

УДК 519.87:656.025.4

DOI: 10.31866/2617-796X.8.2.2025.347951

Максим Шевченко,

магістрант, кафедра комп'ютерних наук,
Харківський національний університет радіоелектроніки,
Харків, Україна
maksym.shevchenko3@nure.ua
<https://orcid.org/0009-0008-9625-4983>

Інна Урняєва,

доктор філософії, доцент кафедри системотехніки,
Харківський національний університет радіоелектроніки,
Харків, Україна
inna.urniaieva@nure.ua
<https://orcid.org/0000-0001-9795-6954>

Олена Чайковська,

кандидат педагогічних наук, професор кафедри інформаційної діяльності
та зв'язків з громадськістю,
Київський національний університет
культури і мистецтв,
професор кафедри дизайну,
Державний торговельно-економічний університет,
Київ, Україна
oachaikovska@knukim.edu.ua
<https://orcid.org/0000-0001-7769-1004>

МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ РОЗМІЩЕННЯ РЕГІОНАЛЬНОЇ ІНФРАСТРУКТУРИ ЗАРЯДНИХ СТАНЦІЙ ЕЛЕКТРОМОБІЛІВ

Мета дослідження – розробити математичну модель розміщення зарядних станцій електромобілів на регіональному рівні, яка максимізує покриття попиту на зарядку з урахуванням різних типів станцій (швидких і повільних) та прогнозованого зростання кількості електромобілів.

Методологія дослідження ґрунтується на поєднанні геоінформаційного аналізу та оптимізаційного моделювання.

Наукова новизна. Розроблено універсальну математичну модель та модифіковано задачу максимального покриття для двох типів станцій (повільних і швидких). Застосовано метаевристики для розв'язання задачі оптимізації розміщення зарядних станцій.

Висновки. У дослідженні розв'язано задачу розміщення зарядних станцій для електромобілів у регіональній інфраструктурі сучасних транспортних систем.

Ключові слова: зарядні станції електромобілів; математичне моделювання; оптимізація; задача максимального покриття; метаевристика.

Вступ. Інтенсивний розвиток електротранспорту в усьому світі став однією з визначальних тенденцій сучасності. Це явище зумовлене прагненням суспільства зменшити негативний вплив транспорту на навколишнє середовище, скоротити використання традиційних паливних ресурсів та перейти на альтернативні джерела енергії. Однак зростання кількості електромобілів висуває нові виклики щодо створення належної інфраструктури, насамперед мережі зарядних станцій (Wu, 2023, Skaloumpakas et al., 2025, Vandet and Rich, 2023, Priya et al., 2025). Важливим завданням стає забезпечення оптимального розміщення та доступності зарядних пунктів з урахуванням різних типів зарядок: швидких (DC fast charge) – для оперативного поповнення заряду акумулятора та повільних (AC Level 2) – для використання в умовах тривалих стоянок (The US electric vehicle charging market, n.d., Hanig et al., 2025). Задля досягнення цієї мети необхідно вирішити низку науково-технічних проблем, зокрема розробити модель, яка дозволяла б максимально ефективно покривати попит на зарядку за допомогою обмеженої кількості зарядних станцій різних типів. У статті розглянуто особливості побудови такої універсальної моделі із застосуванням геоінформаційних систем та відкритих даних OpenStreetMap, а також запропоновано метаевристичні алгоритми для оптимізації розташування станцій електромобільної інфраструктури.

Результати дослідження. У результаті дослідження побудовано математичну модель, яка описує задачу проектування регіональної мережі зарядних станцій електромобілів. Модель дає змогу визначити, у яких саме місцях варто встановити зарядні станції двох типів (швидкі та повільні), щоб охопити максимальну кількість потенційних користувачів. Важливим результатом є те, що модель враховує особливості кожного типу станцій через окремі змінні й обмеження, але водночас інтегрує спільний внесок у покриття попиту. Це дає змогу оцінити компроміс між установленням меншої кількості швидких станцій з великою потужністю проти більшої кількості повільних станцій. Для заданих значень N_F і N_S модель знаходить оптимальне розміщення. Наприклад, якщо швидкі станції дуже обмежені, то вони будуть зарезервовані для найбільш критичних місць, де без них не покрити важливий попит чи вузлові точки траси, тоді як повільні станції заповнюють прогалини у менш критичних районах. Запропонована постановка є універсальною і може бути розширена. Наприклад, урахуванням різних радіусів покриття для різних типів (якщо швидкі станції, то їх варто розміщувати рідше, але з більшим радіусом обслуговування) чи врахуванням обмежень на мінімальне покриття кожної важливої зони. Загальний підхід дослідження складався з таких етапів:

1. Збір і підготовка даних. Використано відкриті геодані OpenStreetMap для отримання інформації про регіональну дорожню мережу та потенційні локації для встановлення станцій. Зокрема, допустимі місця розміщення зарядних станцій обрано на основі об'єктів, що логістично придатні для зарядки електромобілів. Наприклад, парковки, торговельні центри, автозаправні комплекси, узбіччя

автомагістралей тощо (Brandstätter, Leitner and Ljubić, 2020). Такий вибір забезпечує реалістичність моделі, оскільки ці місця вже мають інфраструктуру для зупинки транспорту. Для кожного допустимого пункту визначено географічні координати та пов'язані дані (наприклад, близькість до дорожньої мережі, доступність електромережі – за наявності відповідних даних). Крім того, визначено множину точок попиту – місця концентрації потенційних користувачів електромобілів. Як точки попиту можна розглядати населені пункти, житлові райони або вузлові точки дорожньої мережі; їм призначено вагові коефіцієнти, пропорційні прогнозованій кількості електромобілів або інтенсивності трафіку в цих місцях. Під час формування попиту враховано прогноз зростання кількості електромобілів. Наприклад, на основі темпів приросту реєстрацій електромобілів у регіоні або сценарних даних про проникнення електротранспорту в найближче десятиліття. Отже, модель урахує майбутнє збільшення навантаження на зарядну інфраструктуру, щоб запропоноване розміщення станцій було стійким до росту попиту.

2. Формалізація оптимізаційної моделі. Задачу розміщення станцій описано як задачу максимального покриття (Maximal Covering Location Problem, MCLP) у модифікованій постановці, що враховує два типи об'єктів розміщення. Класична модель MCLP спрямована на максимізацію охоплення (покриття) населення або попиту заданою кількістю об'єктів (Church and ReVelle, 1974). У нашому разі об'єктами є зарядні станції, а попит – потенційні користувачі, які потребують доступу до зарядки. Уведено дві категорії станцій: швидкі (наприклад, потужні DC Charger) та повільні (AC Level 2), причому їх кількість обмежена окремо. Для формалізації моделі визначено такі множини та параметри: I – множина точок попиту (із вагою або числом електромобілів w_i у точці $i \in I$); J – множина можливих місць розміщення станцій; N_F – максимально допустиме число швидких станцій; N_S – максимально допустиме число повільних станцій. Відстань між кожною парою «точка попиту – потенційне місце» розраховано через дорожню мережу (за допомогою OSM-даних). На основі цього введено бінарний параметр покриття: $a_{ij} = 1$, якщо відстань від попиту i до місця j не перевищує граничного радіуса обслуговування R (наприклад, R може бути задано як 5–7 км, зважаючи на прийнятну дальність до зарядної станції), $a_{ij} = 0$ інакше. Отже, $a_{ij} = 1$ означає, що станція в пункті j забезпечує потреби користувачів у точці i . Схему розміщення зарядних станцій зображено на рисунку 1.

3. Побудова цільової функції та обмежень. На основі зазначених параметрів сформовано цільову функцію – максимізувати загальний покритий попит. Введено бінарні змінні рішення: $x_j^F = 1$, якщо у місці j встановлено швидку зарядну станцію; $x_j^S = 1$, якщо у місці j встановлено повільну станцію (у разі відсутності станції $x_j^S = 0$). Також використано допоміжні бінарні змінні y_i , що набувають значення 1, якщо точка попиту i покрита хоча б однією обраною станцією. Оптимізаційна модель має вигляд:

$$\max_{x,y} \sum_{i \in I} w_i y_i$$

за умови дотримання обмежень:

$$y_i \leq \sum_{j \in J} a_{ij}^F x_j^F + \sum_{j \in J} a_{ij}^S x_j^S, \quad \forall i \in I,$$

$$\sum_{j \in J} x_j^F \leq N_F,$$

$$\sum_{j \in J} x_j^S \leq N_S,$$

$$x_j^F + x_j^S \leq 1, \quad \forall j \in J,$$

$$x_j^F, x_j^S, y_i \in \{0,1\}, \quad \forall j \in J, i \in I.$$

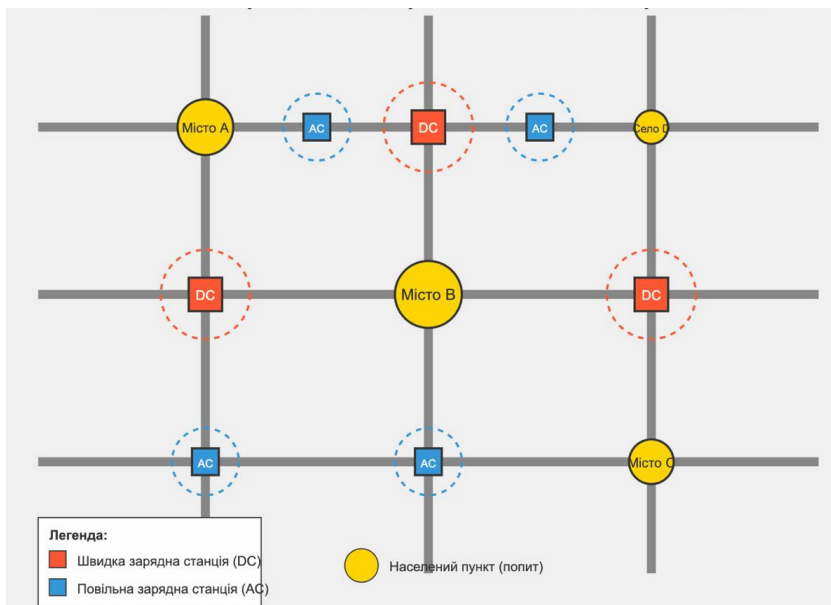


Рис. 1. Схема розміщення зарядних станцій

Формула описує задачу максимального покриття з двома типами станцій. Цільова функція максимізує сумарну вагу покритих точок попиту. Обмеження $y_i \leq \sum_{j \in J} a_{ij}^F x_j^F + \sum_{j \in J} a_{ij}^S x_j^S$ гарантують, що точка i вважається покритою ($y_i = 1$), лише якщо принаймні одна станція (швидка або повільна) встановлена в зоні досяжності R від неї. Обмеження на кількість станцій задають верхні межі N_F та N_S відповідно для кожного типу. Обмеження $x_j^F + x_j^S \leq 1$ забороняє одночасне встановлення двох станцій різного типу в одному й тому ж місці (тобто в кожній допустимій локації можна встановити щонайбільше одну станцію будь-якого типу). Усі змінні є бінарними, відображаючи вибірковий характер розміщення.

Запропонована модель узагальнює класичну постановку MCLP у разі двох типів об'єктів. Якщо розглядати лише один тип і покласти $N_F + N_S = p$, вона переходить у стандартну задачу максимального покриття p об'єктами.

4. Методи розв'язання. Задача належить до класу NP-складних оптимізаційних задач дискретного розміщення. Для малих регіонів її можна було б розв'язати точно методами цілочисельного програмування (наприклад, методом гілок та меж або методом повного перебору), але для великомасштабних сценаріїв (з великим числом потенційних місць і точок попиту) точні алгоритми є обчислювально невідомими: кількість можливих комбінацій станцій зростає експоненціально. Тому в дослідженні зроблено акцент на метаевристичних алгоритмах, які шукають наближені оптимальні рішення за прийнятний час, не гарантуючи повної оптимальності, але дозволяючи ефективно дослідити дуже великий простір рішень (Kim, Jeong and Nam, 2024). Обрано три популярні метаевристичні підходи – генетичний алгоритм, алгоритм імітації відпалу й табу-пошук – які раніше успішно застосовувалися для задач розміщення об'єктів і мережевих оптимізацій. Кожен із цих методів реалізовано у вигляді окремого програмного модуля; для забезпечення коректності порівнянь усі алгоритми працюють на однакових вхідних даних (одна і та сама тестова регіональна мережа, множина потенційних місць розміщення, точки попиту і параметри N_F, N_S, R). Також для кожного алгоритму підібрано параметри (розмір популяції, ймовірності операторів для GA; початкова температура і темп охолодження для SA; довжина табу-списку для TS тощо) таким чином, щоб досягти найкращих результатів за розумний час виконання.

