

К.т.н., доцент Зорін Ю. М., студент Ажнюк Я. Б.

**Національний технічний університету України
«Київський політехнічний інститут»**

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ЕВОЛЮЦІЙНИХ ТА МЕТАЕВРИСТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ ДЛЯ РОЗВ'ЯЗУВАННЯ ТРАНСПОРТНОЇ ЗАДАЧІ З ЧАСОВИМИ ВІКНАМИ

Abstract

*Yuri Zorin, Assoc. Prof., PhD; Yaroslav Azhnyuk, student
Comparative analysis of evolutionary and metaheuristic algorithms
for vehicle routing problem with time window constraints.*

The paper presents a comparative analysis of evolutionary algorithms and different kinds of metaheuristics for vehicle routing problem. It resulted in assumption that the best results could be expected for genetic algorithms with quasioptimal solution localization using additional optimization of final solution.

Вступ

Назву “Транспортна задача”, відому в англomовній літературі як Vehicle Routing Problem (VRP), використовують як загальну назву для ряду складних задач комбінаторної оптимізації. Сутність задачі: для парку транспорту, який знаходиться в депо, потрібно знайти оптимальні маршрути до множини міст, що розташовані на карті. Існує багато модифікацій цієї задачі, кожна з яких накладає або знімає певні обмеження. У роботі розглядається транспортна задача з часовими вікнами і обмеженою місткістю транспорту.

З масштабуванням обчислювальна складність транспортної задачі зростає дуже швидко і прийнятні результати вдається отримувати лише за допомогою евристичних алгоритмів.

Постановка задачі

Метою роботи є порівняльний аналіз результатів розв'язання транспортної задачі за допомогою різних еволюційних та метаевристичних алгоритмів.

Для транспортної задачі неможливо дати оптимальний розв'язок, але відомі кращі результати роботи різних алгоритмів на еталонних наборах

вхідних даних. Надалі у роботі до розгляду беруться результати, отримані при тестуванні на шести групах задач, запропонованих у [1].

Метод Сангі

Сангі описує метод, який він називає GIDEON. Цей метод визначає маршрути, розбиваючи множини міст на сектори за допомогою генетичного алгоритму (ГА). Шлях через міста у кожному секторі прокладається з використанням методу найдешевшої вставки [2]. На наступному кроці маршрути поліпшуються з використанням λ -обмінів [2]. У методі GIDEON кожна хромосома представляє набір можливих схем кластеризації, а результатом фітнес-функції є вартість відповідного маршруту. Оператор кроссоверу міняє місцями випадково вибрані бітові рядки хромосом. З дуже малою ймовірністю використовується мутація, яка змінює значення окремого біта.

Метод Бергера

Бергер винайшов метод, який базується на гібридному алгоритмі, що використовує генетичні алгоритми і добре відому структурну евристику (construction heuristics). Початкова популяція визначається за допомогою евристичного методу, запропонованого Соломоном [1]. Фітнес-функція враховує кількість шляхів і загальну довжину відповідного розв'язку. Для селекції автори використовують механізм рулетки, за яким імовірність вибору певної особини пропорційна до присвоєного їй значення фітнес-функції [3]. Оператор кроссоверу циклічно схрещує різні шляхи r_1 , які належать до батьківського розв'язку P_1 з підмножиною міст, які належать до r_2 - шляхи, які є найближчими сусідами з батьківського розв'язку P_2 . Оператор мутації застосовується щоб зменшити кількість шляхів, які проходять через мало міст.

Алгоритми Гомбергера й Герінга

Гомбергер і Герінг запропонували два еволюційні алгоритми для розв'язку VRPTW. Вони відрізняються від класичних ГА тим, що оператор мутації відіграє більшу роль, ніж оператор кроссоверу. Індивідуальна репрезентація, крім звичайного вектора розв'язків, включає вектор так званих параметрів стратегії, і до обох векторів застосовуються операції кроссоверу

та мутації. Параметри стратегії вказують як часто застосовується випадково вибраний оператор локального пошуку. Перший із запропонованих алгоритмів - ES1 - пропускає фазу кроссоверу. Друга еволюційна стратегія - ES2 - використовує стандартний кроссовер, щоб змінити випадково створені коди мутацій для двох батьків і прагне поліпшити вектор розв'язку третього, випадково вибраного батьківського розв'язку, використовуючи змінений код. Мутації використовуються для управління набором операторів видалення і вставки, які виконуються за допомогою Or-opt оператора [2]. Фітнес-функція враховує кількість маршрутів, загальну довжину маршрутів, а також параметер, який визначає, наскільки просто можна позбутися маршруту, на якому знаходиться найменше міст.

