

Phương pháp tìm kiếm lân cận rộng thích ứng cho một số lớp bài toán định tuyến phương tiện

Nguyễn Mạnh Linh

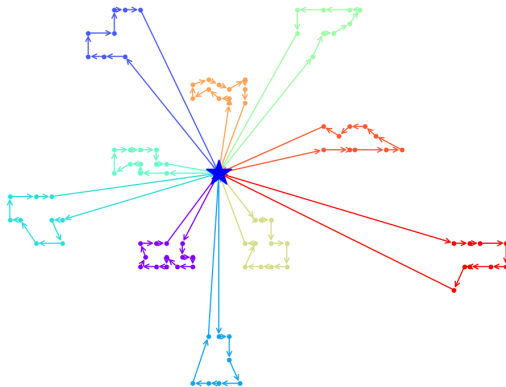
Khoa Toán-Cơ-Tin học
Đại học Khoa học Tự nhiên

2024/03

Outline

- 1 Giới thiệu
- 2 Định nghĩa và một số kí hiệu
- 3 Phương pháp
- 4 Tìm kiếm lân cận
- 5 Thực nghiệm
- 6 Kết luận

Giới thiệu



Hình 1: VRP với 10 xe phục vụ 100 khách hàng (cấu hình Solomon C101).

Outline

- 1 Giới thiệu
- 2 Định nghĩa và một số kí hiệu
- 3 Phương pháp
- 4 Tìm kiếm lân cận
- 5 Thực nghiệm
- 6 Kết luận

Định nghĩa - CVRP

Bài toán định tuyến xe với ràng buộc tải trọng (*Capacited Vehicle Routing Problem - CVRP*) yêu cầu tìm một tập chính xác K các chu trình (mỗi chu trình ứng với một tuyến đường) với tổng chi phí của tất cả các cung thuộc các chu trình này là nhỏ nhất.

Các ràng buộc

- (i) Mỗi chu trình đều đi qua nút ứng với kho hàng.
- (ii) Mỗi nút ứng với một khách hàng được đi qua bởi đúng một chu trình.
- (iii) Tổng nhu cầu của các khách hàng trong mỗi chu trình không được vượt quá tải trọng của xe.

Định nghĩa - VRPTW

VRPTW

- Bài toán định tuyến xe với ràng buộc thời gian - VRPTW (*VRP with time windows*) mở rộng CVRP. Mỗi khách hàng i bị ràng buộc bởi một khoảng thời gian $[a_i, b_i]$ (*time window*), thời gian phục vụ khách hàng i là s_i .
- Nếu xe đến nút i sớm thì phải chờ đến thời gian a_i mới được phục vụ. Nếu xe đến nút i muộn hơn b_i thì khách hàng sẽ không được phục vụ.

Định nghĩa - VRPTW

VRPTW yêu cầu tìm một tập chính xác K chu trình với tổng chi phí là nhỏ nhất.

Các ràng buộc

- (i) Mỗi chu trình đều đi qua nút ứng với kho hàng.
- (ii) Mỗi nút ứng với một khách hàng được đi qua bởi đúng một chu trình.
- (iii) Tổng nhu cầu của các khách hàng trong mỗi chu trình không được vượt quá tải trọng của xe.
- (iv) Với mỗi khách hàng i , thời gian bắt đầu phục vụ phải nằm trong khung thời gian $[a_i, b_i]$ và xe hoàn thành việc phục vụ sau khoảng thời gian s_i .

Outline

- 1 Giới thiệu
- 2 Định nghĩa và một số kí hiệu
- 3 Phương pháp**
- 4 Tìm kiếm lân cận
- 5 Thực nghiệm
- 6 Kết luận

Phương pháp - Thuật toán chính xác

- Phương pháp nhánh-cận
- Quy hoạch động
- Mô hình dựa trên dòng xe
- Mô hình dựa trên dòng hàng
- Mô hình phân hoạch tập hợp