5. Обчислювальний експеримент. Для перевірки працездатності моделі та алгоритмів проведено серію обчислювальних експериментів. Згенеровано декілька сценаріїв регіонального покриття на базі реальних геоданих: як умовні рівномірні, так і реальні випадки (наприклад, регіон із певною площею, дорожньою мережею та населенням). Для кожного сценарію запускали всі три алгоритми пошуку рішення. Оцінювали отриману цільову функцію (сума покритого попиту або відсоток покритих електромобілів) та витрати обчислювального часу. Також проводили аналіз, наскільки відрізняються набори обраних місць для швидких і повільних станцій при різних алгоритмах. Результати кожного методу порівнювали між собою та, де можливо, з еталонним оптимальним рішенням (для малих тестових випадків, розв'язаних методом повного перебору або за допомогою MILP-солвера).

Метод імітації відпалу застосовано для поступового покращення одного розв'язку за аналогією з фізичним процесом поступового охолодження металу. На початку задається деякий допустимий початковий план розміщення станцій. Наприклад, випадкове заповнення N_F та N_S станцій або рішення, отримане жадібним алгоритмом (що може давати непогану стартову точку). Нехай поточне розташування станцій задане множинами S_F (швидкі) і S_S (повільні). На кожній ітерації алгоритму генерується сусіднє рішення за допомогою невеликої випадкової зміни в поточному: приміром, можна вилучити одну станцію з мережі і замінити її на іншу або замінити тип деякої станції (перетворивши швидку на повільну чи навпаки, якщо це не порушує обмежень кількості), або іншим чином змінити склад станцій. Для нового варіанту розміщення обчислюється значення покриття (цільова функція).

Якщо нове рішення покращує цільову функцію (охоплює більший сумарний попит), то алгоритм приймає його як поточне. Якщо ж рішення гірше, воно все одно може бути прийняте з певною ймовірністю $P = \exp\left(-\frac{\Delta}{T}\right)$, де Δ – різниця в покритті (наскільки гірше нове рішення), а T – поточна температура. Спочатку T встановлюється високою, що дає значну ймовірність ухвалення навіть гірших рішень (це необхідно, щоб алгоритм міг виходити з локальних максимумів). Поступово температура знижується за заданим законом охолодження (наприклад, лінійно або геометрично: $T_{\text{new}} = \alpha T, \alpha < 1$), і разом зменшується шанс ухвалення гірших рішень. Через велику кількість ітерацій SA «охолоджується» і сходиться до певного розв’язку, який зазвичай близький до оптимального. Алгоритм налаштовано так, щоб початкова температура давала змогу вільно досліджувати простір (ймовірність прийняття гірших ходів ~ 0.5 для незначного погіршення), а фінальна температура майже виключала ухвалення гірших рішень. Алгоритм імітації відпалу має перевагу простоти реалізації та невеликої кількості параметрів, водночас він ефективно уникнув пасток локальних оптимумів у тестових задачах. Як показав експеримент, SA часто досягає такого ж рівня покриття, як і генетичний алгоритм, але за меншу кількість перевірених рішень, хоча інколи йому потрібно більше ітерацій, щоб досягти стабільного рішення, особливо для великих розмірів задачі.

