

УДК 004.9:519.85

**О. Ф. Шевчук, канд. ф-м. наук, доц.; А. В. Козловський, канд. техн. наук, доц.;
Ю. М. Паночишин, канд. техн. наук, доц.; С. В. Сімончук; М. В. Пяста**

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ МЕТОДІВ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ МАРШРУТІВ ДОСТАВКИ З ОБМЕЖЕНОЮ ВАНТАЖОПІДЙОМНІСТЮ НА ОСНОВІ ІМІТАЦІЙНИХ ДАТАСЕТІВ

Статтю присвячено порівняльному аналізу найвідоміших методів кластеризації маршрутів доставки (K-means, Sweep та Clarke–Wright) з обмеженою вантажопідйомністю транспортних засобів на основі імітаційних сценарних датасетів: Uniform (рівномірний розподіл пунктів доставки), Clustered (мережа, що імітує скупченість торговельних точок у спальних районах міста), Mixture (комбінована мережа з кластерами та окремими віддаленими пунктами доставки). Для маршрутизації усередині кластерів малої розмірності застосовано точний алгоритм динамічного програмування Held–Karp та евристичний алгоритм найближчого сусіда з подальшою оптимізацією 2-opt для великих наборів даних.

Результати числових експериментів показали, що для Uniform-датасету всі алгоритми демонструють порівнянні показники щодо приросту довжини маршруту після кластеризації. Для Clustered- та Mixture-датасетів виявлено значні відмінності: алгоритм Clarke–Wright забезпечує мінімальний приріст довжини маршруту та високий рівень завантаження транспортних засобів, метод Sweep демонструє помірну ефективність, а K-means у складних сценаріях призводить до істотного збільшення довжини маршрутів і кількості задіяних транспортних засобів. Час виконання алгоритмів залишається прийнятним для задач середньої розмірності, при цьому K-means забезпечує найвищу швидкість, але ціною втрати контролю над балансом навантаження.

Проведене дослідження підтверджує, що запропонована методика є ефективним інструментом оцінювання алгоритмів кластеризації маршрутів доставки в умовах обмеженої вантажопідйомності та різної просторової структури пунктів доставки. Вона дозволяє не лише порівнювати продуктивність алгоритмів, а й обґрунтовано обирати найбільш доцільні методи для конкретних логістичних сценаріїв. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на удосконалення наявних алгоритмів шляхом інтеграції динамічних обмежень, аналізу великих та географічно складних мереж, а також застосування гібридних методів, що комбінують переваги кількох кластеризаційних підходів для підвищення економічної ефективності та зменшення операційних витрат.

Ключові слова: задача комівояжера, графові моделі, алгоритми кластеризації, імітаційне моделювання, програмування, програмна реалізація, багатокритеріальна оптимізація, рівномірний розподіл.

Вступ

Логістика є ключовим елементом ефективного функціонування сучасних торговельних мереж, оскільки оптимально організовані процеси доставки безпосередньо впливають на рівень обслуговування споживачів, конкурентоспроможність компаній та витрати на транспортування. В умовах зростання масштабів роздрібної торгівлі та підвищення вимог до швидкості й надійності постачання особливої ваги набувають інструменти оптимізації транспортних маршрутів.

Однією з класичних задач транспортної логістики є задача комівояжера, яка дозволяє визначити найкоротший шлях для відвідування певної кількості пунктів. Проте в реальних умовах, коли необхідно обслуговувати велику кількість торговельних точок за допомогою визначеного парку транспортних засобів, ця задача ускладнюється через наявність обмежень на вантажопідйомність автомобілів, нерівномірність розподілу попиту та варіативності координат пунктів доставки.

Для її ефективного розв'язання доцільним є застосування методів кластеризації, які

Наукові праці ВНТУ, 2026, №1, <https://doi.org/10.31649/2307-5376-2026-1-195-204>

дозволяють групувати торговельні точки та формувати оптимальні маршрути доставки. Проте, незважаючи на різноманіття підходів до кластеризації, вибір оптимального методу в умовах обмеженої вантажопідйомності та варіативності розташування пунктів доставки залишається недостатньо формалізованим і складним завданням. Це зумовлено відсутністю універсальних критеріїв оцінювання ефективності алгоритмів у реалістичних логістичних сценаріях, а також залежністю результатів кластеризації від просторової структури вхідних даних.

Відтак виникає потреба в імітаційному дослідженні методів кластеризації, що дозволяє не лише оцінити їхню продуктивність та надійність, а й провести порівняльний аналіз на різних типах датасетів, які моделюють реальні сценарії функціонування логістичних мереж.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

У сучасних дослідженнях присвячених оптимізації маршрутів доставки значна увага приділяється застосуванню методів кластеризації як ефективного інструменту зменшення обчислювальної складності задач маршрутизації з обмеженою вантажопідйомністю транспортних засобів. Найпоширенішим підходом є схема «cluster-first» – «route-second», у межах якої спочатку формується просторове групування пунктів доставки, після чого для кожного кластера будуються окремі маршрути.

При цьому зарубіжні автори активно досліджують застосування класичних методів кластеризації, зокрема k-means [1, 2], Sweep [3, 4], Clarke–Wright [5, 6] та їхніх модифікацій з урахуванням обмежень на сумарний попит у кластері. Такі підходи демонструють хорошу масштабованість та простоту реалізації, проте їхня ефективність істотно залежить від просторового розподілу пунктів доставки і вибору кількості кластерів, що ускладнює практичне застосування без попереднього аналізу даних.

