

УДК 519.854

В. С. Дзундза, Г. Й. Михальчук

Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ МАРШРУТИЗАЦІЇ ВЕЛИКОЇ РОЗМІРНОСТІ

Розглянуто методи розв'язання задачі маршрутизації великої розмірності. Розроблено програмне забезпечення для розв'язання поданої задачі за допомогою кластеризації множини клієнтів та застосування метаевристичних алгоритмів.

Ключові слова: *маршрутизація транспортних засобів; задача маршрутизації великої розмірності; кластеризація; метод k-середніх; метод середнього зсуву; напрямлений локальний пошук; табу-пошук.*

Рассмотрены методы решения задачи маршрутизации большой размерности. Разработано программное обеспечение для решения представленной задачи при помощи кластеризации множества клиентов и применения метаэвристических алгоритмов.

Ключевые слова: *маршрутизация транспортных средств; задача маршрутизации большой размерности; кластеризация; метод k-средних; метод среднего сдвига; направленный локальный поиск; табу-поиск.*

In this paper, we researched methods for solving a large-scale vehicle routing problem. First, we provided the description of the problem that modern logistic companies encounter during the planning of transportations. As a solution for this problem, we used meta-heuristics and clustering algorithms. Existing studies and publications in the field of large-scale routing were analyzed, giving us the opportunity to assess the quality of the presented meta-heuristics and select those that lead to the best results. The definition of the routing problem is presented, as well as the description of requirements and limitations for the final solution. Then, in the main part of the work, we offer a brief overview of the Clark-Wright heuristic, which we use to build initial solutions. Also we give a brief description of Guided Local Search and Tabu Search algorithms. Both meta-heuristics help to improve the initial solution obtained using the local search algorithms, while avoiding falling into local minima. The K-Means and Mean-Shift clustering algorithms are described and used to speed up the calculation of the solution and eliminate unnecessary costs during routes optimization. Finally, to check the quality of the proposed solution, we developed software that implements the described meta-heuristics and clustering algorithms, and provides the routing results in the form of a

route graph and its total length. The program was tested on the set of benchmarks of the Belgian roads, which were provided in the work of F. Arnold, M. Gendreau, K. Sorensen K. [5]. The results of comparison with the best solutions are provided along with the conclusion on the optimality of the results obtained. That allows us to assert that in less than ten minutes of solving a problem on each of the clusters, the developed software gives results that differ from the best known only by 5-7%. Further work will be aimed at improving the results by exchanging points between neighboring clusters.

Keywords: *vehicle routing problem; large scale vehicle routing problem; clustering; k-means; mean-shift; guided local search; tabu search.*

Постановка проблеми. Планування перевезень є важливою складовою підвищення ефективності системи поставок. Сучасні системи транспортної логістики, як правило, мають великомасштабний характер. Складність таких систем залежить від безлічі факторів. Крім того, постійне зростання співробітництва між транспортними компаніями призводить до збільшення розмірності задач, при цьому обмеження і цілі, яких потрібно досягти, стають все більш складними.

Тому гостро постає питання про оптимальність маршрутизації транспортних засобів. Ця робота спрямована на дослідження та реалізацію методів розв'язання задачі маршрутизації великої розмірності (large scale vehicle routing problem – LSVRP).

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Докладний огляд методів розв'язання задачі маршрутизації великої розмірності наведено в роботі [1]. Автори приділяють особливу увагу методу табу-пошуку (tabu search – TS) [2], еволюційним алгоритмам, методу модельованого відпалу (Simulated annealing) та пропонують фреймворк для розв'язання задач маршрутизації транспортних засобів (Vehicle Routing Problem – VRP).

У роботі Kilby P., Prosser P., Shaw P. [3] описано ідею та продемонстровано переваги алгоритму напрямленого локального пошуку (guided local search – GLS) для вирішення VRP.

