволило оцінити ефективність різних підходів до розв'язання багатоіндексної транспортної задачі. Аналіз отриманих результатів показав, що класичні методи забезпечують швидке знаходження рішень у випадках низького рівня невизначеності, проте їхня точність значно знижується при збільшенні нечітких параметрів. Натомість метаевристичні та гібридні алгоритми демонструють високу адаптивність до змінних факторів і значно менші відхилення від оптимальних рішень, хоч і потребують більших обчислювальних ресурсів.

Запропонований підхід забезпечує інтеграцію математичних моделей та сучасних алгоритмічних методів в єдину інформаційну систему, що дозволяє автоматизувати процес оптимізації транспортних потоків, покращити управління ресурсами та скоротити витрати. Візуалізація розрахунків дає змогу швидко оцінювати альтернативні сценарії, що полегшує прийняття рішень у транспортній логістиці та управлінні перевезеннями.

Отримані результати можуть бути використані для розробки програмних рішень із автоматизованим розподілом ресурсів, адаптивною оптимізацією маршрутів та прогнозуванням змін параметрів транспортних мереж. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на розширення запропонованої моделі для динамічних транспортних систем, інтеграцію методів глибокого навчання та розподілених обчислень для підвищення ефективності великих логістичних систем.

Ключові слова: базатоіндексна транспортна задача, нечіткі інтервали, оптимізація перевезень, інформаційна система, алгоритмічне забезпечення, лінійне програмування, генетичні алгоритми, метод потенціалів, аналіз ефективності алгоритмів, евристичні методи.

Akimov D. D., Gavrilenko V. V. Information support for the multi-index transportation problem with fuzzy intervals

Modern transportation systems face increasing challenges related to the uncertainty of transport parameters, arising from fluctuating transportation costs, variable delivery times, resource limitations, and the complexity of route coordination. Multi-index transportation problems provide a structured framework for modeling such systems, incorporating multiple criteria, constraints, and interdependencies among parameters. One of the most effective approaches for addressing such challenges is the use of fuzzy intervals to represent uncertain cost and time parameters, enhancing the flexibility and accuracy of optimization solutions.

This study presents an information support system for solving the multi-index transportation problem under uncertainty. The proposed system integrates a data input and normalization module, a fuzzy parameter processing mechanism, an optimization module, and a visualization system. It implements both classical optimization methods (modified potential method, simplex method) and modern metaheuristic approaches (genetic algorithms, simulated annealing). Additionally, hybrid algorithms combining adaptive heuristics, machine learning techniques, and fuzzy logic are applied to improve solution quality and robustness to parameter variations.

A series of experiments was conducted using both synthetic and real-world datasets to evaluate the effectiveness of different solution approaches. The results indicate that classical methods provide fast solutions in cases with low uncertainty levels but significantly lose accuracy as parameter fuzziness increases. In contrast, metaheuristic and hybrid algorithms demonstrate high adaptability to changing conditions and significantly lower deviations from optimal solutions, albeit at the cost of increased computational complexity.

The proposed approach integrates mathematical models with modern algorithmic techniques into a unified information system that automates transportation flow optimization, enhances resource management, and reduces costs. The visualization of computational results allows for the rapid assessment of alternative scenarios, facilitating decision-making in transportation logistics and fleet management.

The findings of this study can be applied to the development of software solutions for automated resource allocation, adaptive route optimization, and predictive modeling of transportation network dynamics. Future research directions include extending the proposed model for dynamic transportation systems, integrating deep learning techniques, and utilizing distributed computing to improve efficiency in large-scale logistics networks.

Key words: multi-index transportation problem, fuzzy intervals, transportation optimization, information system, algorithmic support, linear programming, genetic algorithms, potential method, algorithm efficiency analysis, heuristic methods.

Вступ. Розвиток сучасних транспортних систем супроводжується зростанням складності логістичних процесів, збільшенням обсягів перевезень та необхідністю швидкого реагування на зміни ринкових умов. Одним із ключових завдань транспортної логістики є оптимізація маршрутів і розподілу ресурсів, що вимагає врахування великої кількості факторів, включаючи витрати, часові обмеження, пропускну здатність транспортних вузлів та варіативність зовнішніх умов.