Phương pháp - Heuristic cổ điển

- Thuật toán tiết kiệm
- Phân cụm trước, định tuyến sau
- Heuristic cải tiến

Phương pháp - Metaheuristics

- Tìm kiếm địa phương
- Tìm kiếm quần thể
- Cơ chế học

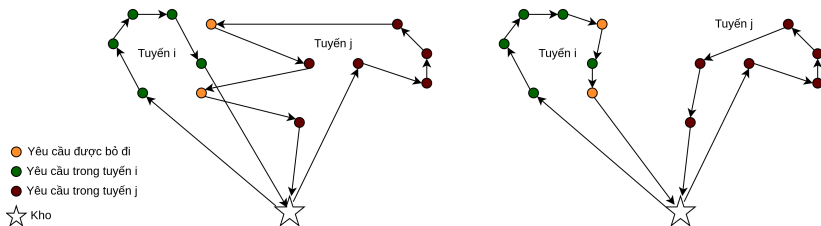
Outline

- 1 Giới thiệu
- 2 Định nghĩa và một số kí hiệu
- 3 Phương pháp
- 4 Tìm kiếm lân cận**
- 5 Thực nghiệm
- 6 Kết luận

Tìm kiếm lân cận

- Lân cận
- Tối ưu địa phương
- Tiêu chí chấp nhận nghiệm
- Điều kiện dừng

Tìm kiếm lân cận rộng



Hình 2: Lược đồ LNS

Tìm kiếm lân cận rộng (LNS)

Thuật toán 1 LNS Heuristic

Require: $s \in \{\text{nghiệm chấp nhận được}\}, q \in \mathbb{N}$

- 1: nghiệm $s_{best} = s$;
 - 2: **repeat**
 - 3: $s' = s$;
 - 4: bỏ q yêu cầu từ s' ;
 - 5: thêm lại các yêu cầu đã bỏ đi vào s' ;
 - 6: **if** $f(s') < f(s)$ **then**
 - 7: $s_{best} = s'$;
 - 8: **if** $accept(s', s)$ **then**
 - 9: $s = s'$;
 - 10: **until** đạt điều kiện dừng
 - 11: **return** s_{best} ;
-

Hình 3: Mã giả LNS

LNS - Thuật toán hủy

Xóa yêu cầu tệ nhất

Xóa ngẫu nhiên

Thuật toán xóa Shaw

Thuật toán xóa tuyến tẻ

LNS - Thuật toán hủy

Xóa yêu cầu tệ nhất

- Mảng L : sắp xếp các yêu cầu theo thứ tự giảm dần của chi phí (sau khi bỏ đi yêu cầu đó).
- Chọn một số ngẫu nhiên $y \in (0, 1)$.
- Xóa yêu cầu $r = L[y^p | L|]$.

LNS - Thuật toán hủy

Xóa tuyến tệ nhất

Chi phí trung bình trên mỗi yêu cầu với nhiều

$$\text{avg_cost}(r, s) = \frac{\text{cost}(r, s)}{\text{size}(r) - 1} + \lambda \phi d_{max} \quad (1)$$

với r là tuyến được chọn, $\text{cost}(r, s)$ là chi phí của tuyến r trong nghiệm s , $\text{size}(r)$ là số phần tử của tuyến r , λ là hệ số nhiễu, ϕ là một số ngẫu nhiên trong khoảng $(0, 1)$, d_{max} là khoảng cách lớn nhất trong tập yêu cầu.

Xóa đi tuyến có chi phí trung bình trên mỗi yêu cầu lớn nhất và có số yêu cầu nhỏ hơn số yêu cầu trung bình trên mỗi tuyến (với một ngưỡng nhất định).

LNS - Thuật toán hủy

Phương pháp xóa Shaw

Chỉ số độ tương đồng

$$R(i, j) = \varphi d_{ij} + \chi |t_i - t_j| + \psi |l_i - l_j| \quad (2)$$

với d_{ij} là khoảng cách từ i tới j , t_i là thời gian khi đến địa điểm i , l_i là tải của xe tại i .