Окремий напрям досліджень пов'язаний із використанням щільнісних методів кластеризації, зокрема DBSCAN [7] та його рекурсивних варіантів, які дозволяють автоматично виявляти компактні групи пунктів доставки. Такі методи є ефективними для скупчених логістичних мереж, однак можуть втрачати стабільність у випадку рівномірного або комбінованого просторового розташування точок, що обмежує універсальність їхнього застосування.

Відзначимо також представлену у роботі [8] концепцію обмеженої (capacitated) кластеризації, у межах якої процес формування кластерів безпосередньо пов'язується з обмеженнями на вантажопідйомність транспортних засобів. Хоча такі підходи мають вагомий теоретичний підґрунтя, більшість досліджень зосереджується на окремих сценаріях або стандартних тестових наборах даних, що ускладнює об'єктивне порівняння методів у різних умовах.

Вітчизняні науковці [9, 10] також підтверджують перспективність використання методів кластеризації для задач маршрутизації доставки, однак переважно обмежуються аналізом окремих алгоритмів без системного порівняльного аналізу на різних типах просторових розподілів пунктів доставки.

З огляду на це, **метою** цієї статті є порівняльний аналіз найпоширеніших методів кластеризації маршрутів доставки в умовах обмеженої вантажопідйомності транспортних засобів із використанням імітаційного моделювання.

Зокрема, задачі статті передбачають: розробку імітаційної методики формування сценарних датасетів із різною просторовою структурою пунктів доставки; адаптацію класичних алгоритмів кластеризації маршрутів доставки (K-means, Sweep та Clarke–Wright) до умов обмеженої вантажопідйомності транспортних засобів із реалізацією оптимальної маршрутизації всередині сформованих кластерів; а також проведення порівняльного експериментального аналізу ефективності зазначених алгоритмів за показниками приросту загальної довжини маршрутів, рівня використання вантажопідйомності та чутливості до

просторової організації логістичної мережі.

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Програмні засоби та інструменти

Аналіз даних та моделювання маршрутів доставки здійснювалися з використанням мови програмування Python у середовищі Jupyter Notebook. Зокрема, бібліотеки NumPy та Pandas використовувалися для генерації координат пунктів доставки імітаційних датасетів та роботи з табличними структурами даних.

Реалізація методів кластеризації маршрутів доставки виконувалася із застосуванням бібліотеки Scikit-learn (для алгоритму k-means), а також власних програмних реалізацій алгоритмів обмеженої кластеризації та Recursive-DBSCAN, адаптованих до умов обмеженої вантажопідйомності транспортних засобів.

Оптимізація маршрутів усередині сформованих кластерів для задач малої розмірності ($n < 16$) здійснювалася з використанням точного алгоритму Хелда–Карпа [11]. Натомість для задач великої розмірності ($n \geq 16$) – застосовувався евристичний алгоритм найближчого сусіда, який забезпечує швидке формування початкового допустимого маршруту шляхом послідовного вибору найближчого не відвіданого пункту доставки з поверненням до депо. З метою підвищення якості отриманого розв'язку додатково застосовувався алгоритм локальної оптимізації 2-opt, що ітеративно покращує маршрут шляхом перестановки пар ребер до досягнення локального мінімуму або заданого обмеження за кількістю ітерацій [10].

Візуалізація просторового розташування пунктів доставки, кластерів і побудованих маршрутів здійснювалася за допомогою бібліотеки Matplotlib, що дозволило провести наочний порівняльний аналіз результатів роботи різних методів кластеризації на імітаційних датасетах.

Генерація тестових датасетів для кластеризації маршрутів доставки

Підготовка тестових даних для дослідження методів кластеризації маршрутів доставки здійснювалася як системна процедура імітаційного моделювання, спрямована на забезпечення репрезентативності сценаріїв, відтворюваності експериментів та коректності порівняльного аналізу алгоритмів. У межах дослідження сформовано три типи імітаційних датасетів, що моделюють характерні просторові сценарії логістичних мереж (рис. 1, 2):

1. Uniform – щільна міська мережа з рівномірним розподілом пунктів доставки.
2. Clustered – кластеризована мережа, що імітує скупченість торговельних точок у спальних районах міста.
3. Mixture – комбінована мережа з кластерами та окремими віддаленими пунктами доставки.

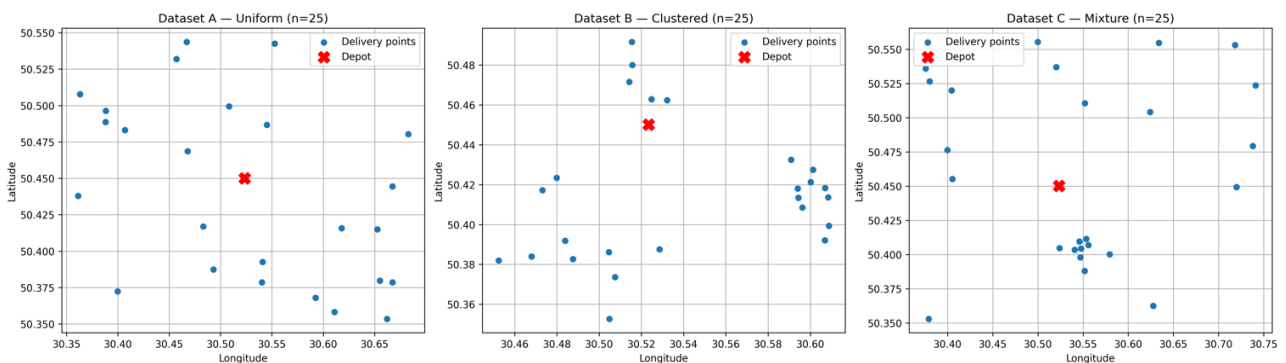


Рис. 1. Графічне представлення згенерованих датасетів для трьох окремих сценаріїв за $n = 25$