Традиційні методи розв'язання транспортних задач базуються на детермінованих підходах, що передбачають наявність точних і заздалегідь відомих параметрів.

Однак у реальних умовах ці параметри часто змінюються, що призводить до необхідності врахування невизначеності. Одним із перспективних підходів до моделювання таких задач є використання нечіткої логіки та інтервальної арифметики, що дозволяє представити варіативність параметрів у вигляді нечітких інтервалів.

У даній статті розглядається інформаційне забезпечення багатокритеріальної транспортної оптимізації в умовах невизначеності. Запропоновано математичну модель багатоіндексної транспортної задачі з нечіткими параметрами, що враховує можливі зміни у вартості перевезень, часу доставки та обмеженнях на ресурси. Також аналізуються сучасні алгоритмічні підходи до розв'язання подібних задач, зокрема застосування евристичних і метаевристичних методів, що забезпечують ефективне знаходження оптимальних рішень.

Метою роботи є розробка та аналіз методів інформаційного забезпечення, що дозволять підвищити точність і надійність оптимізаційних рішень у транспортних системах. Практична значущість дослідження полягає у можливості застосування запропонованих методів для автоматизованого управління логістичними процесами, стратегічного планування маршрутів та оптимізації використання транспортних ресурсів.

Історична довідка та постановка задачі. Багатоіндексна транспортна задача є узагальненням класичної транспортної задачі, яка історично виникла в середині XX століття як частина досліджень оптимізації розподілу ресурсів. Перші математичні формулювання транспортної задачі були запропоновані Гічкоком [1] і розвинені в рамках лінійного програмування. Ця задача швидко набула практичного застосування в економіці, логістиці та виробництві.

Зі збільшенням складності логістичних систем виникла необхідність у розширенні класичної транспортної моделі. Одним із таких розширень стала багатоіндексна транспортна задача, яка дозволяє враховувати декілька рівнів змінних, таких як типи вантажів, характеристики транспортних засобів, часові обмеження та інші параметри [2].

Останніми десятиліттями розвиток інформаційних технологій і зростання невизначеності в логістичних процесах стимулювали активне дослідження моделей транспортних задач, які включають нечітку логіку та інтервальні оцінки [3]. Використання цих методів дозволяє моделювати реальні умови перевезень, де параметри, такі як час доставки та витрати, можуть змінюватися в залежності від зовнішніх факторів.

Багатоіндексна транспортна задача є узагальненням класичної транспортної задачі, в якій враховується декілька рівнів змінних. Основна мета цієї задачі – мінімізація загальних витрат на перевезення вантажів між постачальниками та споживачами з урахуванням додаткових параметрів, таких як типи транспортних засобів, часові обмеження та нечіткі характеристики витрат.

Розглянемо систему, яка складається з:

- m постачальників, кожен із яких має певний запас продукції;
- n споживачів, кожен із яких має визначений попит;
- k транспортних засобів, що мають різні характеристики.

Нехай змінна x_{ijk} позначає кількість вантажу, що транспортується від постачальника i до споживача j за допомогою транспортного засобу k . Функція витрат на транспортування визначається як нечіткий інтервал:

$$C_{ijk} = [C_{ijk}^{\min}, C_{ijk}^{\max}] \quad (1)$$

Тоді функція цілі для мінімізації витрат формулюється як:

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^k C_{ijk} * x_{ijk} \quad (2)$$

з обмеженнями:

1. Загальна кількість вантажу, що постачається кожним постачальником, не може перевищувати його запасів:

$$\sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^k x_{ijk} \leq S_i, i=1, 2, \dots, m \quad (3)$$

2. Попит кожного споживача має бути задоволений:

$$\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^k x_{ijk} \geq D_j, j=1, 2, \dots, n \quad (4)$$

3. Кожен транспортний засіб має обмежену пропускну здатність:

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n x_{ijk} \leq T_k, k=1, 2, \dots, k \quad (5)$$

4. Врахування часових обмежень у вигляді нечітких інтервалів:

$$T_{ijk} = [T_{ijk}^{min}, T_{ijk}^{max}] \quad (6)$$

Запропонована модель дозволяє враховувати невизначеність параметрів та адаптувати транспортні рішення до динамічних змін у логістичних процесах.

