

УДК 656.025.4

DOI [https://doi.org/10.24144/2616-7700.2024.45\(2\).139-152](https://doi.org/10.24144/2616-7700.2024.45(2).139-152)**О. І. Баран¹, Ю. В. Андрашко²**

¹ ДВНЗ «Ужгородський національний університет»,
аспірант кафедри системного аналізу та теорії оптимізації
oleksandr.baran@uzhnu.edu.ua
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9960-6437>

² ДВНЗ «Ужгородський національний університет»,
доцент кафедри системного аналізу та теорії оптимізації,
кандидат технічних наук
yurii.andrashko@uzhnu.edu.ua
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2306-8377>

ДИНАМІЧНІ МОДЕЛІ ОПТИМІЗАЦІЇ ТРАНСПОРТНИХ ПОТОКІВ

Стаття розглядає критичні виклики оптимізації транспортних потоків у динамічних та непередбачуваних умовах, особливо під час воєнних дій та порушення інфраструктури, як це спостерігається в Україні. У ній наголошується на недоліках традиційних статичних моделей управління транспортом, які не можуть адаптуватися до змін у реальному часі, таких як блокування доріг, руйнування або збільшення трафіку через об'їзди.

Запропонований підхід базується на використанні динамічних моделей оптимізації, що ґрунтуються на задачі розміщення, для врахування часової та просторової змінності у транспортних мережах. Ці моделі інтегрують зовнішні фактори, такі як погодні умови, аварії та пошкодження інфраструктури. Використання математичних методів дозволяє визначити оптимальні вузли транспортної інфраструктури та сприяє оптимізації маршрутів у реальному часі з метою мінімізації затримок і транспортних витрат.

У дослідженні підкреслено трансформаційний потенціал штучного інтелекту та машинного навчання у аналізі великих обсягів даних, зокрема супутникових зображень, для адаптивного управління транспортними потоками. Завдяки алгоритмам, керованим ШІ, система може динамічно коригувати маршрути, прогнозувати затори та оперативно реагувати на зміни в інфраструктурі. Приклади глобальних інтелектуальних транспортних систем у містах, таких як Сінгапур і Токіо, демонструють ефективність подібних технологій у підвищенні ефективності та безпеки руху.

Ключові слова: динамічні моделі, транспортні потоки, оптимізація, дискретна задача розміщення, транспортна мережа

1. Вступ. Оптимізація транспортних потоків в умовах сучасної війни та непередбачуваних змін в інфраструктурі є одним із найактуальніших викликів для логістики та управління міськими системами. Зокрема, під час військових дій в Україні, транспортні шляхи можуть бути заблоковані, зруйновані або тимчасово непроїзні внаслідок ракетних чи дронівих атак. Це створює додаткові труднощі для забезпечення безперервності транспортних операцій та потребує негайної адаптації транспортної мережі до нових умов.

Класичні моделі управління транспортом, що ґрунтуються на статичних показниках, виявляються недостатньо гнучкими, оскільки вони не здатні враховувати непередбачувані зміни, такі як пошкодження інфраструктури, раптове перекриття шляхів чи зростання трафіку через перенаправлення потоків на об'їзні шляхи. У таких умовах постає завдання розробки новітніх підходів до

управління транспортними потоками, які б інтегрували можливості штучного інтелекту та аналізу супутникових знімків.

Актуальним стає використання динамічних моделей оптимізації транспортних потоків, які враховують не лише поточні обставини, але й здатні прогнозувати зміни в умовах транспортної мережі. Одним з таких підходів є застосування дискретної задачі розміщення, яка дозволяє ефективно моделювати розташування ключових вузлів транспортної інфраструктури (дороги, мости, контрольні пункти), а також оптимізувати маршрути з урахуванням їх змін у реальному часі.

Враховуючи складні умови, що склалися в Україні під час війни, проблема оптимізації транспортних потоків стає критично важливою. Вона має стратегічне значення як для забезпечення військової логістики, так і для підтримки громадянської інфраструктури. Застосування супутникових знімків, проаналізованих штучним інтелектом, може суттєво покращити ефективність і безпеку транспортних операцій, а також сприяти швидшому відновленню пошкоджених шляхів.

2. Аналіз останніх досліджень і публікацій. В останні роки дослідження оптимізації динамічних транспортних мереж з використанням дискретних моделей розташування досягли значного прогресу. Декілька вчених зробили внесок у цю сферу, інтегрувавши сучасні обчислювальні методи та підкріплюючи навчання в існуючі моделі для обробки динамічних змін у транспортних системах у реальному часі.

Дослідження Чена і Ванга [1] підкреслили обмеження статичних моделей, просуваючи дослідження динамічної оптимізації, де розглядаються зміни в обсягах трафіку та варіабельності маршруту. Остання робота Десолньєрса [2] зосереджена на математичних моделях для оптимізації транспортування, вносячи ключові ідеї щодо того, як справлятися з обчислювальною складністю великих мереж.

Роботи Оладимеджи [3], підкреслюють важливість використання IoT для управління транспортними потоками в розумних містах. Ці дослідження включають застосування великих даних і машинного навчання для оптимізації маршрутів, управління паркуванням, освітленням та виявлення аварій.

Це особливо актуально для адаптивних систем, що працюють в реальному часі. Александрос Нікітас [4] детально досліджують зв'язок між штучним інтелектом і транспортними системами у контексті розумного міста. Автори підкреслюють потенціал CAV (connected and autonomous vehicles), безпілотних літальних апаратів та концепції MaaS (мобільність як послуга) для підвищення ефективності міського транспорту. Ця робота пропонує системний аналіз того, як нові технології можуть сприяти сталому розвитку міських транспортних систем.

