E-ISSN: 3031-8629
P-ISSN: 3032-3258
Halaman 7793-7814
Volume 3 Nomor 4 Tahun 2026

Optimasi Capacitated Vehicle Routing Problem dengan Particle Swarm Optimization pada Distribusi CV. AZKA

Matsaini[1], I. Rosyadi NR[1], R. Muhammad[1], B. Said[2]
[1]Program Studi Teknik Industri, Universitas Madura
[2]Program Studi Informatika, Universitas Madura
e-mail: matsaini@unira.ac.id

Abstrak

CV. AZKA mendistribusikan produk setiap hari kerja ke 11 ritel di Kecamatan Pasean, Waru, dan Pakong dengan dua truk berkapasitas 800 dus dan 500 dus, tetapi urutan kunjungannya belum ditentukan dengan metode optimasi. Penelitian ini bertujuan memilih rute distribusi harian dengan total jarak minimum. Masalah dimodelkan sebagai *capacitated vehicle routing problem* dengan armada heterogen dan trip berulang, lalu diselesaikan dengan algoritma *particle swarm optimization* diskrit berbasis *random key* yang dilengkapi pencarian lokal dan perturbasi *iterated local search*. Parameter ditetapkan dengan metode *one factor at a time*. Kualitas solusi diukur terhadap optimum eksak *mixed integer linear programming* dalam 30 kali percobaan dan dibandingkan dengan heuristik *nearest neighbor*. Hasil menunjukkan rute terbaik sepanjang 44,4 km per hari dalam satu trip, sama dengan optimum eksak. Algoritma usulan mencapai optimum pada seluruh percobaan, sedangkan versi dasarnya hanya pada 10% percobaan dengan rata-rata 46,9 km. Rute terpilih 12,6% lebih pendek daripada heuristik *nearest neighbor*, atau menghemat 166,4 km per bulan. Kapasitas truk baru membatasi rute bila pengiriman dilakukan setiap 13 hari.

Kata kunci: *vehicle routing problem, particle swarm optimization, armada heterogen, multi-trip, distribusi*.

Abstract

CV. AZKA delivers products every working day to 11 retailers in the Pasean, Waru, and Pakong districts using two trucks with capacities of 800 and 500 boxes, but its visit sequence had not been determined with an optimization method. This study aimed to select the daily distribution route with the minimum total distance. The problem was modeled as a capacitated vehicle routing problem with a heterogeneous fleet and multiple trips, and it was solved with a random-key discrete particle swarm optimization algorithm combined with local search and iterated local search perturbation.

The parameters were set using the one factor at a time method. Solution quality was measured against the exact optimum of a mixed integer linear programming model over 30 runs and compared with the nearest neighbor heuristic. The best route covers 44.4 km per day in a single trip, equal to the exact optimum. The proposed algorithm reaches the optimum in all runs, whereas the basic version reaches it in only 10% of runs with an average of 46.9 km. The selected route is 12.6% shorter than the nearest neighbor heuristic, saving 166.4 km per month. Truck capacity becomes binding only when deliveries are made every 13 days.
Keywords: *vehicle routing problem, particle swarm optimization, heterogeneous fleet, multi-trip, distribution*.

LATAR BELAKANG

Penentuan rute kendaraan berpengaruh langsung pada biaya distribusi, karena jarak tempuh menentukan konsumsi bahan bakar, waktu kerja sopir, dan keausan armada. Masalah ini dirumuskan sebagai *vehicle routing problem* (VRP) sejak Dantzig dan Ramser (1959). Varian dengan batas muatan kendaraan dikenal sebagai *capacitated vehicle routing problem* (CVRP). CVRP termasuk masalah NP-hard, sehingga metode eksak cepat menjadi tidak praktis pada kasus besar. Karena itu, metode metaheuristik banyak dipakai untuk memperoleh solusi mendekati optimal dalam waktu wajar (Mauliddina dkk., 2020).

