

Penyelesaian Capacitated Vehicle Routing Problem with Time Windows Menggunakan Algoritma Greedy dan Tabu Search pada Distribusi Pengiriman Farmasi

Migel Orvin Febryan¹⁾, Siska Amelia²⁾* & Yohannes³⁾

^{1,2,3)}Prodi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer dan Rekayasa, Universitas Multi Data Palembang, Indonesia

*Corresponding Email: siskaamelia_2327250062@mhs.mdp.ac.id

Abstrak

Distribusi farmasi merupakan salah satu rantai pasok kritis yang menuntut ketepatan waktu dan efisiensi operasional tinggi. Kompleksitas distribusi farmasi muncul dari ketatnya batasan waktu pengiriman, beragamnya jenis produk dengan karakteristik berat dan volume berbeda, serta keterbatasan kapasitas armada kendaraan yang harus melayani puluhan hingga ratusan titik pengiriman dalam satu hari operasional. Kegagalan memenuhi jendela waktu pelayanan dapat berdampak langsung pada ketersediaan obat di fasilitas kesehatan dan berpotensi membahayakan keselamatan pasien. Penelitian ini bertujuan menyelesaikan permasalahan Capacitated Vehicle Routing Problem with Time Windows (CVRPTW) pada sistem distribusi farmasi menggunakan kombinasi algoritma Greedy dan Tabu Search. Algoritma Greedy dengan strategi nearest neighbor digunakan untuk membentuk solusi awal, sedangkan Tabu Search digunakan untuk mengoptimasi solusi tersebut melalui mekanisme relocate inter-route dan local search 2-opt. Dataset yang digunakan memuat 78 titik pengiriman dengan batasan kapasitas kendaraan sebesar 400 kg berat dan 3 m³ volume. Fungsi objektif yang diminimalkan mencakup total jarak tempuh, total waktu, pelanggaran time window, serta kelebihan kapasitas. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa Tabu Search mampu menghasilkan perbaikan nilai fungsi objektif dibandingkan solusi awal Greedy, dengan tetap mempertahankan feasibilitas seluruh rute. Penelitian ini membuktikan efektivitas kombinasi metaheuristik berbasis memori dengan konstruksi heuristik sederhana untuk permasalahan optimasi rute kendaraan berskala nyata.

Kata Kunci: CVRPTW, Algoritma Greedy, Tabu Search, Distribusi Farmasi, Optimasi Rute.

Abstract

Pharmaceutical distribution is one of the critical supply chains that demands high punctuality and operational efficiency. The complexity of pharmaceutical distribution arises from strict delivery time window constraints, diverse product characteristics in terms of weight and volume, and limited vehicle fleet capacity that must serve dozens of delivery points within a single operational day. Failure to meet delivery time windows can directly impact drug availability at healthcare facilities and potentially endanger patient safety. This study aims to solve the Capacitated Vehicle Routing Problem with Time Windows (CVRPTW) in pharmaceutical distribution systems using a combination of Greedy and Tabu Search algorithms. The Greedy algorithm with a nearest neighbor strategy is used to construct the initial solution, while Tabu Search optimizes the solution through inter-route relocate mechanisms and 2-opt local search. The dataset comprises 78 delivery nodes with vehicle capacity constraints of 400 kg weight and 3 m³ volume. The objective function minimized encompasses total travel distance, total time, time window violations, and capacity excess. Experimental results demonstrate that Tabu Search achieves significant improvement in objective function value compared to the Greedy baseline,

while maintaining full route feasibility. This research proves the effectiveness of combining memory-based metaheuristics with simple heuristic construction for real-scale vehicle routing optimization.

Keywords: CVRPTW, Greedy Algorithm, Tabu Search, Pharmaceutical Distribution, Route Optimization

PENDAHULUAN

Distribusi farmasi merupakan salah satu sektor logistik yang sangat bergantung pada keandalan sistem distribusi. Keterlambatan pengiriman maupun distribusi yang tidak terorganisasi dapat menyebabkan kekurangan stok obat dan berdampak langsung terhadap keberlangsungan layanan kesehatan (Abass et al., 2024). Selain itu, produk farmasi memiliki karakteristik khusus seperti sensitivitas waktu, kebutuhan ketepatan pengiriman, serta tuntutan reliabilitas layanan yang tinggi sehingga proses distribusi harus dilakukan secara efisien dan tepat waktu (Abass et al., 2024; Pan et al., 2024). Oleh karena itu, optimasi rute kendaraan menjadi aspek penting dalam meningkatkan efisiensi distribusi sekaligus menjaga kualitas pelayanan kesehatan.