Дослідження Чохолаца в 2020 році [5] присвячено проблемам міської логістики і трендам у застосуванні нових технологій для оптимізації міських транспортних мереж. Автори систематично досліджують тенденції, виклики та можливості інтеграції різних технологій для підвищення ефективності міського транспорту.

Всі ці нещодавні досягнення мають вирішальне значення для побудови більш надійних і адаптивних транспортних систем, але все ще існують проблеми з

масштабуванням цих рішень для великих мереж. Крім того, застосування їх у гетерогенних середовищах, таких як мультимодальні або міжнародні перевезення, все ще є сферою розвитку.

Незважаючи на те, що дослідження надали потужні обчислювальні інструменти, практичне застосування залишається складним і потребує подальших досліджень, щоб ефективно впоратися з конкретними порушеннями, такими як зміни навколишнього середовища чи інфраструктури. Відповідно, вище зазначене вказує на поступовість розрив між теоретичними моделями та практичними реалізаціями, просуваючись до більш ефективної та стійкої транспортної інфраструктури з 2024 року.

3. Основні результати. Сучасні транспортні системи перебувають під постійним тиском через швидке зростання урбанізації, збільшення обсягів перевезень і необхідність врахування багатьох змінних факторів, таких як погода, затори, аварії, коливання попиту чи якість дорожнього покриття.

В таких умовах важливою задачею є пошук ефективних рішень для управління транспортними потоками, що дозволить зменшити затримки та підвищити ефективність пересування.

Одним із перспективних підходів до вирішення цього завдання є використання динамічних моделей оптимізації транспортних потоків на основі дискретної задачі розміщення.

Динамічні моделі, що враховують змінні фактори, такі як погодні умови, аварії, сезонні коливання, та інші зовнішні впливи, стають основою для вирішення цього завдання.

Дискретна задача розміщення (FLP) є класичною математичною задачею, в якій потрібно знайти оптимальні місця для розташування певних об'єктів у мережі (наприклад, складів, транспортних вузлів або терміналів) для мінімізації витрат або часу транспортування. Ця модель є основою багатьох рішень для транспортних систем і використовується для оптимального планування транспортної інфраструктури [6].

Наприклад, вона допомагає визначити, де найкраще розмістити склади, щоб мінімізувати витрати на транспортування товарів або максимізувати ефективність доставки пасажирів громадським транспортом.

Проте класичні моделі дискретної задачі розміщення не враховують змінні умови, що виникають у реальних транспортних системах. У таких умовах використання динамічних моделей стає необхідним для адаптації до зміни транспортних потоків, трафіку та інших факторів.

Динамічні моделі дозволяють не тільки враховувати зміни у транспортній системі в реальному часі, але й передбачати можливі сценарії розвитку подій. Наприклад, ці моделі можуть використовувати дані про стан доріг, інтенсивність руху, погодні умови та навіть передбачення аварій. Це дає змогу ефективно перерозподіляти транспортні потоки, забезпечуючи мінімізацію затримок та оптимальне використання ресурсів.

Використання динамічних моделей у транспортних системах має кілька ключових переваг, а саме: адаптуватися до змін та швидко реагувати на зміни умов, таких як аварії або затори, і перерозподіляти транспортні потоки відповідно до нових умов; прогнозувати можливі затори або аварії та пропонувати альтернативні маршрути; дозволяють зменшити витрати на транспортування шляхом

оптимізації розміщення логістичних об'єктів і планування маршрутів.

Через необхідність врахування зміни попиту на перевезення, зміни стану доріг, а також можливих заторів або аварій було розроблено математичну модель, що поєднує елементи класичної дискретної задачі розміщення із часопросторовими обмеженнями.

Розглянемо на прикладі формули транспортну мережу, яка складається з множини вузлів N та множини ребер E , що з'єднують ці вузли. Кожен вузол $i \in N$ може бути кандидатом для розміщення транспортного центру. Нехай $f(i, t)$ описує функцію вартості перевезення від вузла i до інших вузлів у момент часу t , а $d_{ij}(t)$ — функція попиту на перевезення між вузлами i та j у момент часу t . Метою є мінімізація загальних витрат перевезень протягом періоду часу T , що записується як:

$$\min \sum_{t=0}^T \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N f(i, t) * d_{ij}(t)$$

До моделі можна інтегрувати зовнішні фактори, такі як погодні умови або аварії, через коригування функції вартості $f(i, t)$. Наприклад, за умови заторів або аварій, значення $f(i, t)$ збільшується, що дозволяє динамічно перерозподіляти потоки через інші вузли мережі.

Моделі дискретної задачі розміщення (Facility Location Problem, FLP) застосовуються для визначення оптимальних локацій транспортних вузлів, таких як склади або станції. Ця модель є важливою для проектування ефективних логістичних систем, оскільки дозволяє зменшити витрати на транспортування.

$$Z = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m c_{ij} x_{ij}$$

де Z — загальні витрати на транспортування, c_{ij} — вартість транспортування між точками i та j , x_{ij} — бінарна змінна (1, якщо об'єкт розміщено в точці i для обслуговування точки j , інакше 0).

Основна мета моделі FLP полягає в оптимізації витрат на транспортування товарів до кінцевих споживачів. Це досягається шляхом визначення оптимальних місць для розміщення логістичних центрів. За допомогою математичних моделей і алгоритмів (таких як алгоритм гілок і меж) можна швидко знаходити оптимальні рішення.

