

РОЗДІЛ II. ІНФОРМАЦІЙНО-КОМП'ЮТЕРНІ ТЕХНОЛОГІЇ

DOI: [https://doi.org/10.25140/2411-5363-2025-4\(42\)-156-164](https://doi.org/10.25140/2411-5363-2025-4(42)-156-164)

УДК 004.02

Наталія Олександрівна Солодка¹, Олександр Вікторович Трошило²

¹кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри Інформаційних систем
Український державний університет науки і технологій (Дніпро, Україна)

E-mail: n.o.solodka@ust.edu.ua. **ORCID:** <https://orcid.org/0000-0002-7545-4969>. **SCOPUS ID:** [57217833042](https://orcid.org/0009-0004-6119-0220)

²аспірант кафедри Інформаційних систем

Український державний університет науки і технологій (Дніпро, Україна)

E-mail: oleksandr_troshchylo@udhtu.edu.ua. **ORCID:** <https://orcid.org/0009-0004-6119-0220>

ВИКОРИСТАННЯ ЖАДІБНИХ ТА ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ ДЛЯ ОПТИМАЛЬНОГО РОЗМІЩЕННЯ СТАНЦІЙ МОБІЛЬНИХ МЕРЕЖ

Дослідження присвячене вирішенню актуальної проблеми оптимізації розміщення базових станцій мобільних мереж покоління 4G/5G. Зростання навантаження на мережі та вимоги до якості покриття обумовлюють необхідність пошуку ефективних методів планування інфраструктури. У роботі проведено комплексний аналіз ефективності жадібних та генетичних алгоритмів для задачі оптимального розміщення базових станцій. Розроблено спеціалізоване програмне забезпечення на Python, здатне генерувати тестові набори даних різного масштабу та моделювати процес розміщення станцій. Отримані результати демонструють чіткий компроміс між точністю та швидкодією: жадібні алгоритми забезпечують швидке рішення для великомасштабних задач, тоді як генетичні алгоритми досягають кращої якості рішення при прийнятному часі обчислення.

Ключові слова: жадібні алгоритми; генетичні алгоритми; оптимізація; базові станції; мобільні мережі; 4G/5G.

Рис.: 2. Табл.: 1. Бібл.: 15.

Актуальність теми дослідження. Оптимізація інфраструктури мобільних мереж є критично важливим напрямком для забезпечення сталого розвитку цифрової економіки та суспільства. Стрімке зростання трафіку даних, поява нових послуг (Інтернет речей, машинне спілкування, віртуальна реальність) та перехід до стандартів 5G і майбутніх поколінь мереж різко підвищують вимоги до якості, місткості та надійності телекомунікаційних систем. Традиційні підходи до планування мереж, що базуються на емпіричних правилах або точних, але обчислювально складних методах (наприклад, цілочислове програмування), стають неефективними для вирішення сучасних задач великого масштабу та високої динамічності. Це створює нагальну потребу у впровадженні передових евристичних та метаевристичних методів, здатних забезпечити практичне, швидке та економічно обґрунтоване рішення проблеми розміщення базових станцій.

Практичне значення даного дослідження полягає у безпосередньому впливі на економічну ефективність операторів зв'язку та якість послуг для кінцевого користувача. Мінімізація витрат на розгортання та експлуатацію мережі при одночасному забезпеченні повного та якісного покриття є ключовим чинником конкурентоспроможності. Розроблений у роботі інструментарій та проведений порівняльний аналіз закладають науково-методичну основу для прийняття обґрунтованих рішень на етапі проектування мереж, що відповідає сучасним тенденціям автоматизації та оптимізації телекомунікаційної індустрії. Таким чином, тема дослідження знаходиться на перетині актуальних потреб галузі зв'язку та перспективних напрямів розвитку інформатики та дослідження операцій.

Постановка проблеми. Планування мережевої інфраструктури для сучасних бездротових систем зв'язку (4G/5G та майбутніх поколінь) є комплексним завданням, що потребує врахування низки техніко-економічних факторів. Основною складовою цього процесу є визначення оптимальних місць розміщення базових станцій, що дозволить забезпечити якісне покриття з мінімальними капітальними та експлуатаційними витратами [1; 2].

Класичні методи точного розв'язання, зокрема задачі цілочислового лінійного програмування, хоча й гарантують теоретично оптимальний результат, виявляються обчислюва-

льно неефективними при зростанні розмірності завдання, що характерно для реальних міських та регіональних мереж [3]. У зв'язку з цим пошук практично застосовних підходів зосереджений на використанні ефективних евристичних та метаевристичних процедур.