Permasalahan optimasi rute ini dikenal sebagai *Vehicle Routing Problem* (VRP), yaitu masalah penentuan rute kendaraan dari depot menuju sejumlah titik tujuan dengan berbagai batasan operasional. Salah satu pengembangannya adalah *Capacitated Vehicle Routing Problem with Time Windows* (CVRPTW), yang mempertimbangkan kapasitas kendaraan serta batasan waktu pengiriman pada setiap pelanggan. CVRPTW termasuk permasalahan optimasi kombinatorial yang bersifat NP-hard sehingga sulit diselesaikan secara optimal ketika jumlah pelanggan meningkat (Elshaer & Awad, 2020; Konstantakopoulos et al., 2020; Marrouche et al., 2023). Kompleksitas tersebut menyebabkan metode eksak memerlukan waktu komputasi yang sangat tinggi pada skala besar sehingga pendekatan heuristik dan metaheuristik lebih banyak digunakan untuk memperoleh solusi mendekati optimal dalam waktu yang lebih efisien (Bujel et al., 2018; Zhang et al., 2023).

Dalam distribusi farmasi, tahap last-mile delivery menjadi bagian yang paling kompleks karena dipengaruhi oleh kondisi lalu lintas, kapasitas kendaraan, serta jadwal pengiriman yang ketat (Boysen et al., 2020). Kompleksitas tersebut mendorong penggunaan dataset distribusi nyata agar model optimasi dapat merepresentasikan kondisi operasional secara lebih realistis. Salah satu dataset distribusi farmasi nyata berasal dari perusahaan Third-Party Logistics (3PL) di kawasan Attica, Yunani, yang mencakup sekitar 60–85 titik pengiriman per hari dan dilengkapi matriks waktu serta jarak berdasarkan beberapa kondisi lalu lintas (Vrani et al., 2025).

Untuk menyelesaikan permasalahan CVRPTW, berbagai pendekatan heuristik dan metaheuristik telah banyak dikembangkan. Salah satu pendekatan yang umum digunakan adalah algoritma Greedy atau constructive heuristic untuk membangun solusi awal secara cepat dengan mempertimbangkan pelanggan terdekat maupun batasan kapasitas kendaraan (Liu et al., 2023). Pendekatan heuristik konstruktif dinilai efektif dalam menghasilkan solusi awal yang layak sebelum dilakukan proses optimasi lanjutan menggunakan metode metaheuristik. Beberapa penelitian juga menunjukkan bahwa kombinasi heuristik konstruktif dan metaheuristik mampu meningkatkan kualitas solusi pada permasalahan VRP berskala besar (Laguna et al., 2023).

Setelah solusi awal diperoleh, diperlukan metode optimasi lanjutan yang mampu memperbaiki solusi dan menghindari terjebak pada local optimum. Salah satu metode metaheuristik yang banyak digunakan dalam penyelesaian CVRPTW adalah Tabu Search. Metode ini menggunakan struktur memori adaptif untuk menghindari pengulangan solusi sehingga proses pencarian dapat dilakukan lebih luas dan efektif. Tabu Search juga memiliki kemampuan eksplorasi neighborhood yang baik sehingga sering diterapkan pada berbagai permasalahan VRP dengan kondisi jaringan jalan nyata maupun skala distribusi besar (Pan et al., 2024). Kombinasi heuristic initialization dan metode Tabu Search diketahui mampu meningkatkan kualitas solusi pada permasalahan vehicle routing dengan

menurunkan total jarak tempuh serta meningkatkan efisiensi utilisasi kendaraan pada kasus distribusi berskala besar (Gonçalves-Dosantos et al., 2024; Liu et al., 2023).