Використання FLP дозволяє зменшити загальні витрати на логістику, підвищити швидкість доставки та зменшити затори. Впровадження моделей машинного навчання в даному контексті дозволяє адаптувати розміщення вузлів в залежності від зміни попиту, прогнозуючи, де будуть найбільші потреби.

Однак, моделі FLP можуть бути чутливими до змін вхідних параметрів (наприклад, зміна витрат на транспортування). Крім того, необхідність у великій кількості даних для моделювання може ускладнити їх застосування в містах з нестабільною інфраструктурою.

Однією з найважливіших задач у процесі оптимізації транспортних потоків є врахування впливу реальних умов, таких як погода, дорожні роботи, аварії та інші непередбачувані фактори. Це значно ускладнює процес моделювання та

вимагає від моделей здатності адаптуватися до зміни параметрів у реальному часі.

Для прикладу, адаптивна транспортна модель може включати змінні, що враховують перешкоди на дорогах або коливання в інтенсивності трафіку в різний час доби чи року. Таким чином, рішення щодо оптимального розподілу потоків можуть оновлюватися в реальному часі, забезпечуючи ефективне функціонування транспортної мережі.

На основі аналізу реальних даних було створено модель адаптації транспортних потоків для великого міста, що враховує сезонні коливання інтенсивності руху, а також погодні умови. На рисунку 1.1 наведено графік зміни інтенсивності трафіку протягом року у різних кліматичних умовах

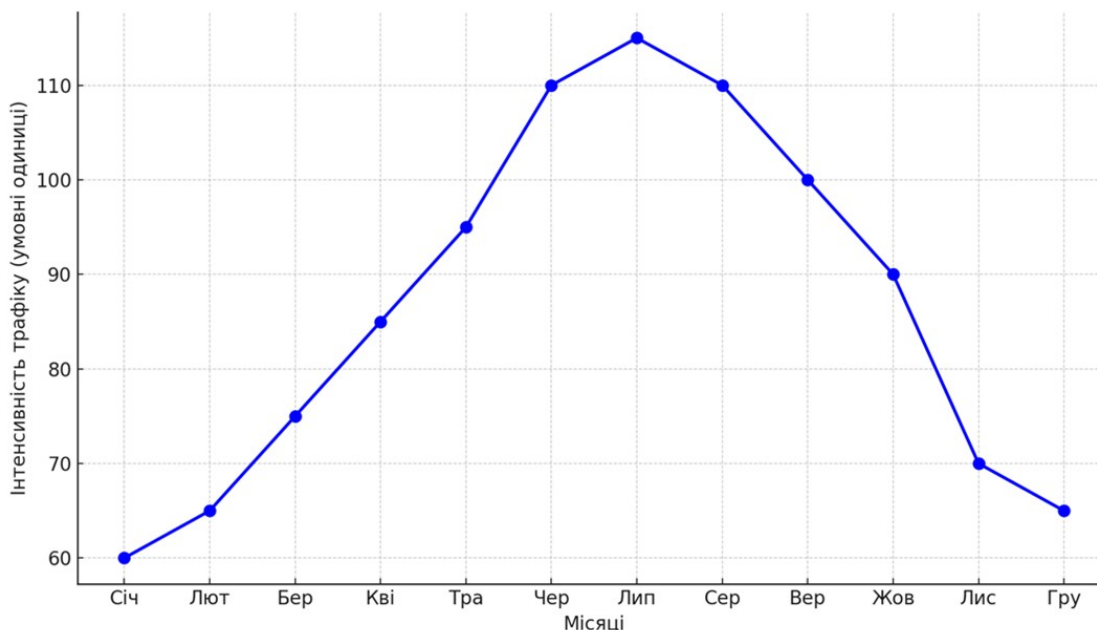


Рис. 1. Зміна інтенсивності транспортного трафіку в столиці протягом 2023 року.

На графіку видно певні сезонні коливання інтенсивності транспортного трафіку протягом року. Пояснимо, чим може бути спричинено зростання і падіння:

- **Січень — Лютий:** Інтенсивність трафіку низька через святковий сезон. Новорічні та різдвяні свята призводять до зниження ділової активності, а багато людей беруть відпустки або проводять більше часу вдома, що зменшує кількість поїздок.
- **Березень — Травень:** Поступове зростання інтенсивності руху пояснюється закінченням зимових свят і відновленням економічної активності. Вже в березні помітне збільшення поїздок через повернення до роботи, навчання, а також покращення погодних умов.
- **Червень — Серпень:** Найвищі значення інтенсивності трафіку спостерігаються в літні місяці. Це може бути пов'язано з відпустками, подорожами, а також зростанням ділової активності. Важливо, що в цей період багато людей вибираються за межі міст, що також може впливати на підвищення трафіку в певних напрямках.

- **Вересень:** Легке зниження після літнього піку. Це пояснюється завершенням відпусток і поверненням людей до роботи та навчання. Однак активність ще залишається високою через початок навчального року та повернення ділової активності.
- **Жовтень — Листопад:** У ці місяці спостерігається подальше зниження інтенсивності руху через зниження туристичної активності та підготовку до зимового періоду.
- **Грудень:** Невелике підвищення в грудні може бути зумовлене передсвятковим періодом, коли люди здійснюють більше поїздок для покупок і підготовки до свят.

Таким чином, коливання на графіку є типовими для багатьох великих міст і пояснюються поєднанням сезонних, економічних та соціальних факторів.