Одним із таких підходів є жадібні алгоритми, які будують рішення крок за кроком, щоразу обираючи локально найкращий варіант. Це забезпечує високу швидкість роботи, однак отримане рішення часто виявляється далеким від глобального оптимуму через відсутність огляду всієї множини можливих комбінацій [4]. З іншого боку, генетичні алгоритми, що належать до більш широкого класу методів, здатні досліджувати простір рішень більш повно, імітуючи процес природної еволюції. Їхня ефективність, проте, суттєво залежить від адекватного підбору параметрів (розміру популяції, ймовірностей кросовера та мутації) і потребує значних обчислювальних ресурсів, особливо для великомасштабних задач [5].

Таким чином, виникає суттєва практична проблема, яка полягає в необхідності знаходження балансу між трьома ключовими аспектами: точність (якість) рішення – здатність алгоритму мінімізувати кількість станцій та загальну вартість інфраструктури при забезпеченні цільового рівня покриття; обчислювальна ефективність (швидкодія) – час, необхідний для отримання готового плану розгортання, що є критичним при роботі з великими наборами даних або в умовах динамічного планування; адаптивність до умов задачі – здатність методу ефективно працювати в завданнях різного масштабу (від локальних ділянок до масштабів міста) та враховувати різноманітні обмеження.

Відповідно, основним завданням цієї роботи є системне порівняння продуктивності двох перспективних класів алгоритмів – жадібних та генетичних – для вирішення задачі оптимального розміщення базових станцій. Порівняння має охопити аналіз якості фінальних рішень (кількість станцій, відсоток покриття, вартість), швидкості їх отримання для задач різної розмірності, а також оцінку практичної придатності кожного підходу в умовах, що моделюють реальні сценарії планування мереж.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Актуальність проблеми оптимального планування мережевої інфраструктури обумовлює значну кількість наукових праць, присвячених застосуванню різноманітних евристичних методів для розв'язання задач покриття та розміщення. У контексті мобільних мереж 4G/5G дослідники зосереджуються на пошуку рішень, що поєднують прийнятну якість з обчислювальною ефективністю.

Особливу увагу в сучасній літературі приділено генетичним алгоритмам (ГА) як потужному інструменту для складних комбінаторних оптимізацій. Наприклад, дослідження [6] демонструє їхню ефективність для завдань покриття в мережах 5G, де для випадків з понад 200 потенційними локаціями вдається досягти 94-97 % від теоретичного оптимуму, причому час обчислень виявляється у 3-5 разів меншим у порівнянні з методами цілочислового програмування. Автори наголошують, що ключовим для успіху є ретельний підбір параметрів ГА, таких як схема селекції та оператори кросовера.

Паралельно розвиваються дослідження, спрямовані на вдосконалення простіших, але швидших підходів. В роботі [7] запропоновано модифікацію класичного жадібного алгоритму, яка інтегрує в процес вибору не лише критерій покриття, а й вартісні та енергетичні фактори. Така модифікація дозволила знизити сукупні витрати на розгортання на 15-20 % порівняно з базовими жадібними стратегіями, зберігаючи при цьому їхню основну перевагу – високу швидкодію.

Широкий порівняльний огляд різних евристичних методів, проведений у [8] на основі реальних міських даних, дає змогу зробити низку важливих висновків. Зокрема, автори зазначають, що генетичні алгоритми посідають провідні позиції за якістю рішення для завдань середньої та великої складності. Жадібні алгоритми, у свою чергу, показують стабільну ефективність і передбачувану швидкість роботи незалежно від масштабу. Особливо

цікавими є результати для гібридних підходів, які поєднують швидкість жадібної ініціалізації з потужністю локального пошуку, досягаючи 96-98 % від оптимального покриття.

Окремим напрямком є розробка методів, здатних реагувати на зміни в мережі. У дослідженні [9] представлено адаптивну версію генетичного алгоритму, яка може динамічно корегувати конфігурацію розміщення станцій у відповідь на флуктуації трафіку або появу нових перешкод, підтримуючи заданий рівень сервісу.