Незважаючи на велику актуальність цієї проблеми, більшість досліджень проведено для задач маршрутизації, де кількість клієнтів не перебільшує декількох сотень. Набори тестових даних для різних видів VRP постійно поповнюються. Наприклад, у роботі Uchoa et al. [4] було надано нові набори тестових даних для задачі маршрутизації з обмеженою вантажопідйомністю транспортного засобу, але максимальна кількість клієнтів в цьому наборі складатиме одну тисячу.

Підходи до розв'язання задач маршрутизації, коли кількість клієнтів складає тисячі або десятки тисяч, розглянуто в роботі F. Arnold,

М. Gendreau, К. Sorensen [5]. Також автори пропонують новий набір тестових даних розмірністю від 3000 до 30000, що отримані на основі реальних даних поштової служби Брюсселя, та надають найкращі результати для кожного екземпляру. Відзначимо, що ці тестові дані, за словами авторів, є першим набором, що створений спеціально для задач маршрутизації «дуже великої розмірності».

В роботі, що пропонується, акумулюються ідеї наведених вище досліджень та використовуються запропоновані набори даних.

Постановка задачі. Задано координати складу, координати та замовлення клієнтів, набір транспортних засобів з їхньою вантажопідйомністю.

Задача полягає в побудові мінімального за довжиною набору маршрутів для доставки замовлень від складу до клієнтів. Кожний клієнт має бути відвіданий лише один раз. Будь-який маршрут має починатися та закінчуватися на складі. Об'єм товару, який може доставити один транспортний засіб, обмежується вантажопідйомністю останнього.

Графічне представлення задачі маршрутизації показано на рис. 1.

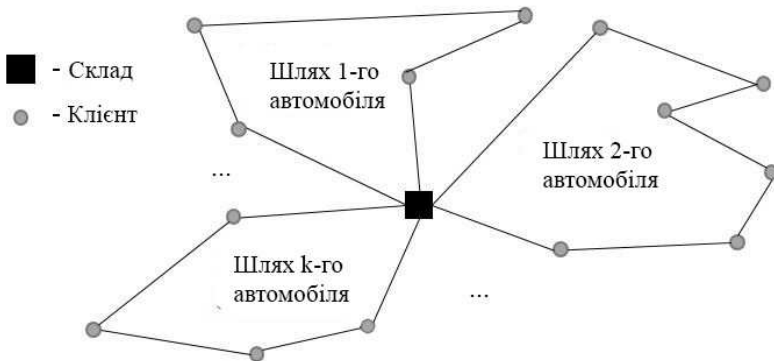


Рисунок 1 – Графічне представлення VRP

Основний матеріал. Вирішення поставленої задачі проводиться у два етапи. На першому етапі множина клієнтів розбивається на декілька підмножин за допомогою алгоритмів кластеризації. Це дозволяє в подальшому уникнути зайвих витрат на стадії формування матриці відстаней та зайвих перестановок на стадії поліпшення початкового розв'язку. Матриця відстаней заповнюється лише для

точок, що належать одному кластеру, а перестановки здійснюються у межах кластера. На другому етапі виконується побудова маршрутів на кожній отриманій підмножині.

Для кластеризації застосовуються методи k -середніх (k -means) [6] та середнього зсуву (mean-shift) [7]. Ідея методу k -means полягає у відшуванні такого розбиття набору з n точок $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ на k непустих кластерів $\{S_1, S_2, \dots, S_k\}$, щоб кожна точка була приєднана до того кластера, центр якого найближчий. Метод потребує заздалегідь визначеної кількості кластерів та базується на мінімізації суми квадратів відстаней від кожної точки до центра відповідного кластера:

$$\sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} \|x_j - \mu_i\|^2 \rightarrow \min ,$$

де μ_i – центр i -го кластера.