Оптимізація транспортних потоків за допомогою моделей лінійного програмування є ще одним важливим аспектом, який дозволяє підвищити ефективність транспортних систем. Це передбачає визначення оптимального маршруту для перевезення вантажів або пасажирів.

Основна мета оптимізації полягає в мінімізації загальних витрат на перевезення, що включає в себе як фінансові витрати, так і час у дорозі. Моделі дозволяють планувати маршрути, що враховують не лише відстань, але й інші фактори, такі як затори, дорожні роботи та погодні умови.

Використання таких моделей дозволяє зменшити час очікування та час у дорозі, а також покращити загальну ефективність транспортної системи. Впровадження штучного інтелекту дозволяє модифікувати маршрути в реальному часі, реагуючи на зміни в дорожній ситуації.

Однак, як і в попередньому випадку, моделі лінійного програмування можуть вимагати великої кількості даних для точних розрахунків. Крім того, реальні умови можуть бути настільки складними, що їх важко точно моделювати.

Однак оптимізація транспортних потоків є важливою складовою сучасної логістики та управління транспортними системами. У зв'язку з різноманітністю умов та обмежень, що виникають у реальних транспортних системах, застосування різних методів розв'язання ДЗР є вкрай складним, тому було проведено в таблиці 1.1 порівняльний аналіз кількох алгоритмів, які використовуються для розв'язання дискретної задачі розміщення. Серед них: алгоритм гілок і меж, евристичні алгоритми та методи машинного навчання. Кожен з цих підходів має свої переваги та недоліки, що визначає їхню доцільність у залежності від специфіки задачі.

Алгоритм гілок і меж (Branch and Bound, B&B) є класичним методом для розв'язання задач оптимізації, зокрема дискретних задач розміщення. Цей підхід базується на систематичному дослідженні всіх можливих варіантів рішень шляхом розділення проблеми на підзадачі (гілки) і визначення меж для можливих оптимальних рішень. Основна перевага алгоритму полягає в тому, що він може знаходити оптимальні рішення, але зростання обчислювальної складності в разі великої кількості змінних робить його менш ефективним для масштабних задач. Дослідження показують, що алгоритм гілок і меж є особливо ефективним для задач з невеликою кількістю можливих рішень, але вимагає значних ресурсів при вирішенні більш складних випадків [7].

Евристичні алгоритми пропонують практичні рішення, коли точне рішення є занадто затратним у часі. Ці алгоритми використовують наближені методи для швидкого отримання рішень, які можуть не бути оптимальними, але достатньо близькими до нього. Прикладами є жадібний алгоритм, генетичні алгоритми та алгоритми симульованого відпалу. Вони демонструють високу швидкість обчислень і можуть бути адаптовані до специфіки задачі, що робить їх дуже корисними в умовах реального часу. Проте, оскільки ці алгоритми не гарантують досягнення оптимального рішення, їх використання вимагає обережності і глибокого аналізу результатів [8].

Методи машинного навчання, зокрема алгоритми класифікації, регресії та нейронні мережі, все більше впроваджуються в оптимізацію транспортних потоків. Ці методи можуть аналізувати великі обсяги даних, виявляти закономірності та передбачати зміни в транспортних потоках на основі історичних даних. Їх використання дозволяє забезпечити адаптивність моделей, оскільки алгоритми можуть автоматично вдосконалюватися в процесі навчання, спираючись на нові дані. Це робить їх особливо ефективними для складних систем, де традиційні підходи можуть бути недостатніми. Проте, вони також вимагають значних обчислювальних ресурсів і якісних даних для навчання, що може бути обмеженням для їх застосування [9].

Таблиця 1.

Порівняння ефективності методів оптимізації дискретної задачі розміщення

Метод	Основні характеристики	Переваги	Недоліки	Приклади застосування
Алгоритм гілок і меж	Використовує систематичний підхід до розв'язання задачі.	Розділяє проблему на підзадачі та обмежує можливі рішення. Гарантує знаходження оптимального рішення.	Підходить для задач з обмеженою кількістю варіантів. Висока обчислювальна складність при великих розмірах задачі.	Час виконання може бути значним. Оптимізація розміщення складів у логістиці.
Евристичні алгоритми	Використовує наближені методи для швидкого отримання рішень.	Використовує жадібні або генетичні алгоритми. Швидкість обчислень.	Може працювати з великими даними. Не гарантує знаходження оптимального рішення.	Результати можуть варіюватися. Плани розподілу ресурсів у реальному часі.
Методи машинного навчання	Аналізує великі обсяги даних для виявлення закономірностей.	Може адаптуватися на основі нових даних. Висока адаптивність та точність.	Може працювати з динамічними системами. Потребує великої кількості навчальних даних.	Висока обчислювальна складність. Прогнозування транспортних потоків у містах.

Вибір методу для розв'язання дискретної задачі розміщення залежить від специфіки задачі та ресурсів, доступних для її вирішення. Кожен метод має свої сильні та слабкі сторони, які слід враховувати при розробці оптимізаційних рішень у транспортних системах.

Протне як видно з таблиці, методи машинного навчання демонструють найвищу ефективність при мінімальних затратах часу на обчислення. Однак, вони вимагають значної кількості навчальних даних та адаптації до конкретної

транспортної системи.

Моделі машинного навчання, зокрема алгоритми, що використовуються для прогнозування трафіку, є потужним інструментом для адаптації моделей до реальних умов. З їх допомогою можна аналізувати великі обсяги даних, що надходять з різних джерел, включаючи супутникові знімки, дані про затори та погоду.