Алгоритм табу-пошуку. Табу-пошук (Tabu Search, TS) використано для детермінованого поступового вдосконалення рішення з пам’яттю заборонених кроків. Подібно до імітації відпалу, він працює з одиничним поточним рішенням і рухається до сусідніх рішень, але ключова відмінність – використання пам’яті (таблиці табу), щоб уникнути зациклення та повторного відвідування нещодавно розглянутих станів. Процедура табу-пошуку в нашій реалізації починається зі стартового розміщення станцій (таким самим способом, як для SA). На кожному кроці генерується певний набір сусідніх рішень. Наприклад, усі рішення, що відрізняються перестановкою однієї станції (видаленням однієї зі встановлених і встановленням натомість іншої з невикористаних раніше місць). Для кожного кандидата обчислюється приріст або втрата покриття порівняно з поточним рішенням. Далі вибирається найкраще сусіднє рішення, навіть якщо воно гірше поточного. Це відрізняє табу-пошук від простого жадібного алгоритму, оскільки дає змогу тимчасово погіршити результат задля виходу з локального оптимуму. Обране рішення стає новим поточним, а зворотний крок (повернення до попереднього стану) заноситься до списку табу, тобто забороняється на кілька наступних кроків. Табу-список зазвичай реалізовано як чергу фіксованої довжини: кожен крок додає в нього інформацію про щойно скасоване рішення (наприклад, яка станція була вилучена і яка додана). І поки цей запис у списку, алгоритм не дозволить зворотну операцію. Це не дає алгоритму циклічно чергувати ті самі перестановки станцій. Через кілька кроків записи «старіють» і випадають зі списку, після чого відповідні дії знову дозволені. У нашому табу-пошуку довжина списку табу налаштовувалася пропорційно розміру рішення (приблизно 10–15 кроків), що дало змогу ефективно запобігти циклам, не обмежуючи надто дослідження простору. Алгоритм триває задану кількість ітерацій або доки не спостерігається поліпшення протягом певної кількості кроків. За результатами експериментів табу-пошук продемонстрував найстабільнішу здатність знаходити найкращі рішення: він менше залежить від ви-

падкових факторів і майже завжди виходив на той самий рівень покриття незалежно від початкового рішення. Це узгоджується з відомими у літературі висновками, що табу-пошук дає найбільш стабільні результати для задач розміщення, випереджаючи за стабільністю інші методи (Arostegui, Kadipasaoglu and Khumawala, 2006).

Порівняльний аналіз ефективності. Розроблені алгоритми порівняно за двома основними показниками: досягнутим рівнем покриття попиту (якість рішення) та обчислювальною ефективністю (час виконання або кількість ітерацій до збіжності). У серії тестових запусків на реалістичних даних усі три методи змогли суттєво перевершити тривіальні підходи (наприклад, довільне розміщення або жадібний поступовий вибір найкращих локально точок) за показником покриття. Генетичний алгоритм зазвичай досягав 90–98 % від оптимально можливого покриття (оціненого, наприклад, методом повного перебору на спрощеній підзадачі) після достатньої кількості поколінь. Алгоритм імітації відпалу показав зіставлені результати покриття, часто знаходячи рішення не гірші, ніж у ГА, у разі правильно налаштованого режиму охолодження. Табу-пошук майже у всіх випадках знаходив найкраще або близьке до найкращого рішення серед трьох методів і робив це найбільш стабільно: відхилення покриття між різними запусками табу-пошуку були мінімальні. В одному з експериментальних сценаріїв (умовний регіон з 50 потенційними місцями і 200 точками попиту) табу-пошук охопив ~ 95 % загального попиту, тоді як ГА – ~ 93 % (у середньому по кількох запусках), а імітація відпалу – ~ 94 %. Хоча різниця в процентах покриття була невеликою, на складніших випадках табу-пошук продемонстрував кращу збіжність: при жорсткому обмеженні часу він видавав найякісніше рішення.

На рисунку 2 наведено візуальне порівняння ефективності алгоритмів за рівнем покриття попиту (%) у вигляді гістограми.