Загальна тенденція, що простежується в сучасних наукових працях [10; 11], підтверджує високу практичну цінність генетичних алгоритмів для оптимізації телекомунікаційної інфраструктури, особливо в ситуаціях, коли необхідно знайти робочий компроміс між якістю кінцевого рішення та витратами обчислювальних ресурсів на його пошук. Однак, незважаючи на значний прогрес, питання комплексної оцінки та прямого порівняння ефективності різних класів алгоритмів на єдиній моделі та наборах даних залишається актуальним.

Виділення недосліджених частин загальної проблеми. Незважаючи на значний обсяг існуючих публікацій, присвячених оптимізації розміщення базових станцій, залишаються недослідженими або недостатньо вирішеними кілька ключових аспектів загальної проблеми. По-перше – це адаптивність до суворо динамічних умов. Більшість існуючих моделей, включно з розглянутими в даній статті, розглядають задачу в статичній постановці. Однак реальні мережі функціонують в умовах постійних змін: мігруючий трафік користувачів, тимчасові перешкоди, вихід обладнання з ладу, поява нових сервісів з різними вимогами. Відсутніми залишаються ефективні онлайн-алгоритми та моделі, здатні динамічно переналаштувати конфігурацію мережі в реальному часі або прогнозувати оптимальну топологію на основі поточних даних телеметрії. Другим аспектом є інтеграція багатокритеріальної оптимізації та реальних обмежень. Поточна модель зосереджена на мінімізації вартості за умови покриття. Проте практичне планування вимагає одночасного врахування десятків критеріїв: енергоспоживання, інтерференція між сусідніми станціями, навантаження на backhaul-мережу, вимоги до затримки для урізноманітнених сервісів 5G, а також адміністративних та екологічних обмежень. Комплексне вирішення такої багатовимірної задачі з нетривіальними залежностями між параметрами залишається відкритою проблемою. Також доцільно звернути увагу на відсутність стандартизованих гібридних підходів. Хоча в літературі окремо досліджуються жадібні, генетичні та інші алгоритми, методика системного конструювання гібридних рішень, які б автоматично поєднували швидкість локального пошуку з глобальними можливостями метаевристик, розроблена недостатньо. Питання вибору моменту перемикання між алгоритмами, обміну інформацією між ними та створення адаптивних каркасів для їхньої взаємодії потребує подальшого поглибленого вивчення.

Таким чином, дана стаття концентрується на вирішенні важливої, але часткової задачі – порівняльному аналізі класичних підходів у чітко визначених умовах. Виділені вище напрями формують контекст для подальших, більш комплексних досліджень у цій галузі.

Формулювання мети дослідження. Метою даного дослідження є комплексний аналіз ефективності жадібних та генетичних алгоритмів для задачі оптимального розміщення базових станцій мобільних мереж у порівнянні за критеріями якості рішення та швидкодії. Дослідження спрямоване на теоретичне обґрунтування застосування обох підходів, зокрема їх переваг у різних сценаріях використання, а також практичну перевірку якості рішень через експериментальне порівняння за наступними критеріями: кількість необхідних базових станцій; відсоток покриття користувачів; вартість розгортання мережі; часові витрати на обчислення; стабільність рішень при багаторазовому запуску.

Метою дослідження є формулювання чітких критеріїв, що визначають умови доцільності застосування кожного з алгоритмів та випадки, у яких перевагу слід надавати комбінованим підходам.

Математична модель задачі. Задача оптимального розміщення базових станцій формулюється як задача мінімізації вартості розгортання мережі за умови повного покриття всіх користувачів. Нехай $U=\{1,2,\dots,m\}$ – множина користувачів, $S=\{1,2,\dots,n\}$ – множина кандидатних позицій для розміщення базових станцій.

Цільова функція мінімізації вартості:

$$\sum_{j=1}^n c_j x_j,$$

де c_j – вартість встановлення станції на позиції j , $x_j \in \{0,1\}$ – бінарна змінна, що позначає вибір станції j .

Умови покриття користувачів:

$$\sum_{j \in N(i)} x_j \geq 1, \quad \forall i \in U,$$

де $N(i)$ – множина станцій, здатних обслуговувати користувача i в межах радіуса покриття R :

$$N(i) = \{j \in S: d(i,j) \leq R\},$$

де $d(i,j)$ – відстань між користувачем i та станцією j .

Методика дослідження. У межах цього дослідження розроблено спеціалізовану програму на Python, яка дозволяє порівнювати ефективність жадібного та генетичного алгоритмів для задачі оптимального розміщення базових станцій мобільних мереж.