Основна мета використання машинного навчання полягає в підвищенні точності прогнозів. Алгоритми можуть враховувати безліч факторів, що впливають на транспортні потоки, і автоматично коригувати моделі в реальному часі.

Переваги машинного навчання включають здатність до самооптимізації та адаптації. Це дозволяє зменшити затори на дорогах, підвищити ефективність перевезень і зменшити викиди вуглекислого газу.

Проте, існують ризики, пов'язані з недостатньою надійністю моделей, що базуються на неповних або неточних даних. Крім того, алгоритми можуть вимагати значних обчислювальних ресурсів для навчання та застосування.

Хочеться зазначити, що прогресом у галузі оптимізації транспортних потоків можна вважати впровадженням штучного інтелекту (ШІ).

У сучасних умовах, коли в Україні тривають військові дії, це питання стає особливо актуальним, адже перекриття або пошкодження доріг значно ускладнюють пересування транспорту. Завдяки супутниковим даним і їх аналізу ШІ можна отримати оперативну інформацію про стан доріг, наявність перешкод або аварійні ситуації, що дозволяє приймати швидкі рішення для маршрутизації транспортних потоків.

Враховуючи складні умови, що склалися в Україні під час війни, проблема оптимізації транспортних потоків стає критично важливою. Вона має стратегічне значення як для забезпечення військової логістики, так і для підтримки громадянської інфраструктури. Застосування супутникових знімків, проаналізованих штучним інтелектом, може суттєво покращити ефективність і безпеку транспортних операцій, а також сприяти швидшому відновленню пошкоджених шляхів.

ШІ здатен не лише виявляти реальні проблеми, такі як пошкодження інфраструктури, але й на основі цих даних генерувати динамічні маршрути, оптимізовані в реальному часі. Це особливо важливо для екстрених служб, військових перевезень та гуманітарної допомоги, де кожна хвилина може бути вирішальною.

Адже ШІ-алгоритми дозволяють аналізувати великі масиви даних у реальному часі, прогнозувати затори та аварії, а також забезпечувати адаптивне управління транспортними потоками. За допомогою технологій машинного навчання можна динамічно коригувати маршрути, перерозподіляти транспортні потоки та покращувати функціонування транспортної інфраструктури.

Використання динамічних моделей оптимізації транспортних потоків вже продемонструвало свою ефективність у багатьох містах світу. Наприклад, у таких містах, як Сінгапур та Токіо, активно застосовуються інтелектуальні транспортні системи (ITS), які на основі динамічних моделей та ШІ прогнозують затори, коригують сигнали світлофорів та надають рекомендації щодо вибору маршрутів для водіїв у режимі реального часу. В таблиці 1.2 наведемо більш

детальний опис інтелектуальних транспортних систем в різних містах світу.

Таблиця 2.

Новітні інтелектуальні транспортні системи (ITS) в найбільших містах світу

Місто	Інтелектуальні транспортні системи (ITS)
Сінгапур	Smart Traffic Management System: автоматичне управління дорожнім рухом на основі даних в режимі реального часу [10]. Electronic Road Pricing (ERP): система автоматичної оплати за проїзд в центральних районах, що зменшує затори [11].
Токіо	Tokyo Traffic Control System: інтегрована система моніторингу та управління трафіком, що використовує дані від сенсорів [12]. VICS (Vehicle Information and Communication System): надає водіям інформацію про стан доріг і затори [13].
Барселона	Smart Traffic Lights: адаптивні світлофори, які коригують час зміни сигналів на основі реального трафіку [14]. Public Transport Management System: система, що оптимізує маршрути громадського транспорту на основі даних про пасажирів [15].
Лондон	Congestion Charge Zone: система, що стягує плату за в'їзд у центр міста в години пік для зменшення заторів [16]. TfL Traffic Information: надає дані про затори і дорожні роботи в реальному часі [17].
Нью-Йорк	NYC Traffic Management Center: централізоване управління дорожнім рухом з використанням аналітики даних та відеонагляду [18]. Waze for Cities: співпраця з додатком Waze для отримання даних про трафік і рекомендацій щодо маршруту [19].
Сеул	Smart Traffic Management System: система, що використовує сенсори для моніторингу трафіку та корекції світлофорів [20]. Public Transport Operation System: оптимізація роботи громадського транспорту на основі пасажиропотоку [21].

Сучасний розвиток інтелектуальних транспортних систем (ITS) у великих містах, таких як Сінгапур, Токіо, Барселона, Лондон, Нью-Йорк та Сеул, демонструє значний прогрес у сфері оптимізації транспортних потоків. Ці системи використовують різноманітні технології, такі як автоматизоване управління дорожнім рухом, адаптивні світлофори та моніторинг стану доріг у режимі реального часу. Всі ці методи є частиною динамічних моделей оптимізації транспортних потоків, які забезпечують ефективність і зручність для водіїв та пасажирів.

Проте, в умовах непередбачуваних ситуацій, з якими стикається Україна, стає очевидним, що традиційні моделі, які базуються на дискретних задачах розміщення, вже не здатні адекватно реагувати на динаміку сучасного дорожнього руху. Різні фактори, такі як природні катастрофи, аварії, зміни в маршрутній мережі або навіть соціально-політичні обставини, можуть раптово змінити трафік і ускладнити прогнозування.