У подальших розділах статті буде розглянуто методи розв'язання багатоіндексної транспортної задачі та досліджено ефективність застосування нечітких інтервалів у транспортній оптимізації.

Огляд літератури. Дослідження транспортних задач почалося в середині XX століття й активно розвивалося у другій половині століття завдяки вдосконаленню методів оптимізації. У класичних підходах основна увага приділялася детермінованим моделям, де всі параметри (витрати, обмеження, ресурси) вважалися фіксованими [4]. Згодом, у зв'язку зі зростанням складності логістичних систем, виникла необхідність у розширенні класичних моделей для врахування стохастичних та нечітких параметрів.

Перші роботи, що використовували нечіткі множини в транспортній оптимізації, з'явилися на початку 2000-х років. У роботах [5] і [6] були сформульовані основні підходи до моделювання транспортних задач у вигляді нечітких чисел, що дозволило підвищити гнучкість оптимізаційних рішень. Зокрема, у [5] розглядається застосування нечітких множин у транспортних задачах, де параметри витрат та часу доставки мають невизначені межі. Дослідження [6] запропонувало використання інтервальних нечітких чисел у багатокритеріальній оптимізації, що значно покращило результати для практичних логістичних задач.

У дослідженнях останніх років активно розглядаються гібридні методи оптимізації, які поєднують класичні евристичні алгоритми з нечіткими моделями. Робота [7] аналізує застосування методів машинного навчання для адаптивного керування транспортними мережами в умовах невизначеності. У [8] запропоновано підхід на основі глибоких нейронних мереж для прогнозування транспортних витрат у нечітких системах, що значно покращує точність моделювання порівняно з традиційними методами. Дослідження [9] розглядає інтеграцію мета-евристичних алгоритмів (генетичні алгоритми, метод імітації відпалу) з нечіткою

логікою, що дозволяє знаходити оптимальні рішення навіть для високорозмірних задач.

Таким чином, сучасні тенденції в дослідженні багатоіндексних транспортних задач з нечіткими параметрами спрямовані на поєднання методів нечіткої математики, евристичних алгоритмів і технологій штучного інтелекту, що дозволяє значно підвищити точність та гнучкість прийняття рішень. Застосування таких підходів дає змогу ефективніше адаптувати моделі до невизначених умов, що характерні для реальних логістичних систем, а також враховувати можливі зміни в параметрах оптимізації.

У цій роботі буде розглянуто інформаційне забезпечення моделей багатоіндексних транспортних задач із нечіткими параметрами, зокрема підходи до збору, обробки та аналізу вхідних даних, а також їх вплив на кінцеві розрахунки. Крім того, буде здійснено оцінку ефективності запропонованих методів у контексті реальних логістичних процесів, що дозволить визначити їхню придатність для практичного застосування, зокрема в управлінні складними транспортними мережами та розподілом ресурсів у невизначених умовах.

Інформаційне та алгоритмічне забезпечення оптимізації транспортних перевезень. Розв'язання багатоіндексної транспортної задачі з нечіткими параметрами потребує не лише математичних підходів, а й ефективного інформаційного забезпечення. У цьому дослідженні реалізовано інформаційну систему, що поєднує класичні методи оптимізації, евристичні алгоритми та технології машинного навчання. Архітектура системи складається з кількох ключових модулів: модуля введення даних, обробки нечітких параметрів, оптимізаційного модуля та модуля візуалізації. Подібні підходи до моделювання транспортних систем активно використовуються в сучасних дослідженнях [10]. На рис. 1 представлено загальну структуру інформаційної системи.

Однією з ключових особливостей системи є робота з нечіткими параметрами, які моделюються за допомогою інтервальних чисел. Використовується метод α -рівнів, що дозволяє перетворити нечітку транспортну задачу в множину детермінованих підзадач [11]. Для цього було реалізовано відповідний алгоритм у Python, що обчислює можливі інтервали витрат перевезень та оптимізує їх, використовуючи бібліотеки NumPy та SciPy.