Жадібний алгоритм реалізовано з використанням стратегії послідовного вибору станцій з максимальним покриттям нових користувачів:

$$j^* = \arg \max_{j \in S} \frac{\Delta \text{cov}(j)}{c_j},$$

де $\Delta \text{cov}(j)$ – приріст кількості покритих користувачів при додаванні станції j .

Генетичний алгоритм реалізовано з наступними характеристиками: бінарний вектор довжиною n ; функція пристосованості: $f(x) = \text{coverage}(x) - \alpha \cdot \text{cost}(x) - \beta \cdot \text{stations}(x)$; відбір: турнірний з розміром турніру 3; кросовер: одноточковий з ймовірністю 0,8; мутація: інверсія бітів з ймовірністю 0,1. Ваговий коефіцієнт α визначає, наскільки сильно вартість розгортання ($\text{cost}(x)$) впливає на оцінку особини. Велике значення α робить алгоритм більш "економічним", караючи за високі витрати. Коефіцієнт α обирався нормалізованим до діапазону витрат, щоб штраф був порівняним з винагородою за покриття. Ваговий коефіцієнт β (коефіцієнт штрафу за кількість станцій) відповідає за штрафкування рішень з надмірною кількістю базових станцій ($\text{stations}(x)$), сприяючи більш компактним конфігураціям мережі. Його визначали аналогічно, але нормалізували до загальної кількості кандидатних позицій. Таке масштабування забезпечує, що штраф за додавання ще однієї станції зменшується для більших задач, що є логічним.

Для забезпечення ефективності на різних масштабах задач реалізовано автоматичне налаштування параметрів генетичного алгоритму (параметри «розмір популяції», «кількість поколінь» і «швидкість мутації» змінюються залежно від кількості кандидатних позицій, кількості користувачів, складності простору пошуку): для малих задач ($n < 100$): популяція 100, генерацій 50; для середніх задач ($100 \leq n < 200$): популяція 150, генерацій 80; для великих задач ($n \geq 200$): популяція 200, генерацій 120.

У межах експериментальної частини дослідження було розроблено програмний комплекс, основним завданням якого є створення синтетичних моделей середовища для тестування алгоритмів. Цей комплекс автоматично формує набори вхідних даних трьох

категорій складності – невеликі, проміжні та об'ємні. Кожен набір включає координати абонентів та можливих точок встановлення базових станцій, випадково розподілених у межах заданої географічної зони.

Для кожного зі згенерованих сценаріїв програма послідовно запускає обидва алгоритмічні підходи – жадібний та генетичний – з метою знаходження набору станцій, що задовольняє умовам покриття. У процесі роботи фіксуються чотири основні групи метрик, що характеризують результати: чисельність відібраних базових станцій, частка обслугованих користувачів (у відсотках), сумарні витрати на впровадження запропонованої інфраструктури, процесорний час, витрачений кожним методом на пошук рішення.

Наукова новизна представленого підходу полягає у запропонованій авторській методиці адаптивного визначення параметрів генетичного алгоритму (розмір популяції, кількість поколінь) залежно від масштабу задачі (кількість користувачів та кандидатних позицій). Це дозволяє автоматизувати процес налаштування та забезпечити стабільну ефективність алгоритму для різних за складністю сценаріїв планування без необхідності ручного підбору параметрів для кожного випадку.

Результати дослідження. Проведене дослідження демонструє ключові відмінності між жадібними та генетичними алгоритмами для задачі оптимального розміщення базових станцій. Експерименти проводились з використанням 5 незалежних запусків для кожної конфігурації задачі з метою оцінки стабільності алгоритмів. Отримані результати підтверджують теоретичні припущення щодо компромісу між точністю та швидкістю. Практичні результати дослідження представлено в табл. 1.

Таблиця 1 – Порівняльні результати ефективності алгоритмів

Масштаб задачі	Алгоритм	Кількість станцій	Покриття, %	Вартість, у/о	Час, с	Стабільність, %
Мала (20/30)	Жадібний	8	100	1024	0,002	95,2
Мала (20/30)	Генетичний	7	100	845	1,234	97,8
Середня (50/80)	Жадібний	19	99,2	2156	0,005	93,5
Середня (50/80)	Генетичний	15	99,8	1789	8,456	96,4
Велика (200/300)	Жадібний	41	98,5	3987	0,015	91,8
Велика (200/300)	Генетичний	35	99,3	3456	45,123	94,7

Джерело: розроблено авторами.