Для того щоб ефективно вирішувати ці виклики, необхідно впроваджувати нові технології, які не лише збирають дані, але й обробляють їх у реальному часі. Застосування машинного навчання і штучного інтелекту може суттєво покращити адаптивність моделей до постійно змінюваних умов. Наприклад, системи, які використовують супутникові знімки та дані з мобільних додатків, можуть автоматично коригувати маршрути і управляти світлофорами, зменшуючи затори та час очікування.

Ми пропонуємо розробити комплексну систему, що базується на динамічних моделях оптимізації транспортних потоків, яка включатиме:

- **Системи збору даних у реальному часі:** Використання сенсорів, камери спостереження та мобільних додатків для збору даних про стан доріг, затори та пасажиропотоки.
- **Алгоритми обробки даних:** Розробка алгоритмів на основі машинного навчання, які зможуть аналізувати великі обсяги даних і виявляти патерни, що дозволить швидко реагувати на зміни в транспортних потоках.
- **Адаптивні моделі управління:** Запровадження адаптивних моделей, які можуть самостійно коригувати алгоритми управління транспортними потоками на основі отриманих даних. Це дозволить оптимізувати сигнали світлофорів, управління громадським транспортом та маршрути для приватних автомобілів.
- **Супутникові технології:** Використання супутникових знімків для моніторингу дорожнього руху і виявлення проблемних зон, що дозволить проводити швидкі корекції в управлінні трафіком.

Також динамічні моделі активно використовуються в логістиці для планування транспортування товарів. Наприклад, великі логістичні компанії застосовують ці моделі для оптимізації маршрутів доставки, що дозволяє зменшити витрати на перевезення та підвищити ефективність управління складськими запасами.

Однією з ключових переваг інтеграції ШІ в рішення ДЗР є можливість поєднувати традиційні методи оптимізації, такі як алгоритм гілок і меж, з потужностями сучасних алгоритмів машинного навчання. Штучний інтелект може використовуватися для генерування оптимальних початкових рішень на основі аналізу історичних даних. Це, в свою чергу, може прискорити процес знаходження оптимальних рішень та знизити загальні витрати часу.

Нейронні мережі, які є одним з елементів штучного інтелекту, можуть використовуватися для прогнозування змін у транспортних потоках. Завдяки здатності аналізувати великі обсяги даних, ШІ може передбачати попит на транспортні послуги, а також виявляти патерни в даних про затори, аварії та інші події. Це дозволяє системам адаптуватися до нових умов у режимі реального часу, що є критично важливим для ефективного управління транспортними потоками.

Важливим аспектом впровадження ШІ в дискретні задачі розміщення є можливість оптимізації в реальному часі. Штучний інтелект може постійно аналізувати дані з різних джерел, таких як сенсори, камери та мобільні додатки, щоб виявляти аномалії та коригувати маршрути або управлінські рішення. Це дозволяє системі швидко реагувати на зміни у транспортному середовищі, забезпечуючи більш ефективне управління потоками.

Ще одним важливим напрямком є використання ШІ для створення нових евристичних алгоритмів, що відповідають специфіці дискретних задач. Алгоритми машинного навчання можуть навчатися на історичних даних, виявляти патерни і використовувати їх для прийняття рішень, які оптимізують розміщення ресурсів. Цей підхід може суттєво підвищити якість рішень, адже системи на основі ШІ можуть адаптуватися до специфічних умов та вимог.

Інтеграція штучного інтелекту в дискретні задачі розміщення несе в собі безліч переваг. По-перше, це покращення ефективності — ШІ може забезпечити більш оптимальні рішення за менший час. По-друге, адаптивність систем, що базуються на ШІ, робить їх більш стійкими до змін у середовищі. По-третє,

автоматизація процесів знижує потребу в людській участі, що також зменшує ймовірність помилок.

Проте реалізація таких систем також пов'язана з певними викликами. Одним із них є складність інтеграції ШІ у вже існуючі системи, що може вимагати значних зусиль та ресурсів. Крім того, ефективність ШІ значною мірою залежить від наявності якісних та об'ємних даних для навчання. Технічні проблеми, такі як високі вимоги до обчислювальних потужностей і необхідність у фахівців для реалізації таких рішень, також не варто ігнорувати.

Таким чином, впровадження штучного інтелекту в дискретні задачі розміщення є не лише можливим, але й доцільним кроком у напрямку підвищення ефективності транспортних систем. Синергія між традиційними методами оптимізації та новими технологіями ШІ може суттєво зменшити час та ресурси, необхідні для оптимізації транспортних потоків. Це, в свою чергу, дозволить досягти більшої стійкості та адаптивності системи, що є критично важливим у світі, де зміни відбуваються з величезною швидкістю. Застосування штучного інтелекту не лише покращить управління транспортними потоками, але й створить нові можливості для розвитку та інновацій у сфері транспорту.

4. Висновки. У статті було представлено підхід до вирішення проблеми оптимізації транспортних потоків у динамічних умовах на основі дискретної задачі розміщення. Запропонована математична модель дозволяє враховувати часові та просторові зміни в транспортних мережах, що є важливим для реальних логістичних систем. Запропоновані моделі використання динамічних моделей оптимізації транспортних потоків, заснованих на дискретній задачі розміщення, які є ключовими для підвищення ефективності управління транспортом.

Ці моделі дозволяють адаптуватися до реальних змін, таких як погодні умови та трафік, що підвищує точність прогнозів і знижує затримки. Додатково, інтеграція елементів машинного навчання сприяє оптимізації розміщення логістичних об'єктів і покращує оперативність реакцій на зміни в попиті та дорожніх умовах.