Pada usaha distribusi skala kecil dan menengah di Indonesia, penentuan rute umumnya diselesaikan dengan pendekatan eksak. Ritonga dkk. (2024) memakai *integer linear programming* dengan VRPy untuk menentukan rute salesman CV ULI. Ramadhan dkk. (2023) memakai *mixed integer linear programming* (MILP) dengan solver Gurobi untuk VRP dengan *time window* dan armada heterogen di CV. XYZ, dan melaporkan penurunan biaya transportasi sebesar 11%. Pendekatan eksak memberi optimum yang pasti, tetapi membutuhkan solver dan keahlian pemodelan yang tidak selalu dimiliki pelaku usaha kecil. Studi lain memakai metaheuristik atau heuristik: Fauzi dkk. (2023) menggabungkan algoritma *sweep* dan PSO untuk CVRP dan memperoleh jarak 14,3% lebih pendek daripada *nearest neighbor* pada data sintetis; Achmadi dkk. (2026) membandingkan algoritma genetika, *nearest neighbor*, dan PSO untuk pengiriman barang dengan satu jenis truk di Jabodetabek; sedangkan Yuliza dkk. (2026) membandingkan

model armada heterogen dengan *nearest neighbor* pada distribusi ayam potong.

CVRP mencari beberapa rute dengan biaya minimum dari satu depot untuk melayani pelanggan dengan permintaan yang diketahui. Setiap pelanggan dilayani tepat satu kali oleh satu kendaraan, setiap rute berawal dan berakhir di depot, dan total permintaan dalam satu rute tidak boleh melebihi kapasitas kendaraan (Tavakoli dan Sami, 2013). CVRP memuat *traveling salesman problem* (TSP) sebagai submasalah, sehingga lebih sulit diselesaikan daripada TSP (Qi, 2011). Dua varian yang relevan dengan penelitian ini adalah armada heterogen, yaitu kendaraan dengan kapasitas berbeda (Ramadhan dkk., 2023), dan multi-trip, yaitu kendaraan yang boleh melakukan lebih dari satu perjalanan dalam satu periode (Ritonga dkk., 2024). Kombinasi armada heterogen dan multi-trip umumnya diselesaikan secara eksak, misalnya dengan algoritma *branch and price* yang mampu menangani kasus hingga 40 pelanggan (Şahin dan Yaman, 2022).

Particle swarm optimization (PSO) adalah metaheuristik berbasis populasi yang diperkenalkan oleh Kennedy dan Eberhart (1995). Setiap partikel mewakili satu solusi kandidat. Partikel bergerak dengan kecepatan yang dipengaruhi posisi terbaik pribadinya (*pbest*) dan posisi terbaik kawanan (*gbest*). Persamaan pembaruan yang dipakai Mauliddina dkk. (2020) dan Qi (2011) adalah:

$$v_i^{t+1} = w\, v_i^t + c_1 r_1 \left(pbest_i - x_i^t\right) + c_2 r_2 \left(gbest - x_i^t\right) \quad (1)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (2)$$

Dalam persamaan tersebut, w adalah bobot inersia, c_1 dan c_2 adalah koefisien kognitif dan sosial, serta r_1 dan r_2 adalah bilangan acak pada [0, 1]. PSO pada dasarnya dirancang untuk ruang kontinu. Kesulitan utama penerapannya pada CVRP adalah merumuskan kecepatan yang bermakna untuk masalah rute (Mauliddina dkk., 2020). Ai dan Kachitvichyanukul (2009) mengusulkan dua representasi solusi untuk CVRP. Chen dkk. (2006) menghibridkan PSO diskrit dengan *simulated annealing*, Marinakis dkk. (2010) mengembangkan PSO hibrida untuk VRP, dan Wu dkk. (2024) mengusulkan PSO berbasis pembelajaran ketetanggaan untuk VRP dengan *time window*.

Kualitas PSO pada CVRP sangat bergantung pada perbaikan lokal. Tavakoli dan Sami (2013) memakai tiga heuristik perbaikan: *two optimal exchange* (TOE), *two optimal insertion* (TOI), dan *TSP optimal exchange* (TSPOE). Qi (2011) menggabungkan PSO diskrit dengan *iterated local search* (ILS) dan melaporkan solusi terbaik yang diketahui pada instans benchmark, dengan selisih rata-rata di bawah 3%. Sebaliknya, Mauliddina dkk. (2020) menunjukkan bahwa PSO diskrit dasar dengan tuning parameter *one factor at a time* (OFAT) belum kompetitif dibandingkan varian hasil hibridisasi. Pengembangan PSO untuk masalah rute terus berlanjut, antara lain PSO multiobjektif berbasis *attractor* untuk CVRP (Halassi Bacar dan Rawhoudine, 2021) serta PSO yang diperluas dengan pencarian lokal 2-opt untuk rute kendaraan rantai dingin (Xu dkk., 2024).

