

DOI: 10.35681/1560-9189.2023.25.2.300589

УДК 004.93

Є. М. Федорченко, А. О. Олійник, О. О. Степаненко,
Т. А. Зайко, С. І. Шило, Г. Д. Нестеров

Національний університет «Запорізька політехніка»
вул. Жуковського, 64, 69063 Запоріжжя, Україна

Розробка генетичного методу для вирішення задач маршрутизації з декількома транспортами та ваговими рамками

Розроблено модифікований генетичний метод для розв'язання задач маршрутизації з ваговими обмеженнями та кількома транспортними засобами. Основна відмінність цього методу полягає у використанні диплоїдного набору хромосом у популяції, яка еволюціонує. Ця модифікація робить залежність фенотипу від генотипу менш детермінованою і сприяє збереженню різноманітності генофонду та варіабельності ознак фенотипу. Результатом є підтримання високої варіабельності ознак у популяції під час еволюції, при цьому маючи невеликий вплив на фенотип особин. Також було запропоновано модифікацію генетичного оператора мутацій. Особини, які піддаються мутації, обираються відповідно до їхньої мутаційної стійкості, тобто «слабкіші» особини мутують, а «сильніші» залишаються без змін. Це зменшує вірогідність втрати досягнутого екстремуму функції під час мутації і сприяє переходу до нового екстремуму при накопиченні «кращих» ознак у популяції. Така модифікація оператора дозволяє здійснювати пошук значень, наближених до оптимальних, без втрати досягнутих під час пошуку найкращих рішень.

Ключові слова: *метаевристичні алгоритми, генетичний алгоритм, оптимізація, жадібний алгоритм, транспортна задача.*

Вступ

Згідно із нещодавно проведеним дослідженням, яке розглядається у статті з аналізу сфер економічної діяльності, лише у США за рік було витрачено понад 1,64 трильйони доларів на логістичні та транспортні операції, а кінцева вартість продукту, може складатися до 70 % із транспортних витрат [1].

© Є. М. Федорченко, А. О. Олійник, О. О. Степаненко, Т. А. Зайко, С. І. Шило, Г. Д. Нестеров

Тож перед галуззю транспортування постає задача економії ресурсів і мінімізації екологічного сліду при транспортуванні вантажів. Для вирішення цього питання використовуються розробки алгоритмів, методів і програмних продуктів, які націлені на скорочення маршрутів транспортних засобів. В останні роки значно збільшилася частка персональних доставок, прив'язаних до зайнятості клієнтів, піднімаються питання врахування часових вподобань одержувачів вантажу, що зазначає дослідження зайнятості населення України від 2020 року [2].

Математичне формулювання цієї задач відоме як задача маршрутизації транспортних засобів (Vehicle Routing Problem, VRP) з урахуванням часових вікон (Vehicle Routing Problem with Time Windows, VRPTW), яка накладає певні часові обмеження на обслуговування клієнтів транспортної мережі [3]. Роботу присвячено дослідженню та удосконаленню розв'язання задачі маршрутизації транспортних засобів з урахуванням часових вікон.

Швидкість обробки та ємність пам'яті сучасних комп'ютерів зростає в геометричній прогресії, що дозволяє вирішувати більші екземпляри задачі маршрутизації транспортних засобів, кожного року пропонуються нові різновиди задачі маршрутизації транспортних засобів і розробляються нові алгоритми їхнього розв'язання, все це стимулює прогрес у дослідницькій галузі та розробку комерційного програмного забезпечення для задач маршрутизації транспортних засобів [4].

Не дивлячись на розвиток галузі, специфіка задачі не дозволяє розробити методи та засоби для її вирішення при будь-яких видах вхідних даних. Це дозволяє говорити про необхідність розробки нових алгоритмів і методів. Актуальність роботи полягає у необхідності розробки модифікованого методу, що дозволяє вирішувати задачі маршрутизації транспортних засобів із обмеженнями габаритів вантажу, різноманітним набором транспортних засобів із обмеженням габаритів доступного для перевезення вантажу та необмеженою кількістю точок підбору та точок доставки.

Саме в такій постановці задача має прикладний характер і доповнює доцільність використання географічної карти при програмній реалізації розробленого методу. Після вивчення предметної області та тестування різних методів вирішення задачі було створено модифікований генетичний метод, який дозволяє визначити наближений до оптимального розподіл вантажу за транспортним парком, а транспорт за точками доставки. Це дозволяє забезпечити організацію доставки замовлень із мінімальними втратами при доставці.