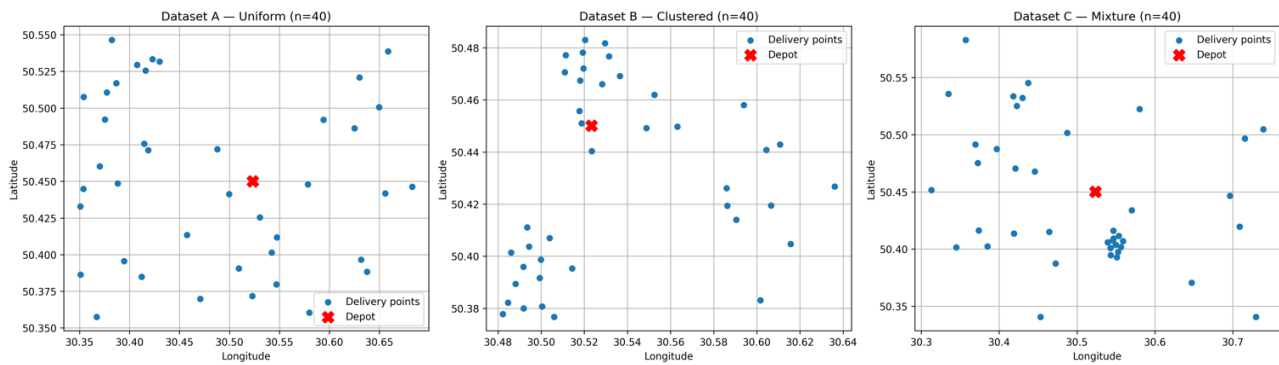


Рис. 2. Графічне представлення згенерованих датасетів для трьох окремих сценаріїв за $n = 40$

Генерація датасетів реалізована із використанням фіксованого зерна псевдовипадкових чисел, що гарантує відтворюваність результатів. Кожен пункт доставки описується уніфікованим набором параметрів, зокрема географічними координатами та величиною попиту, а також підлягає перевірці на дотримання мінімальної просторової сепарації з метою уникнення штучно близьких розташувань.

Запропонована методика формування тестових даних дозволяє адекватно моделювати різні типи реальних логістичних середовищ, забезпечує коректну валідацію методів кластеризації та створює основу для об'єктивного порівняльного аналізу їх ефективності в умовах обмеженої вантажопідйомності транспортних засобів.

Маршрутизація доставки без обмежень вантажопідйомності

На базовому етапі, що передувало кластеризації, програмно реалізовано оптимальну маршрутизацію доставки за допомогою евристичного та точного підходу без урахування обмежень вантажопідйомності. Зокрема, евристичний алгоритм найближчого сусіда з подальшою локальною оптимізацією 2-opt [10] використовувався як основний для швидкого отримання наближених розв'язків при $n \geq 16$, тоді як точний алгоритм динамічного програмування Хелда–Карпа [11] застосовувався як еталонний метод лише для задач малої розмірності ($n < 16$).

У таблиці 1 додатково наведено порівняння довжини маршрутів і часу обчислення для обох використаних алгоритмів та кожного тестового датасету за $n \leq 17$.

Таблиця 1

Порівняльні результати евристичного та точного алгоритмів оптимізації маршрутів доставки без урахування обмежень вантажопідйомності

Dataset	n (nodes)	Heuristic length (km)	Heuristic time (s)	Exact length (km)	Exact time (s)	Deviation (%)
Uniform	12	65,521	0,0002	65,325	0,182	0,30
Clustered		34,311	0,0013	34,196	0,262	0,34
Mixture		85,328	0,0002	84,782	0,175	0,64
Uniform	15	74,397	0,0015	73,351	1,715	1,43
Clustered		43,072	0,0012	41,659	1,637	3,39
Mixture		94,237	0,0005	93,277	1,724	1,03
Uniform	16	70,949	0,0006	70,750	3,136	0,28
Clustered		41,165	0,0006	40,289	2,904	2,17
Mixture		101,669	0,0006	98,748	2,940	2,96
Uniform	17	91,607	0,0028	88,445	13,36	3,58
Clustered		39,906	0,0017	39,906	11,54	0,00
Mixture		83,063	0,0011	81,049	11,74	2,48

Результати числових експериментів (табл. 1) показують, що евристичний метод Наукові праці ВНТУ, 2026, №1, <https://doi.org/10.31649/2307-5376-2026-1-195-204>

забезпечує досить високу швидкодію (мілісекунди) за незначного відхилення від оптимального маршруту, яке в загальному не перевищує 4 % залежно від типу просторового розподілу пунктів доставки. Натомість час роботи алгоритму Хелда–Карпа експоненційно зростає зі збільшенням кількості вершин, що, як відомо, суттєво обмежує його практичне застосування.