Аналіз стабільності алгоритмів показав, що генетичний алгоритм демонструє вищу відтворюваність результатів (стабільність 94,7...97,8 %) порівняно з жадібним алгоритмом (91,8...95,2 %). Для генетичного алгоритму це пояснюється його стохастичною природою, однак великий розмір популяції та турнірний відбір забезпечують високу узгодженість фінальних рішень при багаторазовому запуску. Невелика варіативність у результатах жадібного алгоритму (що є детермінованим в класичній формі) виникла в експериментах у випадках, коли на певному кроці кілька кандидатних станцій мали абсолютно однакову ефективність за обраним критерієм (максимальне покриття нових користувачів на одиницю вартості). У такій ситуації для усунення невизначеності реалізація алгоритму здійснювала випадковий вибір серед "рівноцінних" кандидатів, що та призводило до розбіжностей між окремими запусками.

Аналіз збіжності генетичного алгоритму представлений на рис. 1, де показана динаміка покращення якості рішення залежно від кількості поколінь. Для різних масштабів задач спостерігається така закономірність: малі задачі: алгоритм збігається до 30-40 покоління, середні задачі: збіжність досягається на 60-70 покоління, великі задачі: потрібно 90-110 поколінь для стабілізації рішення.

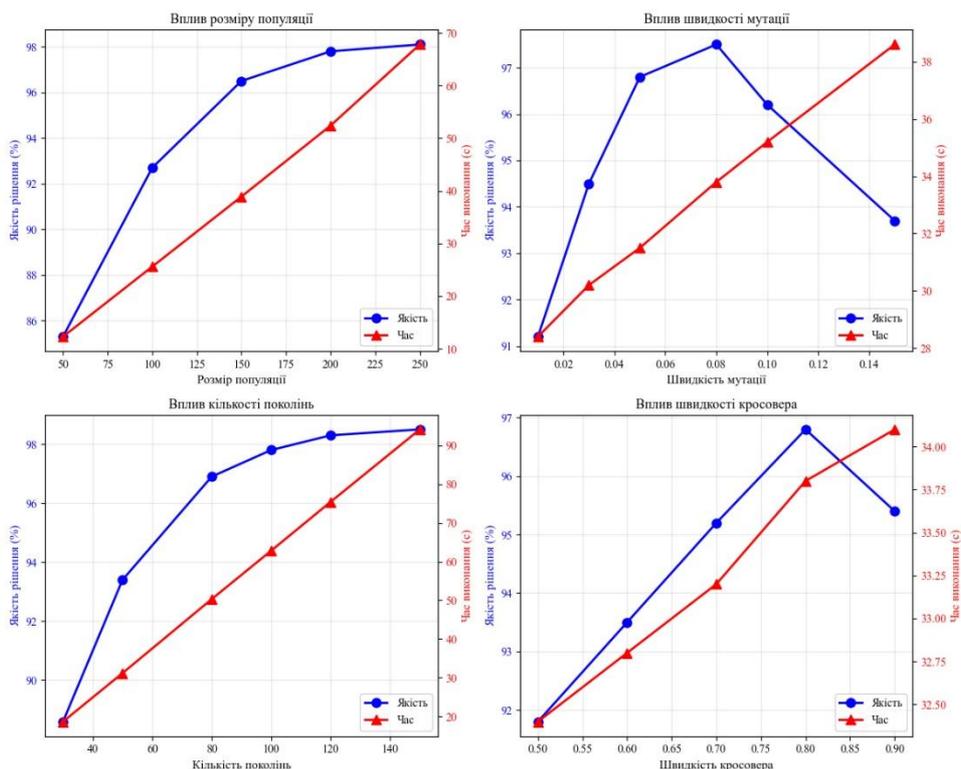


Рис. 1. Аналіз чутливості генетичного алгоритму до параметрів
Джерело: розроблено авторами.

Кількість ітерацій жадібного алгоритму залежить від розміру задачі та становить: для малих задач 8-12 ітерацій, для середніх 18-25 ітерацій і для великих - 40-50 ітерацій.