Розроблювальний метод і програмне забезпечення будуть виконувати такі функції:

- приймати координати точок підбору і доставки;
- приймати кількість і параметри транспортних засобів;
- приймати кількість і параметри замовлень;
- розраховувати оптимальні маршрути та розподіли товарів;
- виводити результати розрахунків (рис. 1).

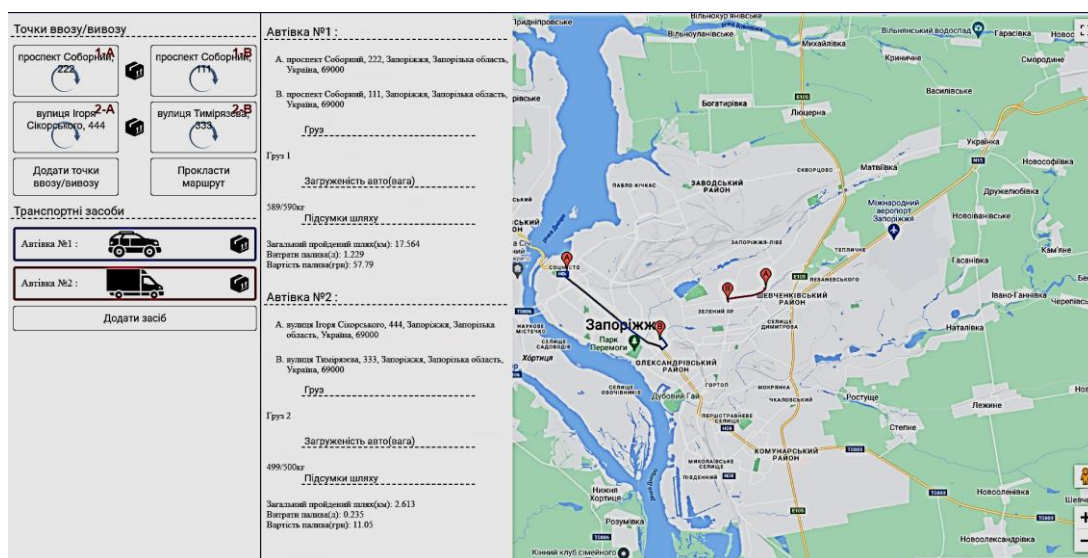


Рис. 1. Головна сторінка програмного застосунку

Аналіз літературних даних і постановка проблеми

Аналіз літературних джерел [5–11] стосовно методів і засобів розв’язання транспортної задачі та її аналогів показує, що в реальних умовах існують численні обмеження, які необхідно врахувати при створенні розв’язку задач маршрутизації. Проаналізуємо найбільш суттєві із таких обмежень.

Згідно статті [5] про види обмежень транспортної задачі, одним з суттєвих обмежень є варіація, у якій кожен транспортний засіб має вантажопідйомність, тобто він може перевозити лише певну кількість предметів одночасно, не перевищуючи пороговий об’єм і вагу. Складність полягає в тому, щоб створити маршрут, який дозволить транспортному засобу забрати/доставити найбільшу кількість вантажу за менших витрат часу в межах доступної ємності. Для постачальника послуг логістики та сама вантажівка може мати різні специфікації вантажопідйомності залежно від типу товару, який перевозиться.

Іншим видом обмеження є наявність часових вікон. Часові вікна вказують, коли можна здійснити кожне відвідування. Кожен клієнт і депо часто активні лише у власні періоди, які змінюються, і все це потрібно враховувати під час вирішення реальної задачі маршрутизації транспортних засобів [4].

Як можна побачити у статті [5], задача маршрутизації транспортних засобів для отримання та доставки виникає, коли транспортний засіб має забрати товари із різних місць і вивантажити їх у кількох пунктах призначення. Головна складність полягає у тому, щоб найбільш ефективно поєднати перевезення всіх вантажів (або людей) при мінімізації загальної довжини маршруту. У більшості випадків прийом і доставка відбуваються послідовно, тобто депо не задіяно.

Згідно тієї ж статті про прикладне використання рішень транспортної задачі із часовими вікнами часто виникає потреба ще й в обмеженні ресурсів. Ресурси обмежені, але необхідні для доставки товарів. Таким чином, проблема маршрутизації транспортного засобу завжди повинна враховувати доступну кількість водіїв/транспортних засобів і години роботи, щоби досягти прийнятного рішення.