Кластеризація пунктів доставки для задач маршрутизації

Одним із базових методів кластеризації, обраних у межах цього дослідження, є відомий алгоритм K-means, який широко застосовується для просторового групування об'єктів на основі мінімізації внутрішньокластерної дисперсії. Його використання зумовлене обчислювальною ефективністю, простотою реалізації та здатністю формувати компактні кластери, що є важливим для подальшої побудови маршрутів доставки.

Водночас класична постановка алгоритму K-means не враховує жодних ресурсних або логістичних обмежень, що суттєво обмежує можливість його безпосереднього застосування у задачах маршрутизації. З метою адаптації методу до умов реальних логістичних систем реалізовано модифікований варіант алгоритму, доповнений обмеженнями на сумарний попит у кластері, який не повинен перевищувати вантажопідйомність транспортного засобу. На рис. 3 наведено графічний та аналітичний результат виконання цього алгоритму для Uniform-датасету з рівномірним розподілом 40 пунктів доставки.

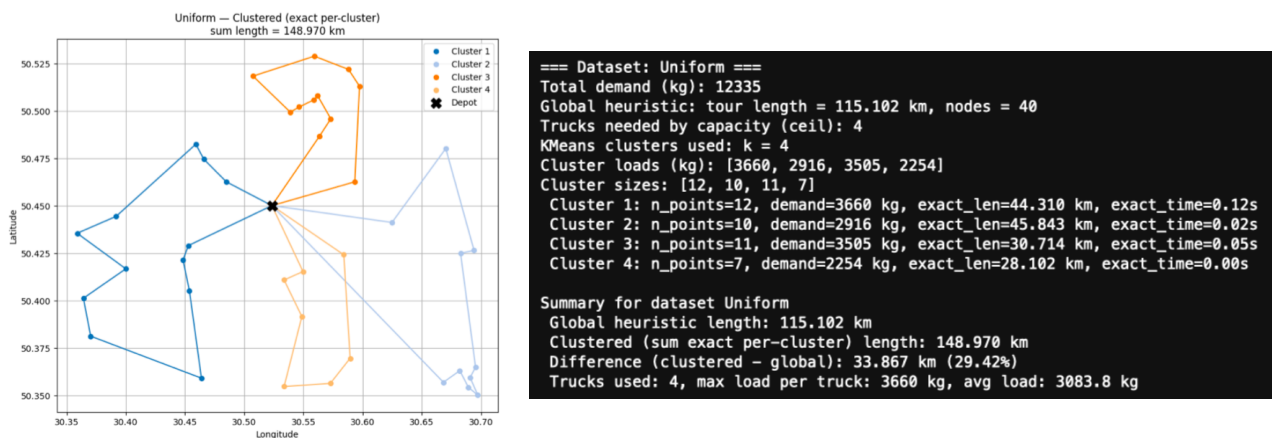


Рис. 3. Графічний та аналітичний результат виконання алгоритму K-means з обмеженням вантажопідйомності для Uniform-датасету

З аналізу результатів, наведених на рис. 3, випливає, що для Uniform-датасету оптимальний маршрут, побудований за допомогою евристичного алгоритму без урахування обмежень вантажопідйомності, має загальну протяжність 115,102 км та сумарне корисне навантаження 12 335 кг. Такий маршрут передбачає використання великотоннажного транспортного засобу та послідовне обслуговування всіх 40 пунктів доставки в межах одного циклу, що в практичних умовах може бути економічно недоцільним.

Застосування кластеризації маршрутів методом K-means з урахуванням обмеження вантажопідйомності на рівні 4000 кг (середньовантажний транспортний засіб) призводить до збільшення сумарної довжини маршруту (148,97 км) на 29,42 % порівняно з некластеризованою задачею. Зазначене зростання пояснюється необхідністю окремого повернення до депо для кожного сформованого кластера. Водночас отримані кластери характеризуються відносно рівномірним розподілом кількості пунктів доставки ($n = 7-12$) та маси вантажу (2254 – 3660 кг), що свідчить про ефективний баланс навантаження між маршрутами та відповідність логістичним обмеженням. Окрім того, використання транспортних засобів меншого вантажного класу компенсує зростання протяжності маршрутів за рахунок кращої пристосованості до умов щільного міського трафіку та

загального зниження операційних витрат на рівні 30 – 50 %.

Хоча кластеризація методом K-means показала задовільний баланс навантаження та контроль розміру кластерів для Uniform-датасету, цей підхід не враховує кутову та топологічну структуру просторового розміщення пунктів доставки. У реальних логістичних мережах така просторова нерівномірність може призводити до формування маршрутів із зайвими пробігами та менш раціональною послідовністю відвідування клієнтів. З метою подолання зазначеного обмеження додатково реалізовано алгоритм Sweep.

Ідея алгоритму Sweep полягає у послідовному формуванні кластерів на основі полярного впорядкування пунктів доставки відносно депо. Клієнтські точки сортується за зростанням полярного кута, після чого послідовно включаються до поточного кластера до моменту досягнення обмеження вантажопідйомності або граничної кількості пунктів доставки. Після цього формується новий кластер, і процедура повторюється до повного покриття множини точок. Такий підхід повинен забезпечувати просторову компактність кластерів і природну послідовність обходу пунктів доставки, що сприяє зменшенню непродуктивних пробігів та підвищенню економічної ефективності маршрутів.