На рисунку 2 зображений фрагмент коду, що демонструє обробку нечітких чисел у транспортній задачі.

З погляду алгоритмічного забезпечення, система реалізує кілька методів оптимізації. По-перше, традиційні підходи, такі як модифікований метод потенціалів і симплекс-метод, адаптовані до роботи з нечіткими параметрами. Однак для великих задач ці методи можуть бути неефективними, тому застосовано метаевристичні алгоритми [12]. Генетичні алгоритми використовуються для глобального пошуку оптимального розподілу вантажів, а метод імітації відпаду дозволяє покращити знайдені рішення за рахунок локальної оптимізації. Гібридні підходи поєднують елементи машинного навчання та класичних оптимізаційних методів, що дозволяє адаптувати модель до змінних транспортних умов.

Окрім текстових вихідних даних, система містить модуль візуалізації, що допомагає користувачам інтерпретувати результати розрахунків. У сучасних транспортних системах використання графічного аналізу допомагає швидко адаптувати рішення під реальні логістичні потреби [10]. На рис. 3 представлено приклад візуалізації оптимального розподілу ресурсів у вигляді графічної моделі транспортної мережі, де вузли відповідають постачальникам і споживачам, а ребра – оптимізованим маршрутам.

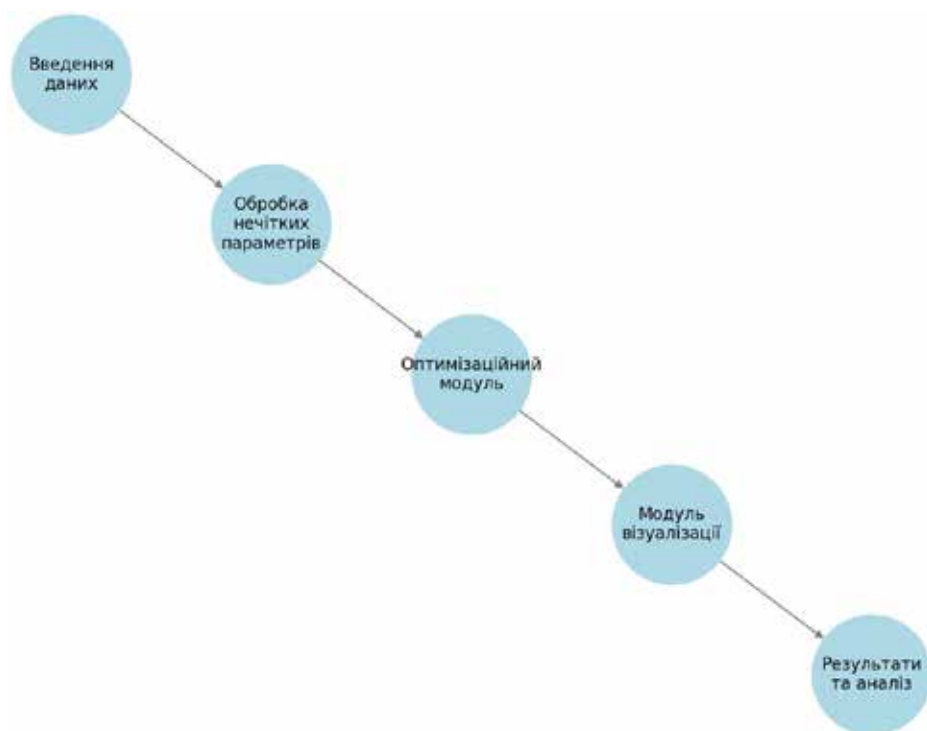


Рис. 1. Схематичне зображення архітектури інформаційної системи

```
1 import numpy as np
2 from scipy.optimize import linprog
3 # Приклад нечіткої вартості транспортування
4 C_min = np.array([[10, 15, 20], [12, 18, 25], [14, 22, 30]]) # Мінімальні витрати
5 C_max = np.array([[15, 20, 25], [18, 24, 30], [22, 28, 35]]) # Максимальні витрати
6 # Генерація середнього значення для оптимізації
7 C_avg = (C_min + C_max) / 2
8 # Обмеження на постачальників і споживачів
9 supply = np.array([100, 150, 200])