У роботі [6] зазначено, що простір для пошуку рішення збільшується зі зменшенням кількості міст і навпаки. Якщо є N міст, тоді простір пошуку буде $N!$, і час обчислення також відповідно високий. Тому був використаний метод, що не проходить усіма можливими шляхами, а визначає найефективніший не переходячи до розділу жадібних алгоритмів, аби не втратити точності. У дослідженні аналізується задача, у якій перше та останнє депо кожного маршруту відрізняються, і немає необхідності повертати транспортний засіб до основного депо після виходу з одного депо та обслуговування клієнтів. Але він йде до депо, найближчого до останнього відвіданого клієнта. Мета полягає в оптимізації набору маршрутів для транспортних засобів, щоб обслуговувати всіх клієнтів у них визначені часові вікна і, як наслідок, пройдено відстань і вартість транспортування зменшено шляхом врахування найбільш раннього та найбільш пізнього часу прибуття без порушення пропускної спроможності транспортних засобів.

У статті [7] автори запропонували стан, в якому обмеження повернення до першого складу опущено, і стан, в якому перше і останнє депо маршруту можуть бути різними. Опісля було запропоновано метод для вирішення проблеми, який є гібридом алгоритму кластеризації і генетичного евристичного алгоритму, де, щоби зменшити простір пошуку, спочатку клієнтів ділять на групи, а потім намагаються знайти найбільш короткий шлях серед точок за генетичним методом [7].

У роботі [8] пропонується формулювання потоку двох товарів для задачі маршрутизації і класифікації транспортних засобів з кількома депо, враховуючи неоднорідний парк транспортних засобів і максимальний час маршруту. Оскільки створення підтурів є проблемою в таких формулюваннях, для їхнього усунення розглядаються чотири альтернативні набори обмежень: обмеження Данцига-Фулкерсона-Джонсона, обмеження Міллера-Такера-Земліна, обмеження транзитного навантаження і обмеження часу прибуття. Отримані змішані цілочисельні моделі лінійного програмування потім застосовуються до кількох еталонних екземплярів, і порівнюються отримані результати продуктивності.

У роботі [9] пропонується застосування методу стовпчикової генерації для вирішення цієї задачі. Він дозволяє користувачеві отримати можливі маршрути для розкладу транспортних засобів у компаніях, знаючи діапазон, у якому маршрутизація реальної мінімальної вартості. Ця остання характеристика може бути використаною за наявності сумнівів у силі методу генерації стовпців проти емпіричного методу маршрутизації. Іншою перевагою впровадження методу генерації стовпців є те, що розширення мережі, додавання нового клієнта до моделі не змінює формулювання, і той самий метод можна використовувати для пошуку маршрутів для обслуговування клієнта. Тим часом, в емпіричному рішенні, додавати клієнтів означає щоразу використовувати інтуїцію для отримання рішення.

Таким чином, на даний момент не існує універсального методу розв'язання задачі маршрутизації з декількома транспортами та ваговими рамками, внаслідок чого дослідники вимушені обирати прогностичні моделі, виходячи з порівняння результатів, отриманих за допомогою різних методів на основі емпіричних даних [4–10].

Тому необхідно розробити метод, що дозволить вирішувати задачі маршрутизації з кількома транспортними засобами та ваговими обмеженнями.

Використання досліджених методів та алгоритмів для пошуку найбільш ефективних маршрутів характеризується певними обмеженнями та вимогами до цільових функцій. При використанні таких алгоритмів є неможливим підвищення ефективності створених маршрутів при зміні параметрів, наприклад, при додаванні часових обмежень до умови задачі. Дані обмеження, при пошуку оптимальних рішень, не дозволяють підвищити точність методу до необхідного значення. Застосування генетичних методів (ГА), що засновані на механізмах природного відбору і успадкування, дозволяє уникнути певних обмежень, і тим самим підвищити точність результатів при модифікації методу.

У генетичних методах використовується еволюційний підхід, де пошук екстремуму цільової функції здійснюється шляхом використання множини точок у просторі пошуку, що являють собою популяції можливих рішень задачі. Перехід від однієї популяції до іншої дозволяє уникнути попадання в локальний оптимум, при цьому генетичні методи характеризуються поліноміальною складністю обчислень.