На рис. 4 наведено результати застосування алгоритму кластеризації Sweep з урахуванням обмеження вантажопідйомності транспортного засобу для Uniform-датасету порівняно з глобальним евристичним маршрутом побудованим без кластеризації.

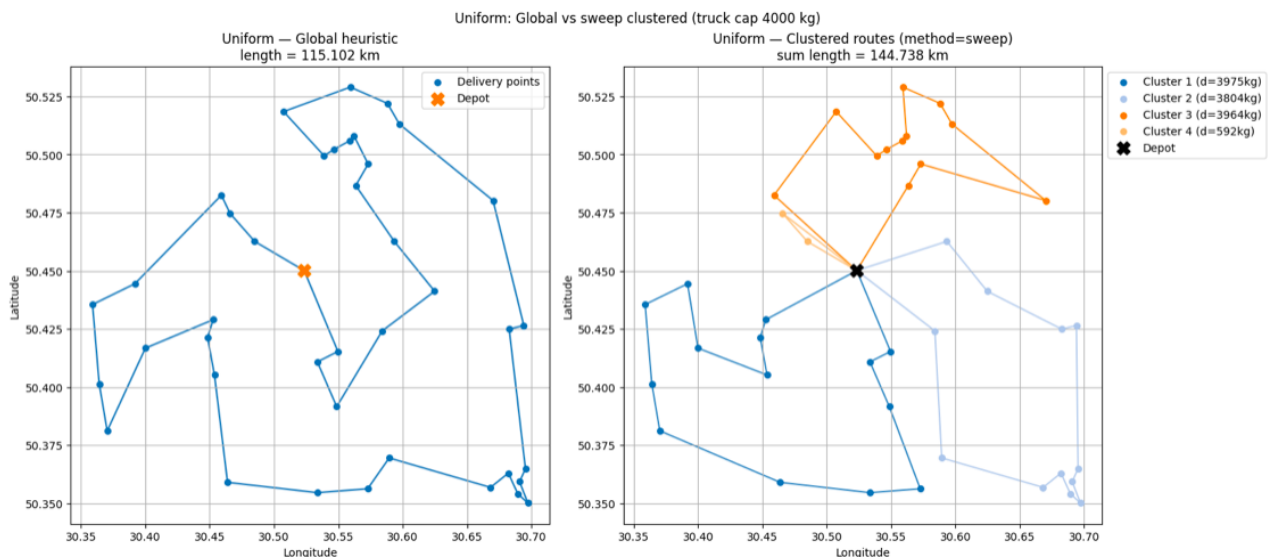


Рис. 4. Порівняння глобального маршруту та кластеризації методом Sweep з обмеженням вантажопідйомності для Uniform-датасету

Як видно з результатів, наведених на рис. 3, застосування алгоритму Sweep дало змогу зменшити сумарну довжину кластеризованого маршруту порівняно з маршрутом, сформованим методом K-means (144,74 км проти 148,97 км). При цьому для перших трьох кластерів досягнуто високого рівня використання вантажопідйомності транспортного засобу, що перевищує 95 % (у діапазоні 3804 – 3975 кг). Водночас четвертий кластер характеризується істотним недовантаженням (592 кг), що в практичних умовах може обґрунтовувати застосування транспортного засобу меншого класу або доцільність додаткової перекластеризації з метою вирівнювання розподілу корисного навантаження між маршрутами.

Хоча методи K-means та Sweep дозволяють ефективно формувати просторово компактні кластери з урахуванням обмежень вантажопідйомності, їхня ефективність у плануванні маршрутів може суттєво знижуватися за наявності складних просторових конфігурацій та нестандартних розподілів навантаження. У зв'язку з цим також досліджено й реалізовано алгоритм Clarke–Wright, який базується на принципі злиття маршрутів на основі економії

відстані.

Ідея Clarke–Wright полягає у початковому формуванні окремих маршрутів для кожної точки доставки, що починаються та закінчуються у депо, і подальшому їхньому послідовному злитті за критерієм максимального збереження економії пробігу. При цьому алгоритм враховує обмеження вантажопідйомності транспортного засобу та, за необхідності, максимальну кількість точок у маршруті, забезпечуючи збалансовані та економічно ефективні рішення.

З формальної точки зору алгоритм Clarke–Wright може бути наведений у вигляді наступної математичної моделі. Припустимо $V = \{1, 2, \dots, n\}$ – множина пунктів доставки, 0 – депо, d_{ij} – відстань між пунктами i та j , q_i – попит у пункті i , Q – вантажопідйомність транспортного засобу. Початково формується окремих маршрутів для кожного пункту:

$$R_i^{(0)} = \{0 \rightarrow i \rightarrow 0\}, i \in V, \quad (1)$$

Для кожної пари (i, j) обчислюється величина збереження:

$$S_{ij} = d_{0i} + d_{0j} - d_{ij}, \quad (2)$$

Маршрути об'єднуються за спадним порядком S_{ij} , якщо сума попиту у об'єднаних маршрутах не перевищує Q :

$$\sum_{k \in R_i \cup R_j} q_k \leq Q \Rightarrow R_{new} = R_i \cup R_j. \quad (3)$$

Процедура повторюється до повного об'єднання можливих маршрутів. Оптимізаційна ціль алгоритму формулюється як мінімізація сумарної довжини маршрутів:

$$\min \sum_{R \in R^*} \sum_{(i,j) \in R} d_{ij}, \quad (4)$$

де R^* – множина сформованих маршрутів після кластеризації.