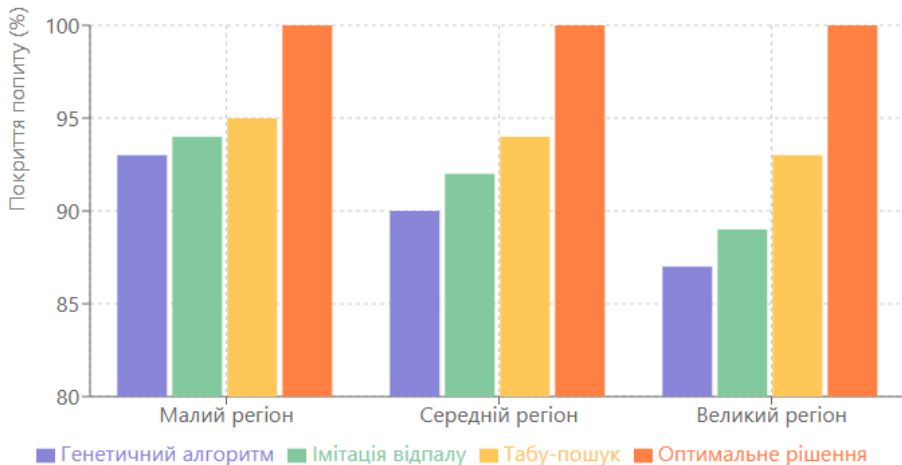


Рис. 2. Порівняння ефективності алгоритмів за рівнем покриття попиту

Це підтверджують і літературні дані: табу-пошук, як правило, забезпечує найстабільніші результати, за ним – імітація відпалу, тоді як генетичні алгоритми іноді поступаються за якістю для задач розміщення, якщо не витратити достатньо часу на

належну еволюцію популяції (Arostegui, Kadipasaoglu and Khumawala, 2006). З погляду швидкодії імітація відпалу має перевагу в простоті – за однакових умов вона виконувала більше ітерацій за одиницю часу, ніж ГА (через відсутність операцій над популяцією). Табу-пошук також є відносно швидким, оскільки на кожному кроці оцінює визначений набір сусідів, і можна ефективно перераховувати зміни покриття в разі локальних перестановок станцій. Генетичний алгоритм виявився найвимогливішим до ресурсів CPU через необхідність оцінювати десятки чи сотні рішень щоразу; втім його можна ефективно паралелізувати, оскільки оцінка кожної хромосоми незалежна – цю властивість варто використовувати під час масштабування на великі задачі.

Загалом результати порівняння показали, що табу-пошук доцільно застосовувати для відносно складних задач, де потрібен гарантовано якісний результат за обмежений час. Він дав найкращий баланс якості й стабільності рішення. Алгоритм імітації відпалу є привабливим завдяки простоті та гарним результатам для більшості випадків; особливо добре працює під час ретельного налаштування параметрів охолодження під конкретну задачу. Генетичний алгоритм теж забезпечує високий рівень покриття і має гнучкість у налаштуванні та розширенні (наприклад, можна легко врахувати більше типів станцій чи додаткові обмеження в хромосомі), однак для досягнення стабільно високої якості йому потрібно більше обчислювальних ресурсів або часу.

У табл. 1 наведено порівняння ефективності обчислювальних експериментів за критеріями.

Таблиця 1

Порівняння ефективності обчислювальних експериментів

Критерій порівняння	Генетичний алгоритм (ГА)	Алгоритм імітації відпалу (SA)	Алгоритм табу-пошуку (TS)
Досягнуте покриття попиту	Високе, але нестабільне для великих задач	Стабільно високе для більшості задач	Найвища стабільність для складних задач
Швидкість виконання (обчислювальна ефективність)	Низька через оцінку багатьох рішень одночасно; можливість ефективної паралелізації	Висока завдяки простоті алгоритму	Відносно висока, менше операцій ніж ГА
Складність налаштування	Гнучкість, але складне налаштування параметрів (розмір популяції, ймовірності операторів)	Просте налаштування (початкова температура, темп охолодження)	Середнє (довжина табу-списку)
Стійкість до локальних оптимумів	Помірна, залежить від налаштувань параметрів	Висока завдяки ухваленню гірших рішень	Висока завдяки механізму табу-списку
Ресурсомісткість (CPU)	Найвища, але піддається паралелізації	Низька	Середня
Рекомендації до застосування	Великі задачі, де є достатньо ресурсів	Більшість типових задач	Складні задачі з обмеженим часом