Require: $s \in \{\text{nghiệm chấp nhận được}\}, q \in \mathbb{N}, p \in \mathbb{R}_+$

- 1: yêu cầu r được chọn ngẫu nhiên từ s ;
- 2: tập hợp yêu cầu $\mathbb{D} = \{r\}$;
- 3: **while** $|\mathbb{D}| < q$ **do**
- 4: r được chọn ngẫu nhiên từ \mathbb{D} ;
- 5: Mảng L chứa tất cả các yêu cầu thuộc s và không thuộc \mathbb{D} ;
- 6: sắp xếp L sao cho $i < j \Rightarrow R(r, L[i]) < R(r, L[j])$;
- 7: chọn một số ngẫu nhiên y trong khoảng $[0, 1)$;
- 8: $\mathbb{D} = \mathbb{D} \cup L[y^p | L|]$
- 9: xóa các yêu cầu trong \mathbb{D} khỏi s ;

Hình 4: Thuật toán xóa Shaw

LNS - Thuật toán sửa

Chèn yêu cầu tham lam (với nhiều)

Heuristic hồi tiếc

LNS - Thuật toán sửa

Chèn yêu cầu tham lam

- Khi chèn thêm yêu cầu u và giữa hai yêu cầu i và j trong tuyến k thì chi phí tăng thêm là $\Delta f_{u,i,j,k} = d_{iu} + d_{uj} - d_{ij}$.
- Chèn thêm yêu cầu vào vị trí làm tăng ít chi phí nhất.
- Có thể thêm nhiều vào hàm tăng chi phí.

$$\Delta f_{u,i,j,k} := \Delta f_{u,i,j,k} + \lambda p d_{\max} \quad (3)$$

với d_{\max} là khoảng cách lớn nhất giữa hai yêu cầu, p là một số ngẫu nhiên trong khoảng $(-1, 1)$ và λ là một hằng số điều khiển.

LNS - Thuật toán sửa

Heuristic hồi tiếc

- Đặt $x_{ik} \in \{1, \dots, m\}$ là biến biểu diễn tuyến đường cho yêu cầu i có chi phí chèn thêm vào thấp thứ k .
- Giá trị *regret* $c_i^* = \Delta f_{i,x_{i2}} - \Delta f_{i,x_{i1}}$.
- Chọn ra yêu cầu i thỏa mãn $\max_{i \in V \setminus \{0\}} \{c_i^*\}$ và chèn vào vị trí tương ứng.
- Mở rộng regret- k , chọn yêu cầu thỏa mãn

$$\max_{i \in V \setminus \{0\}} \left\{ \sum_{j=1}^k (\Delta f_{i,x_{ij}} - \Delta f_{i,x_{i1}}) \right\}. \quad (4)$$

LNS - Tiêu chí chấp nhận nghiệm

Bước ngẫu nhiên - Random Walk

Mọi nghiệm s' đều được chấp nhận.

Chấp nhận tham lam - Greedy Acceptance

Nghiệm s' được chấp nhận nếu chi phí của nó là nhỏ hơn so với nghiệm hiện tại.

Mô phỏng luyện kim - Simulated Annealing

Mọi nghiệm cải thiện s' được chấp nhận. Nếu $c(s') > c(s)$ thì s' được chấp nhận với xác suất $\exp\{\frac{c(s)-c(s')}{T}\}$ với T là nhiệt độ. Nhiệt độ T giảm sau mỗi vòng lặp với một hệ số Φ .

LNS - Tiêu chí chấp nhận nghiệm

Chấp nhận với ngưỡng - Threshold Acceptance

Nghiệm s' được chấp nhận nếu $c(s') - c(s) < T$ với T là ngưỡng, ngưỡng này được giảm sau mỗi vòng lặp với hệ số Φ .

Đại hồng thủy - Great Deluge Algorithm

Nghiệm s' được chấp nhận nếu $c(s') < L$ với một ngưỡng L , ngưỡng này chỉ giảm nếu nghiệm được chấp nhận và giảm với hệ số Φ .

ALNS - Lựa chọn thuật toán

Lựa chọn thuật toán hủy và thêm lại

Gán cho mỗi heuristic một trọng số khác nhau và sử dụng nguyên tắc "bánh xe lựa chọn". Nếu có k heuristic với trọng số $w_i, i \in \{1, \dots, k\}$, ta chọn heuristic j với xác suất

$$p_j = \frac{w_j}{\sum_{i=1}^k w_i}. \quad (5)$$

ALNS - Điều chỉnh tham số tự động

- Trọng số được điều chỉnh mỗi khi có nghiệm mới được chấp nhận.
- Mỗi heuristic được gán điểm khác nhau và được điều chỉnh tùy thuộc vào tình huống.
- Cập nhật trọng số sau mỗi bước.