Метод mean-shift, на відміну від k -means, не потребує заздалегідь визначеної кількості кластерів. Центри кластерів у цьому методі відповідають локальним максимумам функції щільності розподілу. Центроїд-кандидат μ_i на кожній ітерації оновлюється за рахунок зсуву у напрямку збільшення щільності розподілу даних. Вектор середнього зсуву $m(\mu_i)$ визначається як

$$m(\mu_i) = \frac{\sum_{x_j \in N(\mu_i)} K(x_j - \mu_i)x_j}{\sum_{x_j \in N(\mu_i)} K(x_j - \mu_i)} - \mu_i ,$$

де $N(\mu_i)$ – окіл точки μ_i ,

$K(x)$ – функція ядра.

Для кожного з отриманих кластерів за допомогою евристики Clarke & Wright побудується початковий розв'язок. Цей алгоритм базується на збереженнях s_{ij} , які можуть бути отримані при об'єднанні двох наявних доріг r_i та r_j . Спочатку будуються n доріг, по одній до кожної точки. А потім дороги, які дають найбільше збереження, об'єднуються, доки не буде сформований набір з k доріг, які вже не можливо об'єднати з урахуванням вантажопідйомності машин.

Для поліпшення отриманих початкових рішень використовуються алгоритми tabu search та guided locals. Обидва дають змогу поліпшити

початковий розв'язок за допомогою алгоритмів локального пошуку (2-opt, 3-opt, k-swap, та інш.), але TS надає можливість уникнути небажаних обмінів за допомогою табу-списку, який зберігає обміни, що найбільше погіршують розв'язок, а GLS дає змогу уникнути падінь у локальні мінімуми використовуючи «штрафи», які зменшують привабливість розв'язку, що знаходиться дуже близького до останнього знайденого мінімуму.

Розроблено програмне забезпечення, в якому реалізовано описані алгоритми кластеризації, побудови та поліпшення маршрутів. Результати роботи програми для деяких тестових екземплярів з набору, запропонованого в роботі [5], наведено на рис. 2-5. Кластеризацію у цих прикладах виконано методом k-means. Для поліпшення побудованих початкових маршрутів використано метод guided local search.

Для порівняння результатів роботи програми з найкращими результатами, отриманими Arnold F., Gendreau M., Sorensen K. [5], проведено серію обчислювальних експериментів, кластеризацію в яких здійснено за допомогою метода k-Means. Кількість кластерів для кожного експерименту встановлено рівним $\left\lfloor \frac{n}{500} \right\rfloor$, де n – кількість клієнтів. Поліпшення початкових маршрутів виконано методом GLS. Час роботи алгоритму обмежено 500 секундами для побудови маршрутів по кожному з кластерів. Отримані результати наведено у табл. 1.

Таблиця 1

Порівняння результатів розв'язання тестових задач

Задача (кількість точок)	Загальна довжина, отримана в роботі [5]	Загальна довжина, отримана за допомогою K-Means та GLS
L1 (3 000)	195 239	204 749
A1 (6 000)	483 606	509 551
G1 (10 000)	476 489	501 018
B1 (15 000)	512 089	548 619
F1 (20 000)	7 321 847	7 740 484