Ці висновки узгоджуються з відомим емпіричним порівнянням метаевристик для задач розміщення: табу-пошук зазвичай забезпечує стабільніший результат, а ГА інколи поступається, якщо обмежено кількість можливих оцінених рішень (Arostegui, Kadipasaoglu and Khumawala, 2006). Отже, кожен з методів має переваги: вибір конкретного алгоритму може залежати від розмірності завдання, вимог до часу розрахунку та наявності обчислювальних потужностей. Поєднання кількох методів (наприклад, використання рішення від SA або TS як початкової популяції для ГА) може стати предметом подальших досліджень з метою отримання ще кращих результатів.

Висновки. У цій роботі вирішено науково-прикладну проблему оптимального планування регіональної мережі зарядних станцій для електромобілів. Запропоновано універсальну модель максимального покриття, що дає змогу визначити розташування заданої кількості швидкісних і повільних зарядних станцій таким чином, щоб охопити максимальний попит на зарядку. Модель інтегрує дані про дорожню інфраструктуру та розподіл електромобілів (отримані з відкритих джерел на кшталт OpenStreetMap) з прогнозами щодо росту електротранспорту, забезпечуючи адаптивність до майбутніх потреб. У результаті дослідження розроблено і налаштовано три метаевристичні алгоритми – генетичний, імітації відпалу й табу-пошуку – для ефективного розв’язання задачі розміщення станцій на великомасштабних випадках. Проведено всебічний порівняльний аналіз роботи цих алгоритмів, що виявив їхні переваги та недоліки в контексті поставленої задачі. Отримані результати підтверджують, що метаевристичні підходи здатні знайти близькі до оптимальних рішення задач розміщення зарядних станцій значно швидше, ніж точні методи, а тому є практично придатними для використання у плануванні реальних мереж.

Прикладне значення результатів. Розроблену модель і методи можна безпосередньо застосовувати для підтримки рішень з розвитку інфраструктури електрозарядки на регіональному та міському рівнях. Результати дослідження мають прикладне значення для органів влади, відповідальних за транспортний розвиток, а також для комерційних операторів зарядних станцій. Зокрема, використання запропонованого підходу дає змогу визначити оптимальні локації для встановлення нових зарядних станцій, максимізуючи охоплення електромобілів і мінімізуючи «білі плями» на карті доступності зарядки. Це сприятиме зниженню зарядної тривоги серед водіїв та стимулюватиме подальше впровадження електротранспорту. Модель також дає змогу оцінити, як зміна параметрів (наприклад, доступного бюджету на станції або пріоритетів між швидкими й повільними зарядками) впливає на покриття. Такі what-if аналізи корисні під час формування стратегії розвитку інфраструктури й інвестиційних планів. Отже, результати роботи можуть бути основою для створення інструментів підтримки ухвалення рішень у сфері електромобільної інфраструктури.