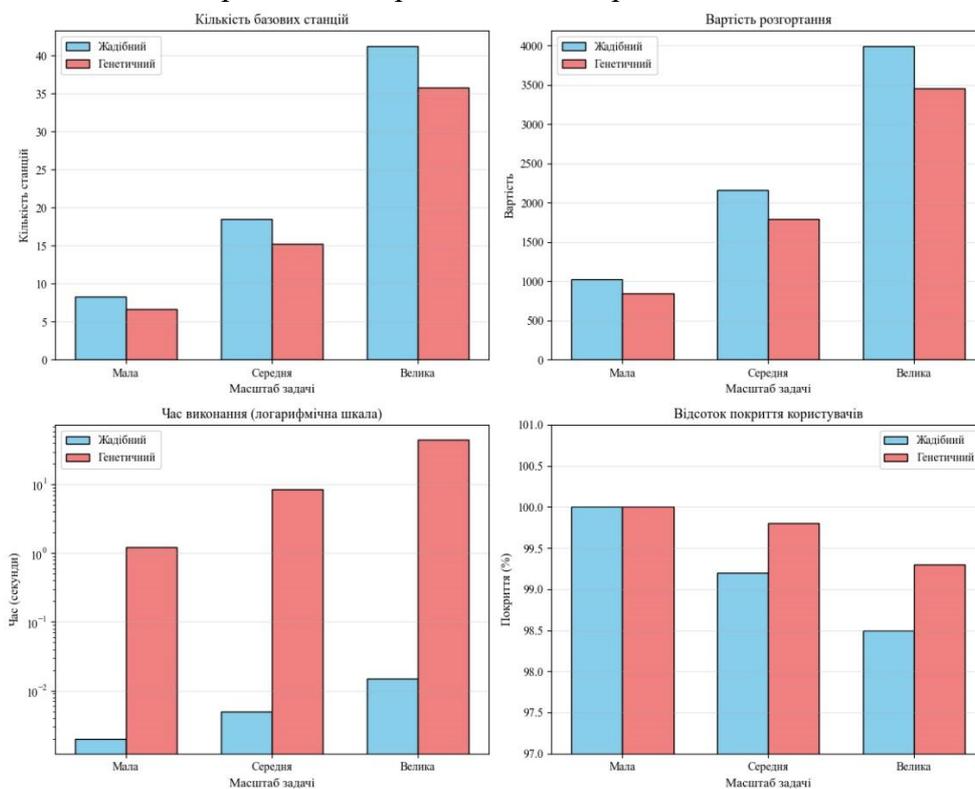


Рис. 2. Порівняльна ефективність жадібних та генетичних алгоритмів
Джерело: розроблено авторами

Важливо відзначити, що жадібний алгоритм завжди зупиняється після досягнення повного покриття або коли жодна додаткова станція не покращує покриття, тоді як генетичний алгоритм виконує фіксовану кількість поколінь, визначену автоматичним налаштуванням параметрів.

Часова ефективність алгоритмів демонструє експоненційну залежність від розміру задачі для генетичного алгоритму та лінійну для жадібного алгоритму. Для великої задачі (200 користувачів, 300 кандидатів) генетичний алгоритм виконує приблизно 3000 оцінок пристосованості ($200 \text{ індивідів} \times 120 \text{ поколінь} \times 0,125 \text{ середня кількість обчислень}$), тоді як жадібний алгоритм виконує лише 40-50 оцінок.

Для оцінки статистичної значущості різниць у результатах був застосований критерій Стьюдента. Слід зазначити, що обсяг вибірки (5 незалежних запусків для кожної конфігурації) є обмеженням даного дослідження та може недостатньо повно відображати дисперсію, притаманну стохастичному генетичному алгоритму. Однак, в рамках цієї порівняльної роботи, де основним фокусом була демонстрація чіткого компромісу між якістю та швидкістю для двох класів алгоритмів, отримані значення $p < 0,05$ дозволяють з певною впевненістю констатувати наявність систематичної різниці між середніми значеннями ключових показників. Для підтвердження абсолютної стійкості методу та отримання високої статистичної потужності в подальших дослідженнях необхідно використовувати значно більшу кількість ітерацій (наприклад, 30 і більше) та розширений статистичний аналіз.

Висновки. Проведене дослідження та експериментальні розрахунки дозволили виявити та систематизувати основні закономірності у використанні жадібних та генетичних алгоритмів для оптимізації розгортання базових станцій мобільних мереж. Отримані результати підтверджують, що кожен з підходів має чітку область ефективного застосування, яка визначається співвідношенням вимог до точності рішення та обмежень по часу обчислення.