Meskipun penelitian mengenai CVRPTW telah berkembang pesat, sebagian besar penelitian masih menggunakan dataset benchmark sintetis seperti Solomon sehingga belum sepenuhnya merepresentasikan kondisi distribusi nyata, khususnya pada sektor farmasi. Padahal, distribusi farmasi memiliki karakteristik yang lebih kompleks karena dipengaruhi oleh kepadatan lalu lintas, ketepatan waktu pengiriman, dan tingginya kebutuhan reliabilitas layanan. Selain itu, masih terbatas penelitian yang mengkaji kombinasi algoritma Greedy dan Tabu Search pada dataset distribusi farmasi nyata dengan variasi kondisi lalu lintas. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi performa kombinasi algoritma Greedy dan Tabu Search dalam menyelesaikan permasalahan CVRPTW pada distribusi farmasi nyata berdasarkan total jarak tempuh, jumlah kendaraan, dan tingkat pemenuhan jendela waktu pengiriman.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan *Capacitated Vehicle Routing Problem with Time Windows* (CVRPTW) untuk mengoptimalkan distribusi farmasi dengan mempertimbangkan kapasitas kendaraan, batas waktu pelayanan, serta total jarak distribusi. Seluruh implementasi dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python pada platform Google Colaboratory. Tahapan penelitian mencakup pengumpulan data, pra-pemrosesan, pemodelan, konstruksi solusi awal, optimasi, dan evaluasi yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

Dataset dan Pra-Pemrosesan

Dataset yang digunakan bersumber dari dataset publik distribusi farmasi *last-mile delivery* yang dipublikasikan melalui Zenodo (Vrani et al., 2025). Pada penelitian ini digunakan data instansi *Day 1* yang terdiri dari file *distance_matrix_1.xlsx* untuk matriks jarak, *time_matrix_mostlikely_1.xlsx* untuk matriks waktu tempuh skenario waktu tempuh ekspektasi kondisi lalu lintas normal, serta sheet pertama dari *orders.xlsx* untuk data pesanan. Skenario *most likely* dipilih karena merepresentasikan kondisi operasional rata-rata yang paling realistis dibandingkan skenario optimistik maupun pesimistik. Dataset ini memuat 78 titik pengiriman beserta matriks jarak dan matriks waktu antar seluruh node, termasuk depot (node = 0). Atribut setiap node disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1 Atribut Dataset Distribusi Farmasi

Atribut	Keterangan	Satuan
NODE_ID	ID Pelanggan	-
WEIGHT	Berat muatan	kg
VOLUME	Volume muatan	m ³
EAT	<i>Earliest Arrival Time</i>	menit
LAT	<i>Latest Arrival Time</i>	menit
SERVICE_TIME	Durasi pelayanan	menit

Sumber Tabel: Vrani et al., (2025)

Pra-pemrosesan dilakukan menggunakan library Pandas, meliputi pengindeksan ulang matriks jarak dan waktu agar indeks node sesuai dengan daftar pelanggan, serta normalisasi format data atribut.

Pemodelan CVRPTW

CVRPTW dimodelkan sebagai masalah minimasi biaya multi-komponen. Koefisien α dan β masing-masing merupakan bobot jarak (D) dan waktu (T), ditetapkan $\alpha = \beta = 1$ untuk memberikan bobot proporsional antara efisiensi jarak dan waktu operasional. Fungsi objektif yang digunakan untuk meminimalkan total biaya distribusi dinyatakan pada Persamaan 1.

$$Z = \alpha \cdot D + \beta \cdot T + \lambda_{tw} \cdot V_{tw} + \lambda_w \cdot V_w + \lambda_v \cdot V_v + \lambda_k \cdot K \dots (1)$$

dengan V_{tw} = total pelanggaran *time window*, V_w = kelebihan berat, V_v = kelebihan volume, dan K = jumlah kendaraan. Waktu tiba kendaraan pada node j dihitung menggunakan Persamaan 2.

$$a_j = \max(c_i + t_{ij}, EAT_j) \dots (2)$$

Selanjutnya, waktu selesai pelayanan pada node j dihitung menggunakan Persamaan 3.

$$f_j = a_j + s_j \dots (3)$$

Pelanggaran *time window* terjadi apabila $f_j > LAT_j$, dengan besaran pelanggaran = $f_j - LAT_j$.

Algoritma Greedy

Solusi awal dibentuk menggunakan algoritma Greedy *nearest neighbor*. Setiap kendaraan berangkat dari depot dan secara iteratif memilih node belum dikunjungi terdekat yang memenuhi tiga syarat kelayakan: (1) berat kumulatif ≤ 400 kg, (2) volume kumulatif $\leq 3 \text{ m}^3$, dan (3) waktu selesai pelayanan $f_j \leq LAT_j$. Jika tidak ada node yang feasibel, kendaraan kembali ke depot dan kendaraan baru diaktifkan.