10 demand = np.array([120, 180, 150])
11 # Формування задачі для лінійного програмування
12 A_eq = np.vstack([np.eye(3), np.ones((1, 3))])
13 b_eq = np.hstack([supply, [sum(demand)]])
14 res = linprog(C_avg.flatten(), A_eq=A_eq, b_eq=b_eq, method="highs")
15 # Вивід результату
16 if res.success:
17     print("Оптимальне рішення знайдено:", res.x.reshape(3, 3))
18 else:
19     print("Не вдалося знайти рішення")
```

Рис. 2. Обробка нечітких чисел у транспортній задачі

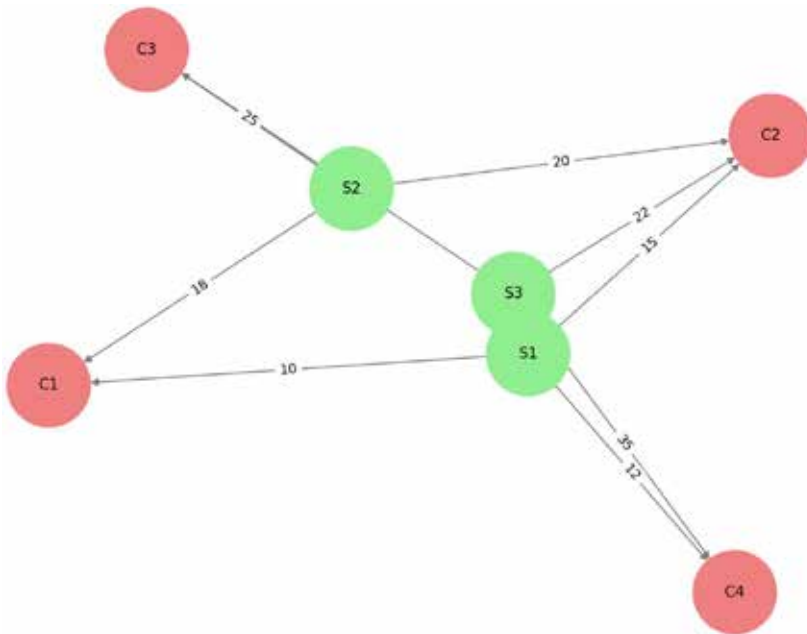


Рис. 3. Графічне представлення транспортної мережі, що демонструє розподіл ресурсів між вузлами системи

Для перевірки працездатності алгоритмів були проведені тестування на реальних та синтетичних наборах даних. Вхідні параметри моделювалися з використанням історичних транспортних даних та випадкових значень у визначених інтервалах. У результаті тестування система показала здатність адаптивно змінювати розподіл вантажів залежно від нечітких параметрів витрат та часу доставки [11].

Таким чином, розроблена інформаційна система поєднує алгоритмічне забезпечення та сучасні методи аналізу даних для розв'язання багатоіндексної транспортної задачі в умовах невизначеності. Використання нечітких множин і метаввристичних підходів дозволяє отримати рішення, що є не лише оптимальними з погляду витрат, а й стійкими до змін параметрів. У подальших розділах буде детальніше розглянуто візуалізацію результатів та аналіз ефективності запропонованих підходів.

Візуалізація та аналіз результатів. Для оцінки ефективності запропонованої інформаційної системи було проведено тестування на синтетичних і реальних наборах даних. Основна мета експериментального аналізу полягала у визначенні швидкодії алгоритмів, точності оптимізаційних рішень та впливу нечітких параметрів на кінцеві результати.