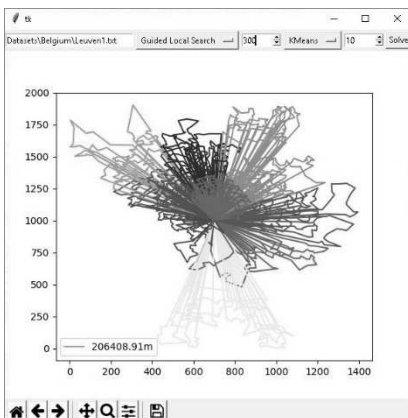


Рисунок 2 – Розв’язок для 3000 точок. 10 кластерів, 300 секунд

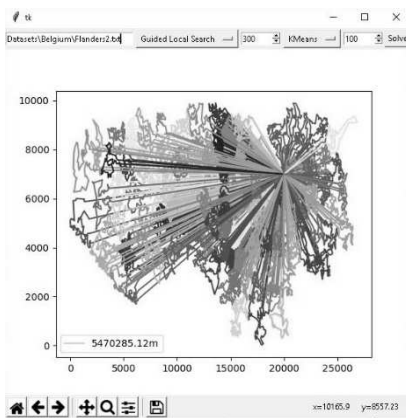


Рисунок 3 – Розв’язок для 30000 точок. 100 кластерів, 300 секунд

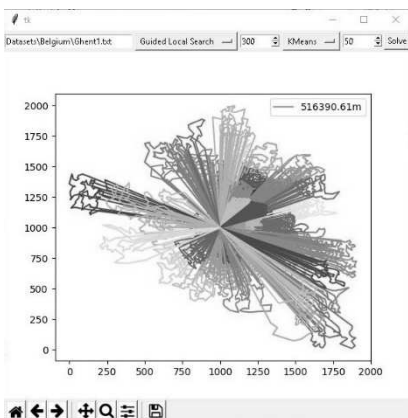


Рисунок 4 – Розв’язок для 10000 точок. 50 кластерів, 300 секунд

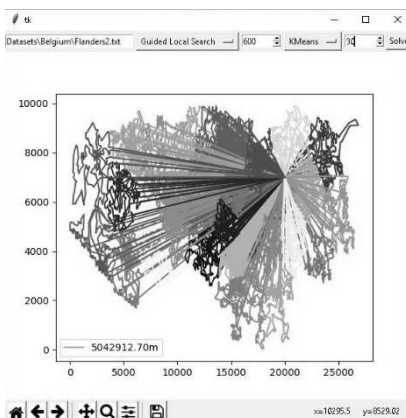


Рисунок 5 – Розв’язок для 30000 точок. 30 кластерів, 600 секунд

З таблиці видно, що, обмежуючись менш ніж десятьма хвилинами для вирішення задачі на кожному з кластерів, розроблене програмне забезпечення дає результати, які відрізняються від найкращих відомих лише на 5-7 %.

Варто відзначити, що результати розв’язання залежать від значень параметрів, які використовуються для розрахунку. Так, наприклад, результат, наведений на рис. 3 для тестової задачі F2 (30 000 точок), був отриманий з використанням GLS протягом 300 секунд на 100

кластерах. Зменшивши кількість кластерів до 30 і збільшивши час розв'язання до 600 секунд вдалося поліпшити результат на 8 % (рис. 5).

Висновки. Розглянуто задачу маршрутизації великої розмірності. Проаналізовано наявні дослідження для задач цього класу та розроблено програмне забезпечення, що виконує побудову маршрутів шляхом розбиття множини клієнтів на підмножини за допомогою методів кластеризації та реалізації алгоритмів Guided Local Search і Tabu Search на кожній підмножині. Проведено порівняння результатів роботи програми з найкращими відомими результатами. Подальша робота спрямована на покращення результатів за рахунок включення до підмножин деяких точок сусідніх кластерів.

Бібліографічні посилання

1. Huang M., Hu X. Large scale vehicle routing problem: an overview of algorithms and an intelligent procedure // International Journal of Innovative Computing, Information and Control, 2012. Vol. 8. No 8. P. 5809-5819.
2. Glover F., Laguna M., Marti R. Principles of Tabu Search. 2008.
3. Kilby P., Prosser P., Shaw P. Guided Local Search for the Vehicle Routing Problem // 2nd international conference on metaheuristics. Sophia-Antipolis, France, 1997.
4. Uchoa E., Pecin D., Pessoa A., Poggi M., Vidal T., and Subramanian A. New benchmark instances for the capacitated vehicle routing problem. // European Journal of Operational Research, 2017. 257(3). P. 845-858.
5. Arnold F., Gendreau M., Sorensen K. Efficiently Solving Very Large Scale Routing Problems // CIRRELT, 2017.
6. Lloyd S. Least squares quantization in PCM // IEEE Transactions on Information Theory. 1982. Vol. 28 (2). P. 129–137.
7. Comaniciu D., Meer P. Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002. Vol. 24 (5). P. 603–619.

Надійшла до редколегії 18.11.2018