Tabu Search

Tabu Search (TS) merupakan metode metaheuristik berbasis *local search* yang diperkenalkan oleh Glover (1986) dan secara luas digunakan untuk menyelesaikan permasalahan optimasi kombinatorial berskala besar, termasuk CVRPTW. TS bekerja dengan memanfaatkan struktur memori adaptif untuk menghindari kunjungan berulang pada solusi yang telah dieksplorasi sebelumnya, sehingga mampu keluar dari jebakan optimum lokal melalui mekanisme eksplorasi dan intensifikasi ruang solusi. Memori adaptif dalam TS umumnya didasarkan pada

recency memory dan *frequency memory*, sementara eksplorasi responsif diterapkan melalui kondisi tabu, *aspiration level*, serta proses intensifikasi dan diversifikasi. Kemampuan memori dan adaptasi strategis TS memungkinkan algoritma memanfaatkan solusi-solusi baik yang telah ditemukan sekaligus menjelajahi wilayah-wilayah baru yang menjanjikan dalam ruang solusi. Dalam konteks CVRPTW, TS terbukti efektif karena kemampuannya menjelajahi ruang solusi yang besar secara terarah tanpa harus mengevaluasi seluruh kemungkinan solusi yang bersifat NP-Hard (Gmira et al., 2021; Hanafi et al., 2023).

Optimasi dilakukan menggunakan Tabu Search dengan empat komponen utama:

1. Struktur Tetangga

Ruang tetangga dibentuk melalui operasi *relocate inter-route*, yaitu memindahkan satu node dari rute asal ke posisi sisipan tertentu pada rute tujuan. Setiap kandidat tetangga dievaluasi berdasarkan pelanggaran dan nilai objektif, kemudian dibatasi 300 kandidat terbaik.

2. Tabu List

Setiap pergerakan yang dipilih memasukkan *reverse move*-nya ke dalam *tabu list* selama *tabu_tenure* = 5 iterasi. Setiap iterasi, *tenure* dikurangi satu dan entri yang mencapai nol dihapus.

3. Aspiration Criterion

Pergerakan yang masuk *tabu list* tetap dapat diterima apabila menghasilkan nilai objektif lebih baik dari solusi terbaik global (*best-so-far*).

4. Local Search 2-Opt

Setiap rute dioptimasi secara intra-rute menggunakan prosedur 2-opt setelah setiap pergerakan *relocate* diterima, dengan toleransi pelanggaran ≤ 1.000 .

Parameter Tabu Search disajikan pada Tabel 2. Pada setiap iterasi, pemilihan pergerakan terbaik dilakukan berdasarkan nilai fungsi objektif Z pada Persamaan

(1), sehingga algoritma secara konsisten diarahkan menuju solusi dengan total biaya terkecil.

Tabel 2 Parameter Tabu Search

Parameter	Nilai	Fungsi	Nilai Kode
<i>max_iter</i>	50	Maks. iterasi	<i>max_iter=50</i>
<i>tabu_tenure</i>	5	Masa berlaku tabu	<i>tabu_tenure=5</i>
<i>max_no_improve</i>	15	Batas iterasi tanpa perbaikan	<i>max_no_improve=15</i>
<i>max_neighbors</i>	300	Ukuran ruang tetangga	<i>max_neighbors=300</i>

Rincian komponen fungsi objektif beserta nilai bobot dan penalti disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3 Komponen Fungsi Objektif

Komponen	Bobot/Penalti	Keterangan
Total Jarak (D)	$\alpha = 1$	Bobot total jarak tempuh
Total Waktu (T)	$\beta = 1$	Bobot total waktu perjalanan
Pelang. TW (V _{tw})	$\lambda_{tw} = 1.000$	Penalti keterlambatan pelayanan
Kelebihan Berat (V _w)	$\lambda_w = 5.000$	Penalti overload berat
Kelebihan Vol. (V _v)	$\lambda_v = 5.000$	Penalti overload volume
Jml. Kendaraan (K)	$\lambda_k = 500$	Penalti penggunaan armada

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil eksperimen komputasional dan pembahasan mengenai penerapan algoritma Greedy dan Tabu Search dalam menyelesaikan permasalahan CVRPTW pada dataset distribusi farmasi.