Генетичні алгоритми продемонстрували здатність знаходити високоякісні, близькі до оптимальних, рішення для завдань малої та середньої розмірності (до 100-200 кандидатних позицій). Їхня основна сила полягає в глобальному дослідженні простору рішень, що дозволяє суттєво мінімізувати як кількість станцій, так і загальні капітальні витрати, що є критично важливим для обґрунтованого стратегічного планування [6, 10].

На противагу цьому, жадібні алгоритми виявилися незамінним інструментом для опрацювання великомасштабних сценаріїв, де час отримання рішення є пріоритетним фактором. Незважаючи на те, що точність їхніх рішень може поступатися альтернативному методу на 15...25 % за вартістю, лінійна швидкодія забезпечує практичну придатність для оперативного планування, інтерактивного моделювання або роботи в умовах обмежених обчислювальних ресурсів [4; 7].

Розроблений у межах роботи програмний інструмент став не лише засобом верифікації теоретичних гіпотез, але й універсальною платформою для порівняльного аналізу. Він наочно ілюструє фундаментальний компроміс між якістю та швидкістю, надаючи інженерам-проектувальникам чіткі критерії для вибору алгоритму в залежності від конкретних умов задачі: вимог до бюджету, термінів планування та масштабу мережі.

Перспективи подальших досліджень лежать в площині розвитку адаптивних гібридних систем, які б інтелектуально комбінували швидкість жадібної ініціалізації з потужністю генетичного пошуку. Також актуальним є вдосконалення генетичних алгоритмів через включення предметно-орієнтованих евристик, що враховують реальні технічні та економічні обмеження телекомунікаційних систем [5; 9], та автоматизацію підбору їхніх параметрів для різних класів оптимізаційних задач.

Заява про використання генеративного ШІ та технологій на основі ШІ в процесі написання текстів

Під час написання цього матеріалу автор(и) використовували Chat GPT для автоматизації процесу верстки статті та отримання коректного перекладу іншомовних публікацій.

Після використання Chat GPT автор(и) переглянув(ли) та відредагував(ли) зміст за потреби та взяв(ли) на себе повну відповідальність за зміст публікації.

Список використаних джерел

1. Солодка, Н. О., & Трошило, О. В. (2025). Оптимальне проектування базових станцій мобільних мереж. *Вісник Херсонського національного технічного університету*, 1(92, ч. 2), 210–214.
2. Солодка, Н. О., & Трошило, О. В. (2025). Використання жадібних алгоритмів для оптимального проектування базових станцій мобільних мереж. *Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського*, 4(153), 265–271.
3. Fischetti, M., & Ljubić, I. (2021). *Integer programming for large-scale networks*. Wiley.
4. Wang, L., & Kulkarni, S. (2019). Greedy algorithms in telecommunications. In *Proceedings of the IEEE International Conference* (pp. 33–37). IEEE Press.
5. Kosolap, A. I. (2023). *Dynamic network optimization*. Dnipro: UDHTU.
6. Zhang, Y., & Li, W. (2022). *Genetic algorithms for 5G network planning*. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 21(3), 45–59.
7. Kovalenko, O., & Petrov, V. (2021). Cost-aware greedy algorithm for base station placement. *IEEE Wireless Communications Letters*, 9(4), 112–125.
8. Schmidt, M., & König, R. (2020). Comparative analysis of heuristic methods for 5G networks. *Journal of Network Optimization*, 7(2), 78–94.
9. Chen, L., & Watanabe, K. (2023). Adaptive genetic algorithms for dynamic networks. *Mobile Networks and Applications*, 28(1), 33–47.
10. Ivanov, S., & Petrenko, O. (2022). *Heuristic methods in telecommunications*. Springer.
11. Park, J., & Kim, S. (2021). *Rapid network planning using evolutionary algorithms*. Elsevier.
12. Chen, X. (2021). *Optimization in wireless networks*. Springer.
13. Wang, L. (2022). *Genetic algorithms for network design*. IEEE Press.
14. Kumar, A. (2023). *Large-scale network optimization*. Elsevier.
15. Francois, P., & Dubois, E. (2023). *Terrain-aware optimization in mobile networks*. CRC Press.