На сьогоднішній день існують різні методи та програмні засоби [4–10], які використовують алгоритми для створення маршрутів. Проте відомі методи часто не дозволяють забезпечити прийнятну ефективність досягнутих пропозицій. Така ситуація, перш за все, обумовлена тим, що зазвичай, обрані формули, значення параметрів обираються на основі експертної оцінки або емпірично. Такими параметрами можуть бути обрані коефіцієнти формул пошуку відстані, методу оновлення та ін. Тому для знаходження рішення зазначеної проблеми може бути розроблено генетичний метод для пошуку оптимальних маршрутів.

Розробка модифікованого генетичного методу

Здійснимо постановку транспортної задачі в термінах генетичного методу. Спочатку подається рішення у вигляді хромосоми: кожен потенційний розподіл об'єктів можна представити як хромосому генетичного алгоритму. У випадку транспортної задачі, хромосома може містити інформацію про розподіл об'єктів, наприклад, який вантаж перевозить кожний транспорт.

Після цього визначаються функції пристосованості: функція пристосованості оцінює якість кожного розподілу об'єктів. У транспортній задачі, це може бути функція, яка враховує витрати на перевезення, час доставки або інші критерії ефективності. Прикладом такої функції може бути

$$fitness[i] = \sum c[i, j], \quad (1)$$

де $c[i, j]$ — витрати на доставку, або відстань між точками.

Потім потрібно створити генетичні оператори: генетичний метод використовує такі генетичні оператори як схрещування (crossover), мутація (mutation) і відбір (selection), щоб генерувати нові хромосоми та покращувати рішення з кожним поколінням.

Далі виконується ітеративний процес, де нові хромосоми створюються, оцінюються за допомогою функції пристосованості, піддаються генетичним операціям і відбору. Цей процес повторюється протягом декількох поколінь досягнення оптимального рішення.

Ймовірність вибору кожної i -ї хромосоми визначається у вигляді

$$p(x_i) = \frac{1}{K} \left(a - (2a - 2) \frac{i-1}{K-1} \right), i \in 1, K, \quad (2)$$

де K — кількість хромосом; a — коефіцієнт оновлення.

a приймає значення в діапазоні від 1 до 2. $a > 1$ робить функцію більш положою, тобто ймовірність вибору менших індексів стає більшою порівняно з ймовірністю вибору більших індексів.

Наступним етапом є схрещування. На цьому етапі відбувається комбінація генетичної інформації з двох батьківських хромосом з метою створення нових хромосом. У випадку транспортної задачі, це може означати комбінування розподілу об'єктів з різних батьківських хромосом для отримання нового потенційного розподілу, після чого іноді виконується мутація, яка змінює деякі властивості хромосоми випадковим чином. У транспортній задачі це може означати випадкову зміну асоціацій об'єктів і транспортних засобів.

Після цього відбувається вибір найкращих хромосом для наступного покоління. Чим краще функція пристосованості хромосоми, тим більша ймовірність, що вона буде відібрана для продовження у наступному поколінні. Метод продовжує ітерацію через попередні кроки до досягнення критерію зупинки. Це може бути досягнення заданої кількості поколінь, зближення до оптимального розв'язку або задоволення іншої зупинки, встановленої користувачем.

Робота генетичного методу завершується оцінкою розв'язку, метод оцінює кращу знайдену хромосому та повертає її як розв'язок транспортної задачі.

Через специфікацію задачі звичайний генетичний метод для вирішення задачі маршрутизації транспортних засобів було модифіковано.

При виборі способу представлення хромосоми у запропонованому модифікованому генетичному методі подвоєних хромосом враховується те, що у задачі маршрутизації із самовивозом кожна точка може мати як поставки, так і забори, тому гени кодують обидва типи діяльності. У розробленому методі це досягається шляхом подвоєння координат, що зберігає кожен ген. У зв'язку зі зміною в представленні хромосом, було модифіковано формулу вибору хромосоми для мутації і схрещування:

$$p(x_i) = \frac{1}{k} \exp\left(-\frac{1}{T(n)}\right) + \frac{F1(x_i)}{\sum_{s=1}^K F1(x_s)} \left(1 - \exp\left(-\frac{1}{T(n)}\right)\right), i \in 1, K, \quad (3)$$

де K — кількість хромосом; $T(n) = \beta T(n-1)$, $0 < \beta < 1$; n — номер ітерації.