Було створено кілька наборів тестових даних із різними рівнями нечіткості параметрів. Вхідні дані включали змінні витрати транспортування, варіативні часові обмеження та параметри постачальників і споживачів. Для розрахунку оптимальних рішень використовувалися три методи:

- **Класичне лінійне програмування** (адаптоване до роботи з інтервальними оцінками),

- **Генетичні алгоритми** (ефективні для знаходження глобального оптимуму),
- **Гібридний метод** (поєднання нечіткої логіки та машинного навчання) [13].

У табл. 1 наведено порівняльний аналіз середнього часу виконання алгоритмів та відхилення від оптимального рішення для різних рівнів невизначеності вхідних даних.

Таблиця 1

Порівняння ефективності алгоритмів за різними критеріями

Метод	Середній час виконання (с)	Відхилення від оптимального рішення (%)	Стійкість до змін параметрів
Класичне лінійне програмування	0.85	5.2	Низька
Генетичні алгоритми	3.92	1.8	Середня
Гібридний метод	2.15	1.2	Висока

На рис. 4 представлено графічне порівняння ефективності алгоритмів, де відображено змiну точності розв'язку залежно від рівня нечіткості параметрів.

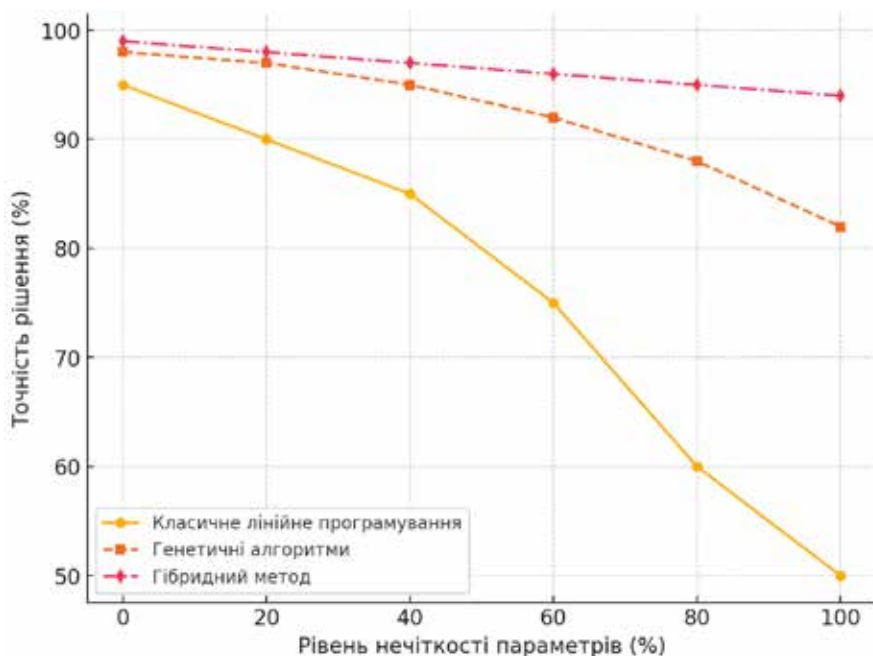


Рис. 4. Графік порівняння точності різних алгоритмів у залежності від рівня нечіткості

Результати показали, що при низькому рівні невизначеності класичне лінійне програмування дає найшвидший розв'язок, але при збільшенні нечіткості його точність значно знижується. Натомість метаевристичні методи демонструють

високу адаптивність до змінних параметрів, хоча їхній час виконання є вищим. Гібридний метод забезпечує найкращий баланс між точністю та швидкістю, що підтверджує ефективність комбінування алгоритмічних підходів [14].

Аналіз отриманих результатів підтверджує, що застосування адаптивних алгоритмів, таких як гібридні методи, значно покращує якість оптимізаційних рішень у випадках із високим рівнем невизначеності. Це підтверджує доцільність інтеграції нечіткої логіки та методів машинного навчання для підвищення ефективності транспортних систем.

Висновки та перспективи подальших досліджень. У цій роботі було розглянуто проблему багатоіндексної транспортної задачі в умовах невизначеності та запропоновано підхід, що поєднує методи нечіткої логіки, класичні оптимізаційні алгоритми та метаевристичні підходи. Було розроблено інформаційну систему, яка включає модуль обробки нечітких параметрів, оптимізаційний модуль і систему візуалізації результатів.