Solusi Awal Greedy

Algoritma Greedy berhasil membangun solusi awal yang feasibel untuk seluruh 78 node pelanggan. Proses konstruksi berjalan secara greedy dengan menugaskan node terdekat yang memenuhi syarat kapasitas dan *time window* ke kendaraan aktif. Apabila tidak ada node yang dapat dilayani, kendaraan baru diaktifkan hingga seluruh pelanggan teralokasi. Tabel hasil Greedy dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4 Solusi Awal Greedy

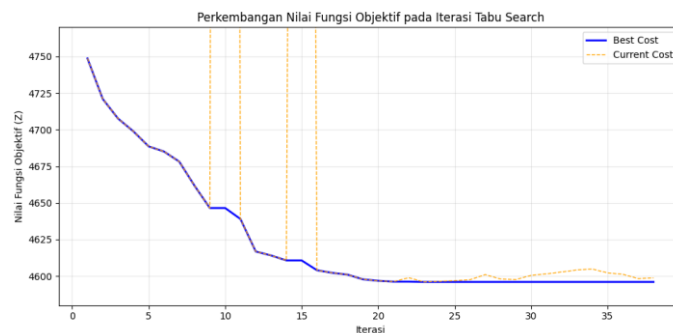
Vehicle	Route	Distance	Time	Violations	Weight_Load	Volume_Load
1	[0, 4, 2, 1, 8, 3, 9, 65, 66, 63, 67, 13, 64, 69, 70, 73, 75, 47, 21, 50, 34, 0]	79.9	252	0	399.749	1.94688
2	[0, 68, 72, 78, 77, 76, 60, 48, 19, 20, 53, 25, 39, 0]	78.6	229	0	399.570	2.29878
3	[0, 6, 11, 16, 15, 59, 57, 58, 54, 56, 5, 27, 24, 30, 32, 29, 35, 22, 45, 44, 46, 42, 43, 62, 0]	74.3	314	0	393.723	2.35157
4	[0, 71, 74, 61, 41, 49, 55, 23, 52, 28, 26, 38, 0]	86.0	237	0	399.862	1.70622
5	[0, 10, 51, 31, 33, 36, 37, 40, 18, 17, 12, 14, 0]	104.2	247	0	283.586	0.69993
6	[0, 7, 0]	44.7	56	0	4.008	0.01666
Total		467.7				

Hasil Optimasi Tabu Search

Tabu Search dijalankan dengan solusi Greedy sebagai titik awal. Pada setiap iterasi, ruang tetangga sebanyak 300 kandidat *relocate* dihasilkan dan dievaluasi. Pergerakan terbaik yang tidak terlarang atau memenuhi *aspiration criterion* dipilih dan diperkuat dengan prosedur 2-opt intra-route.

Mekanisme *early stopping* aktif apabila tidak ada perbaikan selama 15 iterasi berturut-turut ($\text{max_no_improve} = 15$). Kondisi ini mencegah pemborosan komputasi saat ruang solusi di sekitar optimum lokal telah jenuh dieksplorasi.

Perkembangan Nilai Fungsi Objektif pada iterasi Tabu Search dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 1 Perkembangan Nilai Fungsi Objektif pada Iterasi Tabu Search

Perbandingan hasil solusi awal Greedy dan solusi akhir Tabu Search ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5 Perbandingan Hasil Solusi Greedy dan Tabu Search

Metrik	Greedy	Tabu Search
Total Distance	467.7	370.0
Total Time	1335.0	1226.0
Jumlah Kendaraan	6	6
Fungsi Objektif (Z)	4802.7	4596.0

Hasil optimasi Tabu Search menunjukkan perbaikan terhadap solusi awal Greedy, meliputi: (1) penurunan total jarak melalui 2-opt yang memperpendek rute secara intra-rute, (2) pengurangan jumlah kendaraan melalui *relocate* yang mengkonsolidasikan rute-rute pendek, dan (3) eliminasi pelanggaran *time window* melalui redistribusi pelanggan ke slot waktu yang lebih sesuai.

Penggunaan bobot penalti yang lebih besar untuk kapasitas ($\lambda_w = \lambda_v = 5.000$) dibandingkan *time window* ($\lambda_{tw} = 1.000$) mencerminkan prioritas pemenuhan kapasitas fisik kendaraan, sementara penalti jumlah kendaraan ($\lambda_k = 500$) mendorong algoritma untuk meminimalkan armada yang digunakan.

SIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan kombinasi algoritma Greedy dan Tabu Search untuk menyelesaikan permasalahan CVRPTW pada sistem distribusi farmasi dengan 78 titik pengiriman dan batasan kapasitas ganda (berat 400 kg dan volume 3 m³). Algoritma Greedy dengan strategi *nearest neighbor* terbukti efektif sebagai konstruktor solusi awal yang feasibel, sementara Tabu Search dengan mekanisme *relocate inter-route*, *tabu list* berbasis tenure, *aspiration criterion*, dan 2-opt mampu memperbaiki kualitas solusi secara signifikan. Fungsi objektif multi-komponen dengan penalti kapasitas dan *time window* memberikan fleksibilitas dalam mengarahkan pencarian solusi sesuai prioritas operasional distribusi farmasi. Penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi skala dataset yang

lebih besar, variasi parameter Tabu Search, serta perbandingan dengan metaheuristik lain seperti *Genetic Algorithm* atau *Ant Colony Optimization*.