ALNS - Điều chỉnh tham số tự động

ω_{ij} là trọng số của heuristic i được sử dụng tại bước j

Khi bước j kết thúc, ta tính toán trọng số cho tất cả heuristic i để sử dụng cho bước thứ $j + 1$

$$\omega_{i,j+1} = \omega_{ij}(1 - r) + r \frac{\pi_i}{\theta_i}. \quad (6)$$

Trong đó, π_i là điểm số của heuristic i được nhận trong bước cuối cùng, θ_i là số lần ta cố gắng sử dụng heuristic i trong bước thực hiện đó, r là tham số điều khiển.

ALNS - Điều chỉnh tham số tự động

Điểm của mỗi heuristic được đặt là 0 khi bắt đầu và được tăng thêm $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$ tùy thuộc vào tình huống.

- σ_1 khi hành động xóa-chèn cuối cùng dẫn đến một nghiệm mới tốt hơn nghiệm tốt nhất toàn cục.
- σ_2 khi hành động xóa-chèn cuối cùng dẫn đến một nghiệm chưa được chấp nhận trước đó, chi phí tốt hơn chi phí của nghiệm hiện tại.
- σ_3 khi hành động xóa-chèn cuối cùng dẫn đến một nghiệm chưa được chấp nhận trước đó, chi phí của nghiệm mới tệ hơn chi phí của nghiệm hiện tại nhưng thỏa mãn điều kiện chấp nhận nghiệm.

ALNS - B-ALNS

B-ALNS

Thêm nhiều khi điều chỉnh tham số tự động. Giả sử sau m vòng lặp, chúng ta mới lại có một nghiệm được chấp nhận từ lần cuối cùng nghiệm được chấp nhận.

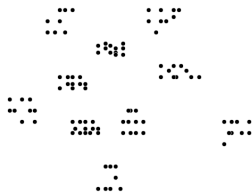
$$\omega_{i,j+1} = \omega_{ij}(1 - r) + r \frac{\pi_i}{\theta_i} + \alpha\beta(1 - e^{-\gamma m}) \quad (7)$$

với α (có thể âm hoặc dương) và γ (dương) là các tham số điều khiển, β là một số ngẫu nhiên trong khoảng $(0, 1)$.

Outline

- 1 Giới thiệu
- 2 Định nghĩa và một số kí hiệu
- 3 Phương pháp
- 4 Tìm kiếm lân cận
- 5 Thực nghiệm**
- 6 Kết luận

Thực nghiệm - Phân loại cấu hình



(a) Lớp C



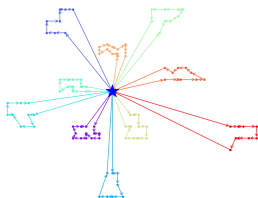
(b) Lớp R



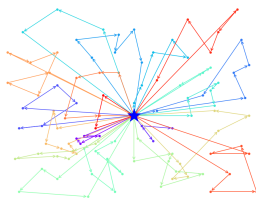
(c) Lớp RC

Hình 5: Lớp các cấu hình

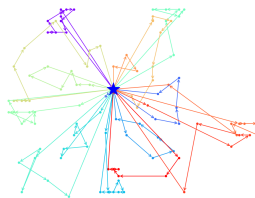
Thực nghiệm - Phân loại cấu hình



(a) Lớp C



(b) Lớp R



(c) Lớp RC

Hình 6: Minh họa lời giải cho các lớp cấu hình

Thực nghiệm

Định dạng cấu hình Solomon

- Tên cấu hình
- Số xe được sử dụng
- Tải trọng của mỗi xe
- ID của yêu cầu
- Tọa độ các yêu cầu
- Nhu cầu (về tải) của mỗi yêu cầu
- Khung thời gian của mỗi yêu cầu
- Thời gian phục vụ của mỗi yêu cầu