Експериментальні результати показали, що класичні методи оптимізації (зокрема, адаптоване лінійне програмування) є ефективними лише за низького рівня невизначеності параметрів. При збільшенні нечітких змінних ці методи втрачають точність, що підтверджується даними, наведеними в Таблиці 1. Метаевристичні алгоритми, такі як генетичні алгоритми та метод імітації відпаду, продемонстрували значно кращу адаптивність, але потребують більшого обчислювального часу. Найкращі результати отримані за використання гібридного підходу, який поєднує адаптивні евристичні та нечіткі моделювання.

Розроблена система дозволяє не лише знаходити оптимальні маршрути перевезень, а й аналізувати стійкість отриманих рішень до змін у транспортному середовищі. Візуалізація результатів (Рисунки 1–3) допомагає швидко оцінити ефективність обраного методу та порівняти альтернативні сценарії.

Незважаючи на отримані результати, існує кілька напрямів, які можуть бути розвинені у майбутньому:

- Використання глибокого навчання для прогнозування змін параметрів транспортної мережі та покращення адаптивності оптимізаційних алгоритмів.
- Розширення моделі до динамічної транспортної задачі, де параметри змінюються в реальному часі.
- Оптимізація обчислювальних витрат при використанні паралельних і розподілених обчислень, що дозволить масштабувати систему для великих транспортних мереж.
- Інтеграція розробленої системи в хмарні платформи, що забезпечить доступ до оптимізаційних рішень у реальному часі.

Таким чином, поєднання методів комп'ютерних наук із транспортною логістикою відкриває перспективи для підвищення ефективності планування перевезень та зниження витрат при високій невизначеності параметрів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ:

1. Hitchcock F. L. The distribution of a product from several sources to numerous localities. *Journal of mathematics and physics*. 1941. Vol. 20. No. 1-4. P. 224–230. DOI: <https://doi.org/10.1002/sapml1941201224>
2. Ford L. R., Fulkerson D. R. Maximal flow through a network. *Canadian journal of mathematics*. 1956. Vol. 8. P. 399–404. DOI: <https://doi.org/10.4153/cjm-1956-045-5>
3. Chanas S., Kuchta D. Multi-index transportation problem with fuzzy costs and supplies. *Fuzzy Sets and Systems*. 1996. No. 82(3). P. 291–298.

4. Minieka E. Optimization algorithms for networks and graphs. New York : M. Dekker, 1978. 356 p.
5. Liu S.-T., Kao C. Solving fuzzy transportation problems based on extension principle. *European Journal of Operational Research*. 2004. Vol. 153. No. 3. P. 661–674. DOI: [https://doi.org/10.1016/s0377-2217\(02\)00731-2](https://doi.org/10.1016/s0377-2217(02)00731-2)
6. Nagy G., Salhi S. Location-routing: Issues, models and methods. *European Journal of Operational Research*. 2007. Vol. 177. No. 2. P. 649–672. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.04.004>
7. Bagloee S. A., Johansson K. H., Asadi M. A hybrid machine-learning and optimization method for contraflow design in post-disaster cases and traffic management scenarios. *Expert Systems with Applications*. 2019. Vol. 124. P. 67–81. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.01.042>
8. Teng J. A hybrid approach of deep learning to forecast financial performance: from unsupervised to supervised. *Systems Science & Control Engineering*. 2024. Vol. 12. No. 1. DOI: <https://doi.org/10.1080/21642583.2024.2305411>
9. Liu C. S., Zhu S. J. Hybrid Meta-Heuristic Approaches for Vehicle Routing Problem with Fuzzy Demands. *Key Engineering Materials*. 2010. Vol. 439-440. P. 241–246. DOI: <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/kem.439-440.241>
10. A review of urban transportation network design problems / R. Z. Farahani et al. *European Journal of Operational Research*. 2013. Vol. 229. No. 2. P. 281–302. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.01.001>
11. Акімов Д., Гавриленко В. Розв'язання транспортної задачі в умовах неоднорідності продукції агропромислових підприємств. *Computer-integrated technologies: education, science, production*. 2024. № 56. С. 78–85. DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-56-09>
12. Artificial Intelligence in Logistics Optimization with Sustainable Criteria: A Review / W. Chen et al. *Sustainability*. 2024. Vol. 16. No. 21. P. 9145. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16219145>
13. Enhancing patient information performance in internet of things-based smart healthcare system: Hybrid artificial intelligence and optimization approaches / A. Ala et al. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 131. P. 107889. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.107889>
14. Derecia U., Karabekmeza M. E. The applications of multiple route optimization heuristics and meta-heuristic algorithms to solid waste transportation: A case study in Turkey. *Decision Analytics Journal*. 2022. P. 100113. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2022.100113>