Такий підхід дозволяє зменшити загальний пробіг та одночасно дотримуватися логістичних обмежень, що робить його особливо придатним для практичного планування маршрутів у міських та комбінованих мережах доставки (рис. 5, 6).

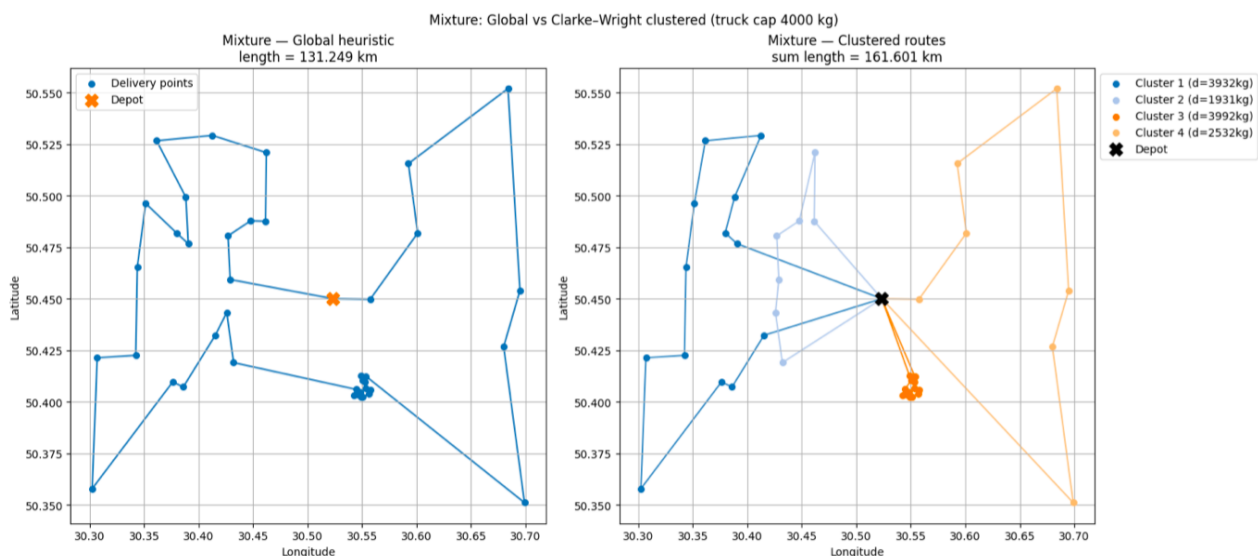


Рис. 5. Кластеризація методом Clarke–Wright з обмеженням вантажопідйомності для Mixture-дасету

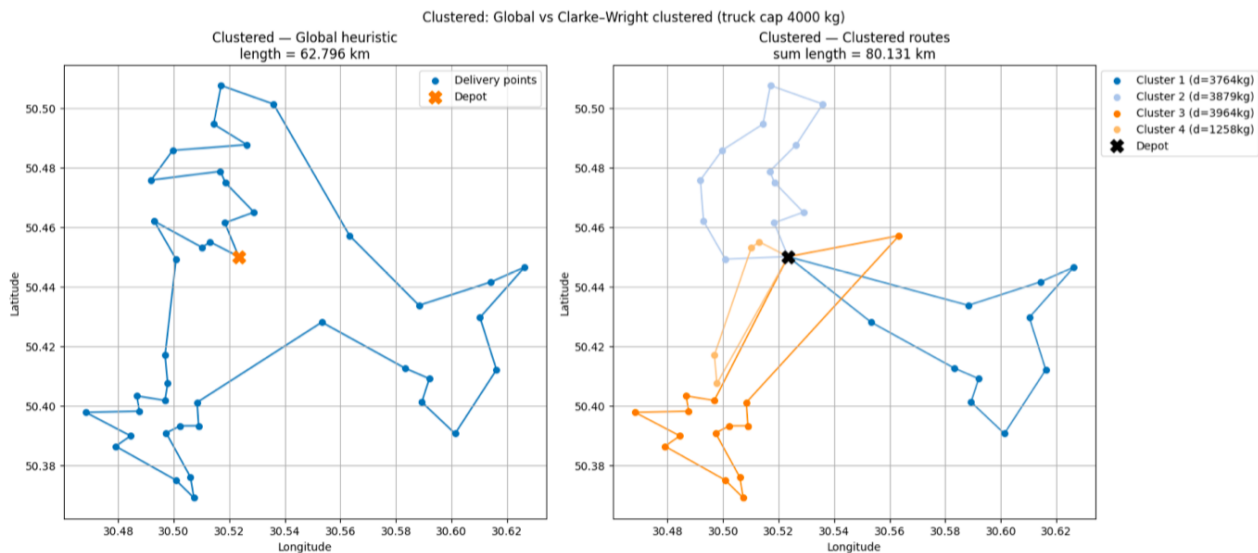


Рис. 6. Кластеризація методом Clarke–Wright з обмеженням вантажопідйомності для Mixture- та Clustered-датасету