Thực nghiệm - Tập Solomon

ins	ALNS	best known	gap (%)
c1	828.38	826.70	0.20
c2	589.86	587.38	0.42
r1	1,180.36	1,173.61	0.61
r2	883.92	872.51	1.38
rc1	1,339.14	1,334.49	0.36
rc2	1,007.99	1,000.68	0.74

Bảng 1: Kết quả thực nghiệm trên tập Solomon

Thực nghiệm - Tập Solomon

instance	alns best	nv	bkcst	bknv	gap (%)
r201	1,152.96	7	1,143.20	8	0.32
r202	1,035.32	7	1,029.60	8	0.42
r203	880.90	6	870.80	6	0.41
r204	743.91	4	731.30	5	0.53
r205	958.81	5	949.80	5	0.40
r206	883.92	5	875.90	5	0.39
r207	806.31	5	794.00	4	0.85
r208	948.57	4	701.00	4	1.77
r209	717.53	5	854.80	5	0.48
r210	909.32	5	900.50	6	0.99
r211	1,053.50	5	746.70	4	0.46
avg					1.38

Bảng 2: Kết quả đo với tập Solomon R2

Thực nghiệm - Tập Solomon

instance	alns best	nv	bkcst	bknv	gap (%)
rc201	1,274.61	8	1,261.80	9	1.02
rc202	1,099.54	6	1,092.30	8	0.66
rc203	931.16	5	923.70	5	0.81
rc204	788.66	4	783.50	4	0.66
rc205	1,157.66	7	1,154.00	7	0.32
rc206	1,060.50	6	1,051.10	7	0.89
rc207	966.08	6	962.90	6	0.33
rc208	785.73	4	776.10	4	1.24
avg					0.74

Bảng 3: Kết quả đo với tập Solomon RC2

Thực nghiệm - Tập HG

ins	best	avg	std	bk	gap (%)
C1_2	2,679.01	2,686.94	11.44	2,672.73	0.23
C1_4	7,158.13	7,216.72	58.54	7,021.10	1.99
C1_6	14,626.95	14,867.10	202.71	13,879.77	5.44
C1_8	27,131.40	27,633.31	393.53	24,652.04	10.11
C1_10	47,005.59	47,904.60	632.61	41,232.21	14.06

Bảng 4: Kết quả thực nghiệm trên tập HG - C1 từ 200 đến 1000 yêu cầu

Thực nghiệm - Tập HG

ins	best	avg	std	bk	gap (%)
R1_2	3,628.58	3,657.67	20.33	3,572.90	1.60
R1_4	8,691.74	8,767.74	56.40	8,334.37	4.35
R1_6	19,079.78	19,234.81	109.56	17,758.66	7.47
R1_8	34,272.76	34,595.79	230.14	30,959.89	10.69
R1_10	54,042.04	54,636.52	376.85	46,854.07	15.40

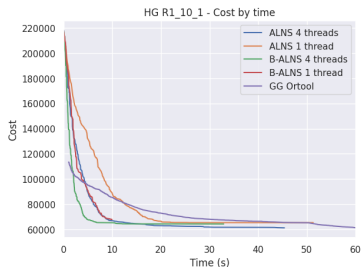
Bảng 5: Kết quả thực nghiệm trên tập HG - R1 từ 200 đến 1000 yêu cầu

Thực nghiệm - Tập HG

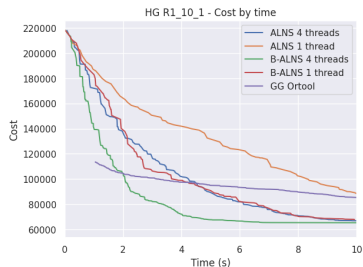
ins	best	avg	std	bk	gap (%)
RC1_2	3,205.24	3,235.20	25.30	3,151.30	1.73
RC1_4	8,304.23	8,380.06	60.39	7,849.98	5.78
RC1_6	17,185.75	17,322.09	112.87	15,918.08	7.98
RC1_8	31,245.28	31,491.67	191.38	28,424.05	9.91
RC1_10	49,633.08	50,050.37	321.19	43,859.18	13.15