Від коефіцієнта оновлення було необхідно відмовитися через зміну вигляду, в якому зберігаються хромосоми.

Функція пристосованості у запропонованому методі враховує обидва аспекти задачі (доставку та забір товарів), та оцінює якість розподілу вантажів на маршрути, дотримання обмежень щодо ємності транспортних засобів і дозволяє мінімізувати загальну відстань маршрутів:

$$F(x) = d_{x_M x_1} + \sum_{i=1}^{M-1} d_{x_i x_{i+1}} \rightarrow \min, \quad (4)$$

де $d_{x_M x_1}$ — довжина шляху між точками; M — кількість точок.

Імовірність мутації гену визначається за формулою

$$p_0 = p_0 \exp\left(-\frac{1}{T(n)}\right) \quad (5)$$

де $T(n) = \beta T(n-1)$; $0 < \beta < 1$, де $T_0 > 0$; n — номер покоління.

Цільова функція в модифікованому методі відображає найбільш ефективний шлях між точками, але розподіл точок за автівками має бути обмеженим габаритами та/або вагою вантажу. У створеному методі вантаж представлено габаритами у вигляді трьох параметрів і вагою, крім того у автівок є максимально допустимі параметри всіх чотирьох характеристик (вага та три габаритні параметри). Отже маємо задачу тривимірної упаковки, рішення якої розглянемо далі.

До додаткових модифікацій при програмній реалізації слід віднести пошук відстані між двома точками, який доцільно виконувати за допомогою звернення до програмного сервісу Google Maps Platform.

Проте у NP-задачі час виконання та відсутність помилок можуть бути важливішими за точність, тож було вирішено вираховувати відстань через формулу гаверсинуса. Формула гаверсинуса — важливе рівняння у навігації, яке дозволяє обчислити відстань між точками на сфері, за їхніми довготою та широтою [14]. Цей підхід до отримання відстані дозволяє істотно збільшити швидкість функціонування розробленого методу та відповідного програмного забезпечення, хоча і трохи знижує точність його роботи:

$$\text{havsine}\left(\frac{d}{r}\right) = \text{havsine}(\varphi_2 - \varphi_1) + \cos(\varphi_1) \text{havsine}(a_2 - a_1), \quad (6)$$

де d — відстань між двома точками; r — радіус сфери; φ_2, φ_1 — широта точки 1 та широта точки 2; a_1, a_2 — довгота точки 1 та довгота точки 2.

Гаверсинус відноситься до специфічних тригонометричних функцій і розраховується за формулою:

$$\text{havsine}(a) = \sin^2\left(\frac{a}{2}\right) = \frac{1 - \cos(a)}{2}. \quad (7)$$

Сферою в даному випадку виступає Земля, тож радіус приймається середній по планеті, що приблизно дорівнює 6371 км, а усі інші дані отримуються з Google Maps Platform.

Отже, розроблено модифікований генетичний метод розв'язання задач маршрутизації з ваговими обмеженнями та кількома транспортами, в якому представлення хромосом дозволяє зберігати дані як про доставку, так і про забір товарів, а функція пристосованості здатна оцінювати розподіл вантажу, дотримуватись обмежень і мінімізувати відстань. Це дозволяє підвищити швидкість роботи та зменшити середню довжину маршрутів порівняно із класичним генетичним методом.

Експерименти та результати

Зазвичай, тестування методів вирішення транспортних задач відбувається з використанням прорахованих умов із Соломонових задач [15], що представляють собою набір різних вхідних даних, які гарантовано мають розв'язок, і для яких уже був визначений найточніший розв'язок математичними засобами. Цей метод тестування дозволяє порівнювати результати з уже відомими кращими розв'язками,

оцінювати швидкість методу та рівень відхилення від оптимального розв'язку. Приклад вхідних даних для входу можна побачити на рис. 2.