Порівняння з метаевристичними алгоритмами

Порівняємо результати, отримані еволюційними алгоритмами, з результатами метаевристичних алгоритмів «Мурашина колонія» [2] і «Пошук із заборонами» [2]. Для порівняння використовувався найбільш відомий набір задач із 100 міст, запропонований у [1]. Час подорожі беруть пропорційним відповідним евклідовим відстаням. Географічну інформацію генерують випадково. Результати порівнянь наведено у табл.1. Результат оцінюється ієрархічно. Основний параметер - кількість маршрутів (перше число у комірці таблиці). Другорядний - мінімальна відстань всього маршруту (друге число у комірці таблиці). Усі алгоритми у табл. 1 є стохастичними і реалізовані на мові C++. Класифікацію та позначення алгоритмів наведено у відповідності з [4].

Як видно з табл. 1, найкращі результати завжди дають алгоритми HG1, GTA або CLM. HG1 найкраще працює для задач класу R1, GTA дає найкращі результати на задачах типу R2 і RC2, а алгоритм CLM перевершує інші методи на задачах типу RC1. Методи HG1 і HG2 є найкращими, якщо враховувати загальну кількість маршрутів (cumulative number of vehicles - CNV) на всіх типах задач. Оскільки основним параметром результату є кількість маршрутів, то CNV можна вважати хорошим показником для визначення якості алгоритму. Різниця між HG1 та HG2 досить незначна, за винятком задач типу R2, для яких HG1 дає майже на 6% кращу загальну відстань. Крім того, алгоритм HG2 працює значно швидше.

У групі задач RC2 у всіх алгоритмів виникають найбільші труднощі із загальною відстанню. Різниця між T і HG1 та B і HG1 становить близько 23% і 10% відповідно, і ці цифри важко вирівняти налаштуваннями окремих

параметрів. Таким чином, можемо зробити висновок, що HG1 є найкращим методом.

Таблиця 1. Порівняння результатів еволюційних і метаевристичних алгоритмів

Клас	T	PB	BSB	HG 1	HG 2	BBB	GTA	CLM
R1	12.75 1300.25	12.58 1296.83	12.58 1261.58	11.92 1228.06	12.00 1226.38	12.42 1213.86	12.00 1217.73	12.08 1210.14
R2	3.18 1124.28	3.00 1117.64	3.09 1030.0	2.73 969.95	2.73 1033.58	3.09 978.00	2.73 967.75	2.73 969.57
C1	10.00 892.11	10.00 838.11	10.00 834.61	10.00 828.38	10.00 828.38	10.00 828.75	10.00 828.38	10.00 828.38
C2	3.00 749.13	3.00 749.13	3.00 749.13	3.00 749.13	3.00 749.13	3.00 749.13	3.00 749.13	3.00 749.13
RC1	12.50 1474.13	12.13 1446.25	12.13 1441.35	11.63 1392.57	11.50 1406.58	12.13 1372.20	11.63 1382.42	11.50 1389.78
RC2	3.38 1411.13	3.38 1368.13	3.50 1284.25	3.25 1144.43	3.25 1175.98	3.38 1170.23	3.25 1129.19	3.25 1134.52
CNV	429	422	424	406	406	421	407	407

Висновки

Згідно з наведеними результатами, методи, які базуються на чистих ГА, програють гібридним алгоритмам та метаевристичним методам. Найкращі результати дає метод HG1. Ймовірно, що отримати ще кращі результати можна продовжуючи експерименти з алгоритмами, які використовують підхід ГА для локалізації квазіоптимального розв'язку і додаткові методи для оптимізації остаточного розв'язку.

Література

1. *Marius M. Solomon*. Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints. - *Operations Research*, 1987. – pp. 254-265.
2. *Bräysy*. "Genetic Algorithms for the Vehicle Routing Problem with Time Windows". – Vaasa, Finland, 2001. – 369 p.
3. *David Goldberg*. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. - Addison Wesley Publishing Company Inc, NY, 1989. – 478p.
4. *M. Fisher*. Vehicle Routing in: Network Routing, Handbooks in operations Research and Management Science, volume 8, North Holland, 1995 . – 194p.