Bảng 6: Kết quả thực nghiệm trên tập HG - RC1 từ 200 đến 1000 yêu cầu

Thực nghiệm - Hiệu năng



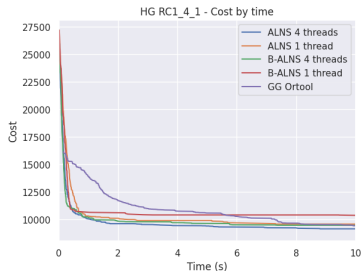
(a) 60s



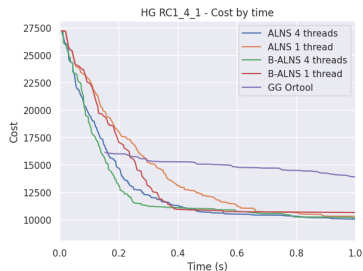
(b) 10s

Hình 7: Giá trị hàm mục tiêu theo thời gian, cấu hình R1_10_1

Thực nghiệm - Hiệu năng



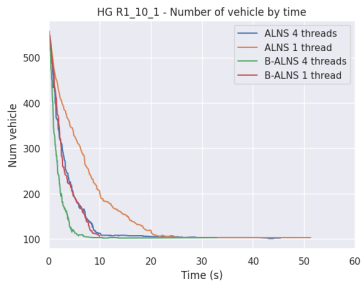
(a) 10s



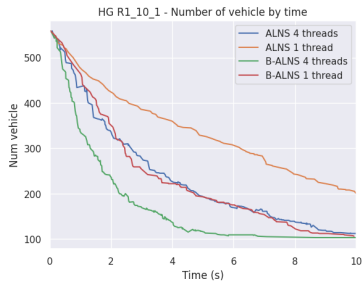
(b) 1s

Hình 8: Giá trị hàm mục tiêu theo thời gian, cấu hình RC1_4_1

Thực nghiệm - Hiệu năng



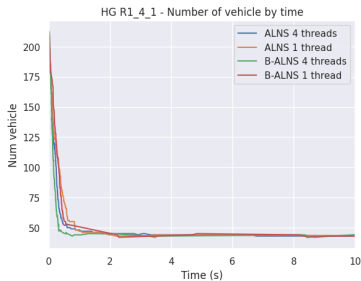
(a) 60s



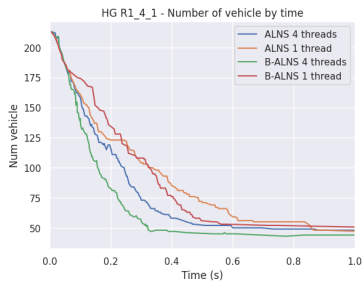
(b) 10s

Hình 9: Số xe sử dụng theo thời gian, cấu hình R1_10_1

Thực nghiệm - Hiệu năng



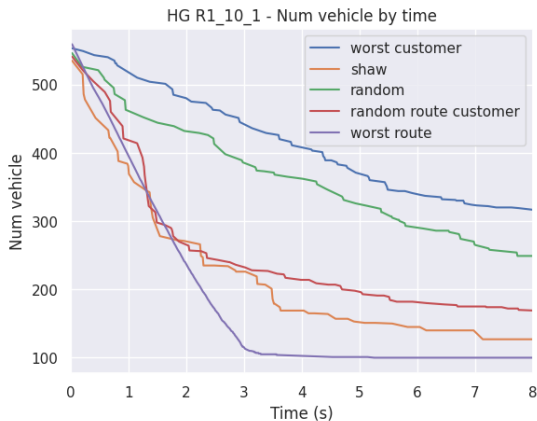
(a) 10s



(b) 1s

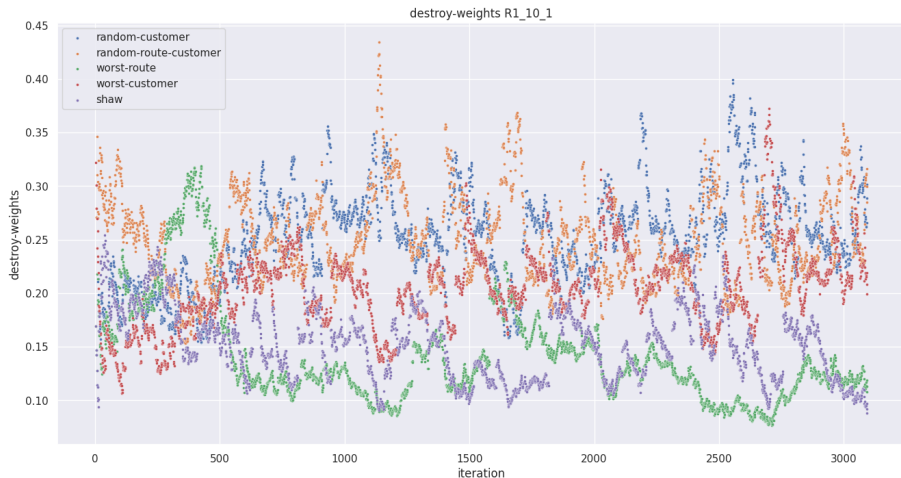
Hình 10: Số xe sử dụng theo thời gian, cấu hình R1_4_1

Thực nghiệm - Thuật toán hủy



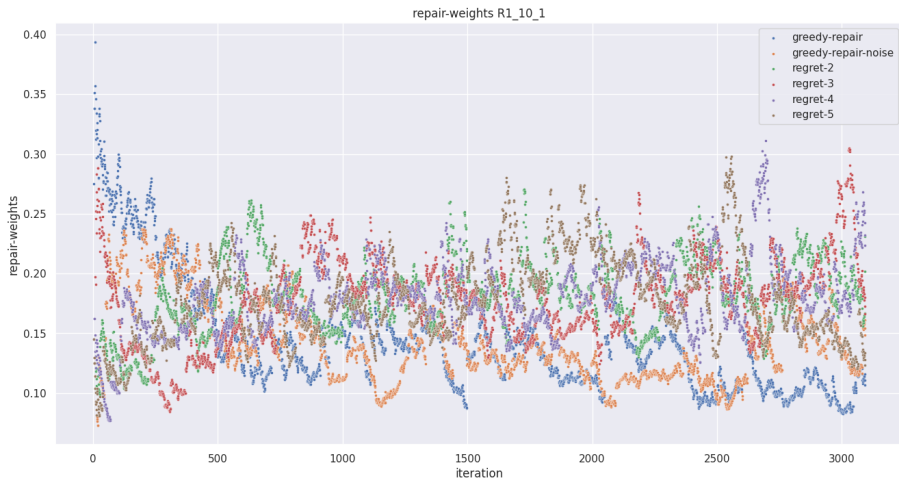
Hình 11: Số xe theo thời gian với các thuật toán hủy khác nhau

Thực nghiệm - Tần suất sử dụng thuật toán hủy