VEHICLE						
NUMBER	CAPACITY					
25	200					
CUSTOMER						
CUST NO.	XCOORD.	YCOORD.	DEMAND	READY TIME	DUE DATE	SERVICE
0	40	50	0	0	1236	0
1	45	68	10	912	967	90
2	45	70	30	825	870	90
3	42	66	10	65	146	90
4	42	68	10	727	782	90
5	42	65	10	15	67	90
6	40	69	20	621	702	90
7	40	66	20	170	225	90
8	38	68	20	255	324	90
9	38	70	10	534	605	90
10	35	66	10	357	410	90
11	35	69	10	448	505	90
12	25	85	20	652	721	90
13	22	75	30	30	92	90

Рис. 2. Приклад вхідних даних задачі з бенчмарку Соломона

Проте, як можна побачити, ці дані передбачені для розрахунку транспортної задачі із часовими вікнами в той час, як у нас задача з підбором і обмеженим об'ємом вантажу, тож тестування буде проходити через автоматично згенеровані дані вірного формату, приклад яких зображено на рис. 3.

VEHICLE							
NUMBER	MAX WEIGHT	LENGTH	HEIGHT	WIDTH	FUEL	FUEL_COST	
0	243	1	3	7	12	12	
1	221	5	5	3	12	18	
2	21	8	7	4	13	17	
3	663	8	2	6	11	13	
4	837	2	4	6	12	12	
5	973	1	8	1	14	16	
6	113	7	2	5	14	17	
7	40	3	1	7	13	15	
8	406	2	8	2	16	18	
9	363	8	9	8	15	12	
10	105	8	2	3	15	12	
11	214	2	3	4	12	15	
CUSTOMER							
CUST NO.	XCOORD.	YCOORD.	WEIGHT	LENGTH	HEIGHT	WIDTH	WHERE_TO
0	38	39	2	4	7	5	1
1	37	68	0	0	0	0	-1
2	35	70	7	5	4	3	3
3	34	66	0	0	0	0	-1
4	43	68	5	6	8	1	5
5	42	46	0	0	0	0	-1
6	41	64	5	4	3	2	7
7	36	25	0	0	0	0	-1
8	37	73	1	5	7	8	9
9	35	26	0	0	0	0	-1
10	38	16	8	6	9	3	11

Рис. 3. Приклад вхідних даних для тестування

За умовами задачі є точки, із яких потрібно забрати вантаж і точки, куди його потрібно доставити. Для інших, параметри висоти/ширини/довжини будуть дорівнювати нулю, а точка доставки буде мати значення «-1».

Для тестування, було використано три методи розв'язку задачі: модифікований генетичний метод (GA) [16], метод табу пошуку (TS) [17] та жадібний метод (Greedy) [18].

Для тестування швидкості роботи методів (рис. 3) було використано три набори даних розмірністю 25, 50 та 100 точок. Кількість автівок при цьому була незмінною та дорівнювала десяти.

Як видно з рис. 4, найшвидше відпрацював модифікований генетичний метод, не сильно від нього відстав жадібний ітераційний, а метод табу пошуку сильно відстає від обох. Незважаючи на швидкість роботи жадібного методу, істотним його недоліком є точність, результати дослідження якої зображено у таблиці.

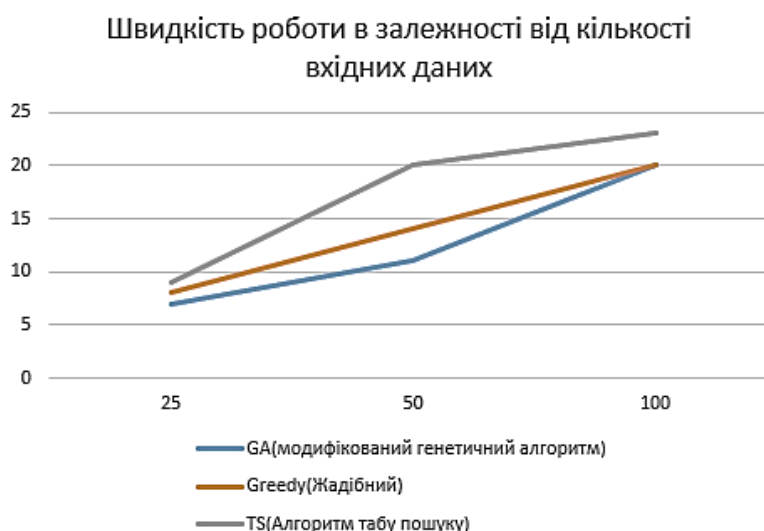


Рис. 4. Порівняння швидкості роботи методів

Порівняння точності методів

Метод	GA		Greedy		TS	
	Загальна довжина маршруту	Кількість заданих ТЗ	Загальна довжина маршруту	Кількість заданих ТЗ	Загальна довжина маршруту	Кількість заданих ТЗ
25	617,1	7	682	7	617,1	8
50	1231	9	1375	10	1232	10
100	1655	10	1827	10	1680	10

Загальна довжина маршруту жадібного методу значно вища, ніж в останніх двох, а ось різниця між табу пошуком і генетичним методом невелика. Підсумовуючи результати досліджень, робимо висновок, що модифікований генетичний метод показав найкращі результати за всіма показниками.