Усі наведені припущення про залежність якості методу кластеризації від типу розподілу вхідних даних, отримали своє практичне підтвердження в результаті тестування та порівняльного аналізу описаних вище алгоритмів на сценарних датасетах (рис. 7). А саме, якщо у випадку рівномірного просторового розподілу пунктів доставки (Uniform-датасет) всі методи кластеризації продемонстрували близькі результати маршрутизації (приріст загальної довжини маршруту після кластеризації становив у середньому $\Delta L \approx 25 - 30 \%$), то для Clustered- та Mixture-датасетів відмінності між алгоритмами виявилися значно суттєвішими.

	clust_method	dataset	total_points	total_demand, kg	L_global, km	L_clustered, km	diff_km	$\Delta L, \%$	N_trucks	Q_max, kg	min_cluster size	max_cluster size	t, s
0	Clarke–W...	Uniform	40	12335	115.10	144.70	29.60	25.72	4	3959	6	13	0.62
1	Clarke–W...	Clustered	40	12865	62.80	80.13	17.33	27.61	4	3964	4	14	0.94
2	Clarke–W...	Mixture	40	12387	131.25	161.60	30.35	23.13	4	3992	7	13	0.79
3	Sweep	Uniform	40	12335	115.10	144.74	29.64	25.75	4	3975	2	14	0.98
4	Sweep	Clustered	40	12865	62.80	90.08	27.28	43.45	4	3902	4	13	0.47
5	Sweep	Mixture	40	12387	131.25	178.72	47.47	36.17	4	3744	3	13	0.67
6	KMeans	Uniform	40	12335	115.10	148.97	33.87	29.42	4	3660	7	12	0.25
7	KMeans	Clustered	40	12865	62.80	108.11	45.31	72.15	7	2616	3	8	0.15
8	KMeans	Mixture	40	12387	131.25	342.09	210.84	160.64	14	3992	1	13	0.72

Рис. 7. Аналітичні результати тестування методів кластеризації маршрутів доставки для різних сценаріїв просторового розподілу пунктів доставки

Так, для Clustered-датасету алгоритм Clarke–Wright продемонстрував найкращі показники з точки зору мінімального приросту довжини маршруту ($\Delta L = 27,61 \%$) за умови збереження високого рівня завантаження транспортних засобів. Застосування алгоритму Sweep у цьому випадку призвело до суттєвішого збільшення протяжності маршрутів ($\Delta L = 43,45 \%$), що пояснюється специфікою кутового впорядкування точок у щільно скупчених районах. Найменш ефективним виявився метод K-means, для якого приріст довжини маршруту перевищив 70% , а кількість задіяних транспортних засобів зросла до семи, що істотно знижує економічну доцільність його використання в таких умовах.

Аналогічна тенденція спостерігається і для Mixture-датасету, що поєднує рівномірно розподілені та скупчені області. У цьому сценарії найбільш стабільні та збалансовані результати знову забезпечив алгоритм Clarke–Wright ($\Delta L = 23,13 \%$). Метод Sweep продемонстрував прийнятний компроміс між довжиною маршрутів і рівнем завантаження

транспортних засобів, однак характеризувався більшим приростом загальної протяжності маршрутів ($\Delta L = 36,17\%$). Натомість застосування K-means у цьому випадку знову виявилось найменш ефективним: загальна довжина кластеризованого маршруту зростає більш ніж у 2,6 рази ($\Delta L = 160,64\%$), а кількість сформованих кластерів досягла 14, що свідчить про втрату контролю над глобальною структурою маршрутизації.

Поряд із відмінностями у прирості довжини маршрутів (ΔL), алгоритми демонструють дещо різну обчислювальну ефективність (рис. 7), хоча й забезпечують допустимий час виконання для задачі середньої розмірності ($t < 1$ с). Найменші часові витрати характерні для методу K-means, однак це досягається ціною втрати контролю над кількістю кластерів і рівнем завантаження транспортних засобів. Натомість алгоритми Sweep та Clarke–Wright, маючи дещо більший час виконання, забезпечують стабільніші результати з точки зору балансу навантаження, кількості маршрутів та загальної протяжності, що робить їх більш доцільними для практичних логістичних застосувань.

Таким чином, результати порівняльного аналізу підтверджують ефективність запропонованої методики оцінювання алгоритмів кластеризації маршрутів доставки з урахуванням обмежень вантажопідйомності. Використання сценарних датасетів забезпечило можливість виявлення істотних відмінностей у поведінці досліджуваних алгоритмів залежно від просторової структури пунктів доставки та характеру їхнього розподілу.

Висновки

У роботі проведено порівняльний аналіз класичних методів кластеризації маршрутів доставки з урахуванням обмежень вантажопідйомності на основі сценарних імітаційних датасетів. Отримані результати підтверджують ефективність запропонованої методики оцінювання, яка дозволяє виявляти залежність якості кластеризації від просторової структури пунктів доставки.

Показано, що для рівномірного розподілу пунктів доставки всі розглянуті алгоритми демонструють подібні результати щодо приросту загальної довжини маршрутів після кластеризації ($\Delta L \approx 25 - 30\%$), тоді як для скупчених і комбінованих сценаріїв спостерігаються суттєві відмінності.

На основі проведених розрахунків встановлено, що алгоритм Clarke–Wright забезпечує найбільш стабільні показники з мінімальним приростом довжини маршрутів ($\Delta L < 30\%$), метод Sweep характеризується помірною чутливістю до просторової нерівномірності ($25\% < \Delta L < 45\%$), а застосування K-means у складних сценаріях призводить до значного погіршення результатів.