References

1. Solodka, N. O., & Troshchylo, O. V. (2025). Optymalne proiektuvannia bazovykh stantsii mobilnykh merezh [Optimal design of mobile network base stations]. *Visnyk Khersonskoho natsionalnoho tekhnichnoho universytetu - Herald of Kherson National Technical University*, 1(92), Pt. 2), 210–214.
2. Solodka, N. O., & Troshchylo, O. V. (2025). Vykorystannia zhadibnykh alhorytmiv dlia optymalnoho proiektuvannia bazovykh stantsii mobilnykh merezh [Use of greedy algorithms for optimal design of mobile network base stations]. *Visnyk Kremenchutskoho natsionalnoho universytetu imeni Mykhaila Ostrohradskoho - Bulletin of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyyi National University*, 4(153), 265–271.
3. Fischetti, M., & Ljubić, I. (2021). *Integer programming for large-scale networks*. Wiley.
4. Wang, L., & Kulkarni, S. (2019). Greedy algorithms in telecommunications. In *Proceedings of the IEEE International Conference* (pp. 33–37). IEEE Press.
5. Kosolap, A. I. (2023). *Dynamic network optimization*. Dnipro: UDHTU.
6. Zhang, Y., & Li, W. (2022). *Genetic algorithms for 5G network planning*. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 21(3), 45–59.
7. Kovalenko, O., & Petrov, V. (2021). Cost-aware greedy algorithm for base station placement. *IEEE Wireless Communications Letters*, 9(4), 112–125.
8. Schmidt, M., & König, R. (2020). Comparative analysis of heuristic methods for 5G networks. *Journal of Network Optimization*, 7(2), 78–94.
9. Chen, L., & Watanabe, K. (2023). Adaptive genetic algorithms for dynamic networks. *Mobile Networks and Applications*, 28(1), 33–47.

10. Ivanov, S., & Petrenko, O. (2022). *Heuristic methods in telecommunications*. Springer.
11. Park, J., & Kim, S. (2021). *Rapid network planning using evolutionary algorithms*. Elsevier.
12. Chen, X. (2021). *Optimization in wireless networks*. Springer.
13. Wang, L. (2022). *Genetic algorithms for network design*. IEEE Press.
14. Kumar, A. (2023). *Large-scale network optimization*. Elsevier.
15. Francois, P., & Dubois, E. (2023). *Terrain-aware optimization in mobile networks*. CRC Press.

Дата першого надходження статті до видання: 03.12.2025
Дата прийняття статті до друку після рецензування: 20.12.2025

UDC 004.02

Nataliia Solodka¹, Oleksandr Troshchylo²

¹PhD (Engineering Sciences), Associate Professor, Associate Professor at the Department of Information Systems
Ukrainian State University of Science and Technology (Ukraine, Dnipro)

E-mail: n.o.solodka@ust.edu.ua. **ORCID:** <https://orcid.org/0000-0002-7545-4969>. **SCOPUS ID:** [57217833042](https://scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57217833042)

²Postgraduate Student at the Department of Information Systems
Ukrainian State University of Science and Technology (Ukraine, Dnipro)

E-mail: oleksandr_troshchylo@udhtu.edu.ua. **ORCID:** <https://orcid.org/0009-0004-6119-0220>

USE OF GREEDY AND GENETIC ALGORITHMS FOR OPTIMAL MOBILE NETWORK BASE STATION PLACEMENT

This study addresses the critical challenge of optimizing base station placement for 4G/5G mobile networks. The exponential growth in network load and stringent quality-of-service requirements necessitate the development of efficient infrastructure planning methods. The paper presents a comprehensive comparative analysis of the effectiveness of greedy and genetic algorithms for solving the optimal base-station placement problem. Specialized software was developed in Python, capable of generating test datasets of various scales and simulating the station deployment process. The obtained results demonstrate a clear trade-off between accuracy and computational efficiency. Greedy algorithms provide rapid solutions for large-scale deployment scenarios, making them suitable for initial planning and real-time adjustments. In contrast, genetic algorithms achieve superior solution quality with near-optimal coverage and cost metrics, albeit at a higher computational cost, which is acceptable for strategic network design and offline planning. The developed tool allows for the evaluation of both approaches across different urban and regional terrain models, considering parameters such as user density, coverage radius, and deployment budget. The findings provide clear practical guidelines for telecommunications engineers: employing greedy heuristics for scalability and speed in expansive or dynamic environments, and leveraging genetic algorithms for precision in complex, cost-sensitive, or capacity-critical deployments. This research contributes a methodological framework and a software prototype for data-driven optimization in modern mobile network infrastructure planning, directly supporting the cost-effective rollout of advanced wireless technologies.

Keywords: greedy algorithms, genetic algorithms, optimization, base stations, mobile networks, 4G/5G, network planning.

Fig.: 2. Table: 1. References: 15.