Обговорення результатів

Дивлячись на порівняльний аналіз швидкості різних методів (рис. 3), можна побачити, що найкращі результати значення максимальної швидкості для пошуку рішення для задачі маршрутизації з ваговими обмеженнями та декількома транспортами показав модифікований генетичний метод. Однак, слід зазначити, що зі збільшенням точок зупинок, табу-метод почав втрачати швидкісну перевагу над іншими. У той час, як генетичний метод стабільно, потроху скорочував відставання, жадібний метод різко набрав ефективності при сотні точок і при подальшому збільшенні задачі став би найшвидшим.

Результати аналізу довжини згенерованих маршрутів роботи методів наведено в таблиці. Проводилося дослідження методів з різним числом точок зупинок. З наведених таблиць і графіків видно, що зі збільшенням кількості точок зупинок значення довжини маршрутів, згенерованих генетичним і табу-методами, зменшуються все більше відносно тих, що згенерував жадібний метод. Так, при 50 заданих точках зупинок, жадібний метод згенерував маршрут довжиною 1375 кілометрів, у той час як генетичний і табу-метод уклалися в 1231 кілометр і 1232 кілометри відповідно. При задачі на 100 точок зупинок, жадібний метод згенерував маршрут на 1827 кілометрів, у той як генетичний та табу-метод згенерували маршрути у 1655 та 1680 кілометрів відповідно.

Таким чином, запропонований модифікований генетичний метод дозволяє зменшити час роботи та дальність маршруту при вирішенні задач маршрутизації з часовими рамками та декількома транспортами. Це досягається за рахунок використання у розробленому модифікованому методі методу представлення хромосом і функції пристосованості. Модифікація представлення хромосом дозволяє зберігати дані як про доставку, так і про забір товарів, а функція пристосованості здатна обробляти їх: оцінювати розподіл вантажу, дотримуватись обмежень і мінімізувати відстань. Це дозволило підвищити швидкість роботи та зменшити середню довжину маршрутів порівняно з базовою версією генетичного методу.

Розвиток даного дослідження може бути пов'язаний з усуненням зазначеного недоліку, що обумовлений практичним порогом використання запропонованого модифікованого генетичного методу для рішення задач маршрутизації з ваговими рамками та декількома транспортами.

Висновки

Проаналізовано наявну офіційну інформацію щодо складностей у роботі транспортних фірм і попит на їхнє рішення, розглянуто існуючі пропозиції щодо їхнього рішення.

Принципова відмінність використаного генетичного методу від існуючих модифікацій полягає в методі представлення хромосом і функції пристосованості.

Представлено порівняльний аналіз роботи створених методів, який показав, що найкращі результати досягнуті у модифікованому генетичному методі. Розроблена модель має ефективність використання місця приблизно рівну табу-методу, будучи набагато швидшим за нього. Під час випробування даного методу на задачі з 25 точками зупинок, було знайдено рішення довжиною у 617 кілометрів, при 50

точках зупинок було знайдено рішення довжиною у 1231 кілометр і при 100 точках зупинок було знайдено рішення довжиною у 1655 кілометрів.

Отже, отримані результати дозволяють зробити висновок про те, що запропонований модифікований генетичний метод є доцільним та ефективним методом для рішення задач маршрутизації з ваговими рамками. Практичне використання розробленого методу дасть можливість створювати графіки оптимального руху транспорту та оптимальний розподіл вантажу за транспортними засобами.