DAFTAR PUSTAKA

- Abass, L. A., Usuemerai, P. A., Ibikunle, O. E., Alemede, V., & Mbata, A. O. (2024). Optimizing Pharmaceutical Supply Chains for Public Health Resilience. In *International Journal Of Engineering Research And Development* (Vol. 20, Number 11). www.ijerd.com
- Boysen, N., Fedtke, S., & Schwerdfeger, S. (2020). Last-mile delivery concepts: a survey from an operational research perspective. *OR Spectrum* 2020 43:1, 43(1), 1–58. <https://doi.org/10.1007/S00291-020-00607-8>
- Bujel, K., Lai, F., Szczecinski, M., So, W., & Fernandez, M. (2018). *Solving High Volume Capacitated Vehicle Routing Problem with Time Windows using Recursive-DBSCAN clustering algorithm*. <https://arxiv.org/pdf/1812.02300>
- Elshaer, R., & Awad, H. (2020). A taxonomic review of metaheuristic algorithms for solving the vehicle routing problem and its variants. *Computers & Industrial Engineering*, 140, 106242. <https://doi.org/10.1016/J.CIE.2019.106242>
- Gmira, M., Gendreau, M., Lodi, A., & Potvin, J. Y. (2021). Tabu search for the time-dependent vehicle routing problem with time windows on a road network. *European Journal of Operational Research*, 288(1), 129–140. <https://doi.org/10.1016/J.EJOR.2020.05.041>
- Gonçalves-Dosantos, J. C., Davila-Pena, L., & Casas-Méndez, B. (2024). *Two-stage heuristic algorithm for a new variant of the multi-compartment vehicle routing problem with stochastic demands*. <https://arxiv.org/pdf/2410.17302>
- Hanafi, S., Wang, Y., Glover, F., Yang, W., & Hennig, R. (2023). Tabu search exploiting local optimality in binary optimization. *European Journal of Operational Research*, 308(3), 1037–1055. <https://doi.org/10.1016/J.EJOR.2023.01.001>
- Konstantakopoulos, G. D., Gayialis, S. P., & Kechagias, E. P. (2020). Vehicle routing problem and related algorithms for logistics distribution: a literature review and classification. *Operational Research* 2020 22:3, 22(3), 2033–2062. <https://doi.org/10.1007/S12351-020-00600-7>
- Laguna, M., Martí, R., Martí, M., Martínez-Gavara, A., Pérez-Pel'ó, S., Pel'ó, P., & Resende, M. G. C. (2023). *20 years of Greedy Randomized Adaptive Search Procedures with Path Relinking*. <https://arxiv.org/pdf/2312.12663>
- Liu, F., Lu, C., Gui, L., Zhang, Q., Tong, X., & Yuan, M. (2023). *Heuristics for Vehicle Routing Problem: A Survey and Recent Advances*. <https://arxiv.org/pdf/2303.04147>
- Marrouche, W., Harmanani, H. M., & Chlebíková, J. (2023). A Multi-objective Optimization Approach for the Capacitated Vehicle Routing Problem with Time Windows (CVRPTW). *Studies in Computational Intelligence*, 1119, 121–143. https://doi.org/10.1007/978-3-031-46221-4_6/SAVE-RESEARCH
- Pan, Y., Wang, X., & Li, H. (2024). The Vehicle Routing Problem with Time Windows Based on a Multi-conditional Clustering and Tabu Search Approach. *Lecture Notes in Operations Research, Part F3800*, 270–282. https://doi.org/10.1007/978-981-97-4045-1_21/SAVE-RESEARCH
- Vrani, A., Apostolidis, S. D., Kapoutsis, A. C., & Kosmatopoulos, E. B. (2025). Delivering data: A real-world dataset for last-mile delivery optimization. *Data in Brief*, 61. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2025.111762>
- Zhang, J., Luo, K., Florio, A. M., & Van Woensel, T. (2023). Solving large-scale dynamic vehicle routing problems with stochastic requests. *European Journal of Operational Research*, 306(2), 596–614. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2022.07.015>