REFERENCES

- Arostegui, M.A., Kadipasaoglu, S.N. and Khumawala, B.M., 2006. An Empirical Comparison of Tabu Search, Simulated Annealing, and Genetic Algorithms for Facilities Location Problems. *International Journal of Production Economics*, [e-journal] 103, pp.742-754. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2005.08.010>
- Brandstätter, G., Leitner, M. and Ljubić, I., 2020. Location of charging stations in electric car sharing systems. *Transportation Science*, [e-journal] 54 (5), pp.1408-1438. <https://doi.org/10.1287/trsc.2019.0931>
- Church, R. and ReVelle, C., 1974. The maximal covering location problem. *Papers of the Regional Science Association*, [e-journal] 32, pp.101-118. <https://doi.org/10.1007/BF01942293>
- Hanig, L., Ledna, C., Nock, D. Harper, C.D., Yip, A., Wood, E. and Spurlock, C.A., 2025. Finding gaps in the national electric vehicle charging station coverage of the United States. *Nature Communications*, [e-journal] 16, Article 561. <https://doi.org/10.1038/s41467-024-55696-8>
- Kim, S., Jeong, Y. and Nam, J.-W., 2024. Solving Optimal Electric Vehicle Charger Deployment Problem. *Applied Sciences*, [e-journal] 14 (12), Article 5092. <https://doi.org/10.3390/app14125092>
- Priya, R.A., Sanjay Kumar, S.M., Bhupathi, H.P., Sujatha, A., Palav, M.R. and Murali, A., 2025. Optimization charging infrastructure for electric vehicle adoption in urban environment. In: *Hybrid and Advanced Technologies*. Proceedings of the International Conference on Hybrid and Advanced Technologies (ICHAT 2024), April 26-28, 2024, Ongole, Andhra Pradesh, India. [online] London: CRC Press, Vol. 2, pp.351-360. Available at: <<https://www.taylorfrancis.com/chapters/oa-edit/10.1201/9781003559139-51/optimization-charging-infrastructure-electric-vehicle-adoption-urban-environment-priya-sanjay-kumar-hari-prasad-bhupathi-sujatha-manesh-palav-artham-murali?context=ubx&refId=9baf7e30-8fb3-4cbf-9e33-b57e179a7f64>> [Accessed 16 April 2025].
- Skaloumpakas, P., Kafourous, A., Spiliotis, E., Sarmas, E. and Marinakis, V., 2025. Optimizing electric vehicle charging station placement in Greek municipalities through multi-criteria decision analysis. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, [e-journal] 41, Article 101589. <https://doi.org/10.1016/j.segan.2024.101589>
- The US electric vehicle charging market could grow nearly tenfold by 2030: How will we get there? n.d. PwC. [online] Available at: <<https://www.pwc.com/us/en/industries/industrial-products/library/electric-vehicle-charging-market-growth.html>> [Accessed 16 April 2025].
- Vandet, Ch.A. and Rich, J., 2023. Optimal placement and sizing of charging infrastructure for EVs under information-sharing. *Technological Forecasting and Social Change*, [e-journal] 187, Article 122205. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.122205>
- Wu, Y., Lu, Y., Zhu, Z. and Holguín-Veras, J., 2023. Optimizing Electric Vehicle Charging Infrastructure on Highways: A Multi-Agent-Based Planning Approach. *Sustainability*, [e-journal] 15 (18), Article 13634. <https://doi.org/10.3390/su151813634>

UDC 519.87:656.025.4

Maksym Shevchenko,*Master's student, Department of Computer Science,**Kharkiv National University of Radio Electronics,**Kharkiv, Ukraine**maksym.shevchenko3@nure.ua**<https://orcid.org/0009-0008-9625-4983>***Inna Urniaieva,***PhD, Associate Professor at the Department of System Engineering,**Kharkiv National University of Radio Electronics,**Kharkiv, Ukraine**inna.urniaieva@nure.ua**<https://orcid.org/0000-0001-9795-6954>***Olena Chaikovska,***PhD in Pedagogy, Professor at the Department**of Information Activities and Public Relations,**Kyiv National University of Culture and Arts,**Professor at the Design Department,**State University of Trade and Economics,**Kyiv, Ukraine**oachaikovska@knukim.edu.ua**<https://orcid.org/0000-0001-7769-1004>*

MATHEMATICAL MODELING OF REGIONAL ELECTRIC VEHICLE CHARGING INFRASTRUCTURE PLACEMENT

The purpose of the research is to develop a mathematical model for the placement of electric vehicle charging stations at the regional level, which maximises charging demand coverage, taking into account different types of stations (fast and slow) and the projected growth in the number of electric vehicles.

The research methodology is based on a combination of geoinformation analysis and optimisation modelling.

Scientific novelty. A universal mathematical model was developed, modifying the maximal covering location problem (MCLP) to incorporate two charging station types (slow and fast). Meta-heuristics have been applied to solve the problem of optimising the placement of charging stations.

Conclusions. The study solves the problem of placing charging stations for electric vehicles in the regional infrastructure of modern transport systems.

Keywords: electric vehicle charging stations; mathematical modelling; optimisation; maximum coverage problem; metaheuristics.

Надійшла 05.03.2025

Прийнята 22.09.2025

Стаття була вперше опублікована онлайн 29.12.2025



This is an open access journal, and all published articles are licensed under a Creative Commons Attribution 4.0.