1. Skjoett-Larsen T. European logistics beyond 2000. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*. 2000. Vol. 30, No. 5. P. 377–387. <https://doi.org/10.1108/09600030010336144>.
2. Sumaiya Iqbal, Kaykobad M., Sohel Rahman M. Solving the Multi-Object Vehicle Routing Problem with Soft Time Window with the help of bees. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2015. Vol. 24. P. 50–64.
3. Li J., Guo H., Zhou Q., Yang B. Vehicle Routing and Scheduling Optimization of Ship Steel Distribution Center under Green Shipbuilding Mode. *Sustainability*. 2019. **11**, 4248.
4. Kritikos M.N., Ioannou G. The balanced cargo vehicle routing problem with time windows. *International Journal of Production Economics*. 2010. **123**(1). P. 42–51.
5. Tânia Rodrigues Pereira Ramos, Maria Isabel Gomes & Ana Paula Barbosa Póvoa Multi-depot vehicle routing problem: a comparative study of alternative formulations. *International Journal of Logistics Research and Applications*. 2020. 23:2, 103–120. DOI: 10.1080/13675567.2019.1630374. Vol. 1. P. 20–21.
6. Paul A., Kumar R.S., Rout C. et al. Designing a multi-depot multi-period vehicle routing problem with time window: hybridization of tabu search and variable neighbourhood search algorithm. *Sādhanā*. 2021. **46**, 183. <https://doi.org/10.1007/s12046-021-01693-2>.
7. Kang, He-Yau, and Amy H. I. Lee. An Enhanced Approach for the Multiple Vehicle Routing Problem with Heterogeneous Vehicles and a Soft Time Window. *Symmetry*. 2018. **10**, No. 11: 650. <https://doi.org/10.3390/sym10110650>.
8. Yu-Wei Chen and Vincent F. Yu, Parida Jewpanya†. The Pickup and Delivery Multi-depot Vehicle Routing Problem. *A Quarterly Journal of Operations Research*, 2016. **14**(3). P. 223–259. 10.1007/s10288-016-0306-2. emse-01250603.13.
9. Window by Considering the Flexible End Depot in Each Route. *International Journal of Supply and Operations Management*. November 2016. Vol. 3, Issue 3. P. 1373-1390. ISSN-Print: 2383-1359. ISSN-Online: 2383-2525.
10. Dembinski H., Schmelling M., Waldi R. Application of the iterated weighted least-squares fit to counting experiments. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*. 2019. Vol. 940. P. 135–141. Available: DOI:10.1016/j.nima.2019.05.086
11. Bruck B.P. and Iori M. Non-elementary formulations for single vehicle routing problems with pickups and deliveries. *Oper. Res.* 2017. **65**. 1597–1614.
12. Soebiyanto R.P., Kiang R.K., 2000. Modeling Influenza Transmission Using Environmental Parameters. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science*, XXXVIII, 8. P. 330–334.
13. Feiyue Li, Bruce Golden, and Edward Wasil. Very large-scale vehicle routing: new test problems, algorithms, and results. *Computers & Operations Research*. 2005. 32(5):1165–1179.
14. Cantu-Paz, E., 2016. Solving Travelling Salesman Problem with an Improved Hybrid Genetic Algorithm. *Journal of Computer and Communications*, 4. ISSN Online: 2327–5227. ISSN Print: 2327–5219.
15. Haupt R., Haupt I. Practical genetic algorithms. John Wiley & Sons, 2004. 2. 261 p.
16. Inman James (1835). *Navigation and Nautical Astronomy: For the Use of British Seamen* (3 ed.). London, UK: W. Woodward, C. & J. Rivington. Retrieved 2015-11-09. P. 1–9.

17. Oliinyk A. A Evolutionary method for solving the traveling salesman problem / A. Oliinyk, I. Fedorchenko, A. Stepanenko, M. Rud, D. Goncharenko // Problems of Infocommunications. Science and Technology: 5th International Scientific-Practical Conference PICST2018, Kharkiv, 9–12 October 2018: proceedings of the conference. Kharkiv: Kharkiv National University of Radioelectronics, 2018. P. 331–339. DOI: 10.1109/INFOCOMMST.2018.8632033.

18. Fedorchenko I., Oliinyk A., Stepanenko A., Zaiko T., Korniienko S., Burtsev N. Development of a genetic algorithm for placing power supply sources in a distributed electric network. *Eastern European Journal of Enterprise Technologies*. 2019. Issue 5/3 (101). P. 6–16. DOI: 10.15587/1729-4061.2019.180897.

19. Oliinyk A., Fedorchenko I., Stepanenko A., Rud M., Goncharenko D. Combinatorial optimization problems solving based on evolutionary approach. In: 2019 15th International Conference on the Experience of Designing and Application of CAD Systems (CADSM), P. 41–45 (2019). DOI: 10.1109/CADSM.2019.8779290.

Надійшла до редакції 20.10.2023