Hình 12: Trọng số của các thuật toán hủy

Thực nghiệm - Tần suất sử dụng thuật toán chèn



Hình 13: Trọng số của các thuật toán chèn

Outline

- 1 Giới thiệu
- 2 Định nghĩa và một số kí hiệu
- 3 Phương pháp
- 4 Tìm kiếm lân cận
- 5 Thực nghiệm
- 6 Kết luận

Kết luận

Tóm tắt

- Mô hình toán học cho lớp các bài toán định tuyến phương tiện.
- Thuật toán tìm kiếm lân cận rộng thích ứng.
- Đề xuất phương pháp *xóa tuyến tẻ* cho LNS.
- Đề xuất hiệu chỉnh B-ALNS giúp tăng tốc thuật toán trong thời gian đầu.
- Thực nghiệm trên các tập dữ liệu có kích thước từ nhỏ tới lớn.

Gợi ý áp dụng

- B-ALNS cho các bài toán yêu cầu độ trễ thấp.
- Sử dụng kết hợp B-ALNS và ALNS cho các bài toán yêu cầu chất lượng nghiệm tốt.

Mở rộng nghiên cứu

- Cải tiến hiệu chỉnh B-ALNS để thu được nghiệm tốt hơn trong thời gian chạy dài.
- Cơ chế thích ứng để chuyển đổi B-ALNS và ALNS.
- Cơ chế thích ứng xác định số lượng yêu cầu bỏ đi, thêm lại.
- Nghiên cứu các thuật toán lai ALNS.