REFERENCES:

1. Hitchcock, F. L. (1941). The distribution of a product from several sources to numerous localities. *Journal of Mathematics and Physics*, 20(1-4), 224–230. DOI: <https://doi.org/10.1002/sapm1941201224> [In English].
2. Ford, L. R., & Fulkerson, D. R. (1956). Maximal flow through a network. *Canadian Journal of Mathematics*, 8, 399–404. DOI: <https://doi.org/10.4153/cjm-1956-045-5> [In English].
3. Chanas, S., & Kuchta, D. (1996). Multi-index transportation problem with fuzzy costs and supplies. *Fuzzy Sets and Systems*, 82(3), 291–298. [In English].
4. Minieka, E. (1978). *Optimization algorithms for networks and graphs*. New York: M. Dekker. [In English].
5. Liu, S.-T., & Kao, C. (2004). Solving fuzzy transportation problems based on extension principle. *European Journal of Operational Research*, 153(3), 661–674. DOI: [https://doi.org/10.1016/s0377-2217\(02\)00731-2](https://doi.org/10.1016/s0377-2217(02)00731-2) [In English].
6. Nagy, G., & Salhi, S. (2007). Location-routing: Issues, models and methods. *European Journal of Operational Research*, 177(2), 649–672. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.04.004> [In English].

7. Bagloee, S. A., Johansson, K. H., & Asadi, M. (2019). A hybrid machine-learning and optimization method for contraflow design in post-disaster cases and traffic management scenarios. *Expert Systems with Applications*, 124, 67–81. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.01.042> [In English].
 8. Teng, J. (2024). A hybrid approach of deep learning to forecast financial performance: From unsupervised to supervised. *Systems Science & Control Engineering*, 12(1). DOI: <https://doi.org/10.1080/21642583.2024.2305411> [In English].
 9. Liu, C. S., & Zhu, S. J. (2010). Hybrid meta-heuristic approaches for vehicle routing problem with fuzzy demands. *Key Engineering Materials*, 439-440, 241–246. DOI: <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/kem.439-440.241> [In English].
 10. Farahani, R. Z., et al. (2013). A review of urban transportation network design problems. *European Journal of Operational Research*, 229(2), 281–302. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.01.001> [In English].
 11. Akimov, D., & Havrylenko, V. (2024). Rozv'yazannya transportnoyi zadachi v umovakh neodnorodnosti produktsiyi ahropromyslovykh pidpryyemstv [Solving the transportation problem under the conditions of heterogeneity of agro-industrial enterprises' products]. *Computer-integrated technologies: education, science, production – Computer-integrated technologies: education, science, production*, 56, 78–85. DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-56-09> [In Ukrainian].
 12. Chen, W., et al. (2024). Artificial intelligence in logistics optimization with sustainable criteria: A review. *Sustainability*, 16(21), 9145. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16219145> [In English].
 13. Ala, A., et al. (2024). Enhancing patient information performance in internet of things-based smart healthcare system: Hybrid artificial intelligence and optimization approaches. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 131, 107889. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.107889> [In English].
 14. Derecia, U., & Karabekmeza, M. E. (2022). The applications of multiple route optimization heuristics and meta-heuristic algorithms to solid waste transportation: A case study in Turkey. *Decision Analytics Journal*, 100113. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2022.100113> [In English].
-