Запропонована методика імітаційного тестування з використанням сценарних датасетів дозволяє не лише кількісно оцінювати якість кластеризованих маршрутів, а й виявляти характерні поведінкові особливості алгоритмів залежно від просторової організації логістичної мережі. Це створює основу для обґрунтованого вибору методів кластеризації у прикладних задачах планування доставки.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з розширенням запропонованої методики шляхом урахування часових вікон обслуговування, стохастичних коливань попиту та кількості пунктів доставки, а також інтеграції адаптивних і гібридних методів кластеризації. Окремий інтерес становить застосування навчальних підходів для автоматичного вибору алгоритму кластеризації залежно від характеристик вхідних даних, що може суттєво підвищити ефективність інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень у транспортній логістиці.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Clustering algorithm for a vehicle routing problem with time windows / T. D. C. Le et al. *Transport*. 2022. Vol. 37. №1. P.17–27. <https://doi.org/10.3846/transport.2022.16850>.
2. Rizkallah L., Farouk M., Darwish N. A Clustering Algorithm for Solving the Vehicle Routing Assignment Наукові праці ВНТУ, 2026, №1, <https://doi.org/10.31649/2307-5376-2026-1-195-204>

Problem in Polynomial Time. *International Journal of Engineering and Technology*. 2019. Vol. 9. DOI: 10.14419/ijet.v9i1.22231.

3. Ekayanti E., Sugianto, Efendi I. B. Capacitated Vehicle Routing Problem (CVRP) with Sweep and Nearest Neighbor Algorithm. *Sinergi International Journal of Logistics*. 2024. Vol. 2. №1. P. 17–29. <https://doi.org/10.61194/sijl.v2i1.187>.

4. Arifta E., Rakhmawati F. Analysis of Book Distribution Routes Using the Capacity Vehicle Routing Problem (CVRP) Method Using the Sweep Algorithm. *Sinkron : Jurnal Dan Penelitian Teknik Informatika*. 2023. Vol. 7. №1. P. 360–367. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i1.12013>.

5. Pratiwi M., Lubis R. S. Distribution Route Optimization Using Nearest Neighbor Algorithm and Clarke and Wright Savings. *Sinkron : Jurnal Dan Penelitian Teknik Informatika*. 2023. Vol. 7. №3. P. 1638–1652. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i3.12622>.

6. Wu Y., Cai Y., Fang C. An efficient hybrid framework with knowledge transfer for solving capacitated vehicle routing problems. *Complex Intell. Syst.* 2025. Vol. 11. 337. <https://doi.org/10.1007/s40747-025-01920-x>.

7. Solving High Volume Capacitated Vehicle Routing Problem with Time Windows using Recursive-DBSCAN clustering algorithm / K. Bujel et al. *arXiv:1812.02300*. 2018 URL: <https://arxiv.org/abs/1812.02300>.

8. Abdellaoui A, Benabbou L., El Hallaoui I. Towards a connection between the capacitated vehicle routing problem and the constrained centroid-based clustering. *arXiv:2403.14013*. 2024. URL: <https://arxiv.org/abs/2403.14013>.

9. Використання алгоритмів кластеризації для автоматизації планування маршрутів у задачах маршрутизації перевезень / О. С. Чорна та ін. *Системи обробки інформації*. 2024. № 1 (176). С. 115–123. <https://doi.org/10.30748/soi.2024.176.14>.

10. Лещенко Ю. Я., Юхимчук М. С., Дубовой В. М. Кластеризація об'єктів у завданнях масової доставки «останньої милі». *Наукові праці Вінницького національного технічного університету*. 2025. №3. <https://doi.org/10.31649/2307-5376-2025-3-75-85>.

11. Held M., Karp R. M. The traveling-salesman problem and minimum spanning trees: Part II. *Mathematical Programming*. 1971. Vol. 1, P.6–25. <https://doi.org/10.1007/BF01584070>.

Стаття надійшла до редакції 01.02.2026.

Стаття пройшла рецензування 19.02.2026.

Стаття опублікована 31.03.2026.

Шевчук Олександр Федорович – канд. ф-м. наук, доцент кафедри комп'ютерних наук, [ORCID: 0000-0002-8600-0700](https://orcid.org/0000-0002-8600-0700), e-mail: shevchuk@vntu.edu.ua.

Козловський Андрій Володимирович – канд. техн. наук, доцент кафедри комп'ютерних наук, [ORCID: 0000-0001-9697-1511](https://orcid.org/0000-0001-9697-1511), e-mail: akozlovskiy@vntu.edu.ua.

Паночішин Юрій Миколайович – канд. техн. наук, доцент кафедри комп'ютерних наук, [ORCID: 0000-0003-1546-3422](https://orcid.org/0000-0003-1546-3422), e-mail: y.panochyshyn@vntu.edu.ua.

Сімончук Сергій Володимирович – асистент кафедри комп'ютерних наук, [ORCID: 0009-0000-7295-5357](https://orcid.org/0009-0000-7295-5357), e-mail: sergii.simonchuk@vntu.edu.ua.

Пяста Марія Володимирівна – студентка, факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, [ORCID: 0009-0004-7915-6581](https://orcid.org/0009-0004-7915-6581), e-mail: marpie173@gmail.com.

Вінницький національний технічний університет.