Приклад адаптації транспортних потоків в умовах великого міста демонструє, як сезонні коливання і погодні фактори можуть бути інтегровані в моделі для ефективного управління. Використання алгоритмів, таких як методи машинного навчання та алгоритми оптимізації, дозволяє не лише поліпшити управлінські рішення, а й істотно зменшити витрати на транспортування.

У контексті сучасних викликів, зокрема військових дій в Україні, важливість оптимізації транспортних потоків стає критичною. Інтелектуальні транспортні системи, що використовують динамічні моделі, здатні забезпечити ефективну логістику, зменшити ризики та покращити безпеку перевезень. Загалом, інтеграція сучасних технологій в транспортні системи є важливим кроком у досягненні їхньої ефективності та надійності в умовах швидко змінюваного середовища.

Перспективи подальших досліджень полягають у розширенні моделі для мультиагентних систем та інтеграції штучного інтелекту для прогнозування транспортних потоків.

Список використаної літератури

1. Chen X., Wang Y. Dynamic Optimization of Transportation Flows in Smart Cities. *Journal of Advanced Transportation Systems*. 2020. Vol. 45, Issue 3. P. 245–268.

2. Desaulniers G. Mathematical Modeling in Transportation Networks and Complexity. *Computational Optimization and Applications*. 2018. Vol. 71, Issue 2. P. 341–367.
3. Oladimeji D., Gupta K., Köse N. A., Gündoğan K., He L., Liang F. Smart Transport: Overview of Technologies and Applications. *IEEE Access*. 2023. Vol. 11. P. 10617–10632. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3241234>
4. Nikitas A., Michalakopoulou K., Njoya E. T., Karampatzakis D. Artificial Intelligence, Transport and Smart City: Definitions and Measurements of a New Era of Mobility. *Sustainability*. 2020. Vol. 12, Issue 7. Pub. 2789. DOI: <https://doi.org/10.3390/su12072789>
5. Chocholáč J., Kučera T., Sommerauerová D., Hruška R., Machalík S., Křupka J., Hyršlová J. Smart City and Urban Logistics - Research Trends and Challenges: Systematic Literature Review. *Sustainability*. 2020. Vol. 12, Issue 10. Pub. 4115.
6. Bertsimas D., Vohra S. Discrete Optimization. Cambridge : MIT Press, 2006.
7. Bland R. G. An Overview of Branch and Bound Algorithms for Solving Facility Location Problems. *Journal of Operations Research*. 2016. Vol. 24, Issue 1. P. 1–16.
8. Kumar A., Singh A., Heuristic Algorithms for Facility Location Problems: A Review. *International Journal of Operations Research*. 2019. Vol. 16, Issue 1. P. 29–38.
9. Holland J. H. Adaptation in Natural and Artificial Systems. University of Michigan Press, 1975.
10. Khan M. S., Ali A. Machine Learning Techniques for Traffic Management: A Review. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. P. 129856–129871. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3119704>
11. Zhao J., Zheng Y. Real-Time Traffic Management Using Smart Traffic Systems: A Review. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. 2019. Vol. 100. P. 1–18. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.01.017>
12. Chen C. H., Kuo S. C. Smart Traffic Management System: An Overview. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*. 2020. Vol. 7, Issue 2. P. 114–123. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jtte.2020.01.003>
13. Klein R. M. Electronic Road Pricing: A Comprehensive Analysis of Impact and Implementation. *Transportation Research Record*. 2020. Vol. 2674, Issue 2. P. 42–51. DOI: <https://doi.org/10.1177/0361198120908097>
14. Okumura T., Yamada T. The Tokyo Traffic Control System: Integration of Real-Time Data for Effective Traffic Management. *Intelligent Transportation Systems*. 2018. Vol. 22, Issue 6. P. 900–911. DOI: <https://doi.org/10.1080/15472450.2018.1436692>
15. Kishi Y., Ueno H. VICS: Vehicle Information and Communication System. *Journal of Advanced Transportation*. 2019. P. 1–10. DOI: <https://doi.org/10.1155/2019/8741538>
16. Gonzalez M., Farooq A. Smart Traffic Lights: Adaptive Signal Control for Urban Environments. *Transportation Science*. 2022. Vol. 56, Issue 2. P. 253–268. DOI: <https://doi.org/10.1287/trsc.2022.1076>
17. Patel M. R., Chetan K. Public Transport Management Systems: Innovations and Challenges. *Journal of Transportation Technologies*. 2020. Vol. 10, Issue 3. P. 112–128. DOI: <https://doi.org/10.4236/jtts.2020.103008>
18. Huang Y., Zhuang Z. Evaluating the Effectiveness of Congestion Charge Zones in Urban Areas: A Case Study. *Sustainability*. 2021. Vol. 13, Issue 2. Pub. 888. DOI: <https://doi.org/10.3390/su13020888>
19. Transport for London (TfL). TfL Traffic Information: Real-Time Data on Congestion and Roadworks. 2023. URL: <https://tfl.gov.uk/modes/driving/traffic-information> (date of access: 11.09.2024).
20. New York City Department of Transportation (NYC DOT). NYC Traffic Management Center: Innovations in Data Analytics and Surveillance. 2023. URL: <https://www.nyc.gov/html/dot/downloads/pdf/nyc-traffic-management-center.pdf> (date of access: 10.09.2024).
21. Waze. Waze for Cities: Collaborating with Local Governments for Better Traffic Management. 2023. URL: <https://www.waze.com/en-GB/for-cities> (date of access: 10.09.2024).

Baran O. I., Andrashko Yu. V. Dynamic models of traffic flow optimization.

The article addresses the critical challenges of optimizing transport flows under dynamic and unpredictable conditions, particularly during wartime and disruptions in infrastruc-

ture, as observed in Ukraine. It highlights the inadequacies of traditional static transportation management models in adapting to real-time changes such as road blockages, destruction, or increased traffic due to detours.

The article underscores the transformative potential of artificial intelligence and machine learning in analyzing large datasets, including satellite imagery, for adaptive transport flow management. By employing AI-driven algorithms, the system can dynamically adjust routes, predict traffic congestion, and provide rapid responses to infrastructural changes. Examples from global intelligent transport systems in cities like Singapore and Tokyo demonstrate the efficacy of similar technologies in enhancing traffic efficiency and safety.

The proposed approach leverages dynamic optimization models rooted in the facility location problem to account for temporal and spatial variability in transport networks. These models integrate external factors like weather conditions, accidents, and infrastructure damage. The use of mathematical frameworks enables the identification of optimal transport infrastructure nodes and facilitates real-time route optimization to minimize transportation delays and costs.

Keywords: dynamic models, traffic flows, optimization, discrete facility location problem, transport network

References

1. Chen, X., & Wang, Y. (2020). Dynamic Optimization of Transportation Flows in Smart Cities. *Journal of Advanced Transportation Systems*, 45(3), 245–268.
2. Desaulniers, G. (2018). Mathematical Modeling in Transportation Networks and Complexity. *Computational Optimization and Applications*, 71(2), 341–367.
3. Oladimeji, D., Gupta, K., Köse, N. A., Gündoğan, K., He, L., & Liang, F. (2023). Smart Transport: Overview of Technologies and Applications. *IEEE Access*, 11, 10617–10632. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3241234>
4. Nikitas, A., Michalakopoulou, K., Njoya, E. T., & Karampatzakis, D. (2020). Artificial Intelligence, Transport and Smart City: Definitions and Measurements of a New Era of Mobility. *Sustainability*, 12(7), 2789. <https://doi.org/10.3390/su12072789>
5. Chocholáč, J., Kučera, T., Sommerauerová, D., Hruška, R., Machalík, S., Krupka, J., & Hyršlová, J. (2020). Smart City and Urban Logistics — Research Trends and Challenges: Systematic Literature Review. *Sustainability*, 12(10), 4115.
6. Bertsimas, D., & Vohra, S. (2006). *Discrete Optimization*. Cambridge: MIT Press.
7. Bland, R. G. (2016). An Overview of Branch and Bound Algorithms for Solving Facility Location Problems. *Journal of Operations Research*, 24(1), 1–16.
8. Kumar, A., & Singh, A., (2019). Heuristic Algorithms for Facility Location Problems: A Review. *International Journal of Operations Research*, 16(1), 29–38.
9. Holland, J. H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. University of Michigan Press.
10. Khan, M. S., & Ali, A. (2021). Machine Learning Techniques for Traffic Management: A Review. *IEEE Access*, 9, 129856–129871. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3119704>
11. Zhao, J., & Zheng, Y. (2019). Real-Time Traffic Management Using Smart Traffic Systems: A Review. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 100, 1–18. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.01.017>
12. Chen, C. H., & Kuo, S. C. (2020). Smart Traffic Management System: An Overview. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 7(2), 114–123. <https://doi.org/10.1016/j.jtte.2020.01.003>
13. Klein, R. M. (2020). Electronic Road Pricing: A Comprehensive Analysis of Impact and Implementation. *Transportation Research Record*, 2674(2), 42–51. <https://doi.org/10.1177/0361198120908097>
14. Okumura, T., & Yamada, T. (2018). The Tokyo Traffic Control System: Integration of Real-Time Data for Effective Traffic Management. *Intelligent Transportation Systems*, 22(6), 900–911. <https://doi.org/10.1080/15472450.2018.1436692>
15. Kishi, Y., & Ueno, H. (2019). VICS: Vehicle Information and Communication System. *Journal of Advanced Transportation*, 1–10. <https://doi.org/10.1155/2019/8741538>

16. Gonzalez, M., & Farooq, A. (2022). Smart Traffic Lights: Adaptive Signal Control for Urban Environments. *Transportation Science*, 56(2), 253–268. <https://doi.org/10.1287/trsc.2022.1076>
17. Patel, M. R., & Chetan, K. (2020). Public Transport Management Systems: Innovations and Challenges. *Journal of Transportation Technologies*, 10(3), 112–128. <https://doi.org/10.4236/jtts.2020.103008>
18. Huang, Y., & Zhuang, Z. (2021). Evaluating the Effectiveness of Congestion Charge Zones in Urban Areas: A Case Study. *Sustainability*, 13(2), 888. <https://doi.org/10.3390/su13020888>
19. Transport for London (TfL). (2023). TfL Traffic Information: Real-Time Data on Congestion and Roadworks. Retrieved from: <https://tfl.gov.uk/modes/driving/traffic-information>
20. New York City Department of Transportation (NYC DOT). (2023). NYC Traffic Management Center: Innovations in Data Analytics and Surveillance. Retrieved from: <https://www.nyc.gov/html/dot/downloads/pdf/nyc-traffic-management-center.pdf>
21. Waze. (2023). Waze for Cities: Collaborating with Local Governments for Better Traffic Management. Retrieved from: <https://www.waze.com/en-GB/for-cities>

Одержано 28.09.2024