Dari pustaka yang ditinjau, terdapat dua celah. Pertama, sebagian besar studi PSO untuk CVRP diuji pada data benchmark atau sintetis (Ai dan Kachitvichyanukul, 2009; Tavakoli dan Sami, 2013; Mauliddina dkk., 2020; Halassi Bacar dan Rawhoudine, 2021; Fauzi dkk., 2023), sedangkan penerapan pada data lapangan (Achmadi dkk., 2026) belum melibatkan armada heterogen dan trip berulang. Kedua, studi kasus distribusi lokal memakai metode eksak saja (Ramadhan dkk., 2023; Ritonga dkk., 2024) atau membandingkan metaheuristik hanya dengan heuristik lain (Achmadi dkk., 2026; Yuliza dkk., 2026), sehingga selisih solusi metaheuristik terhadap optimum eksak pada kasus nyata belum diketahui.

CV. AZKA melayani 11 ritel di Kecamatan Pasean, Waru, dan Pakong dengan dua truk berkapasitas berbeda, dan urutan kunjungannya belum ditentukan dengan metode optimasi. Penelitian ini bertujuan memilih rute distribusi harian CV. AZKA dengan total jarak minimum menggunakan PSO diskrit. Kebaruan penelitian ini menjawab kedua celah tersebut: (1) PSO diskrit berbasis *random key* dengan pencarian lokal dan perturbasi ILS diterapkan pada data lapangan distribusi usaha kecil dengan armada heterogen dan trip berulang, bukan pada data benchmark; (2) kualitas solusinya diukur langsung terhadap optimum eksak MILP pada kasus nyata yang sama; dan (3) pengaruh frekuensi pengiriman terhadap jarak dan jumlah trip dianalisis untuk menunjukkan kapan kapasitas truk mulai membatasi rute. Rumusan masalahnya adalah: (1) rute dan total jarak seperti

apa yang dipilih PSO; (2) seberapa dekat dan stabil solusi PSO dibandingkan optimum eksak dalam 30 percobaan; (3) berapa penghematan jarak rute terpilih dibandingkan heuristik *nearest neighbor*, yaitu penentuan rute berdasarkan kedekatan tanpa optimasi; dan (4) bagaimana frekuensi pengiriman memengaruhi jarak bulanan dan jumlah trip. Hasil penelitian diharapkan menjadi dasar penjadwalan rute bagi CV. AZKA dan bukti kelayakan PSO bagi usaha distribusi sejenis.

METODE

Penelitian ini merupakan studi kasus kuantitatif dengan pendekatan pemodelan optimasi dan eksperimen komputasi. Sasaran penelitian adalah sistem distribusi CV. AZKA, yang terdiri atas satu depot (gudang), 11 ritel pelanggan, serta dua truk berkapasitas 800 dus (Truk 1) dan 500 dus (Truk 2). Penelitian dilaksanakan selama satu bulan pada Maret 2026. Data primer diperoleh melalui wawancara dengan Direktur CV. AZKA dan pengukuran jarak antarlokasi, sedangkan data sekunder berasal dari arsip perusahaan.

Berdasarkan hasil wawancara dengan Direktur CV. AZKA, pengiriman dilakukan setiap hari kerja, yaitu 26 hari per bulan (Senin–Sabtu). Permintaan harian setiap ritel adalah permintaan bulanan dibagi 26, dibulatkan ke atas, seperti disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Data ritel, permintaan, dan jarak dari depot

No	Ritel	Kecamatan	Permintaan (dus/bulan)	Permintaan (dus/hari)	Jarak dari depot (km)
1	Toko Bagus	Pasean	300	12	2,8
2	Toko Handayani	Pasean	250	10	2,5
3	Indomama	Pasean	150	6	1,9

No	Ritel	Kecamatan	Permintaan (dus/bulan)	Permintaan (dus/hari)	Jarak dari depot (km)
4	Swalayan	Pasean	180	7	2,0
5	Toko Super Galaxy	Pasean	200	8	5,7
6	Waru Indah Tani	Waru	280	11	8,8
7	Maharani	Waru	270	11	8,4
8	Toko Al-Jazeera	Waru	220	9	8,6
9	Toko H. Fauzan	Pakong	320	13	22,8
10	KARBA Mart	Pakong	310	12	22,9
11	Toko Dewi Putri	Pakong	280	11	23,2
	Total		2.760	110	

Sumber: CV. AZKA (diolah).

Matriks jarak 12 × 12 antarlokasi disajikan pada Tabel 2. Keabsahan data diperiksa melalui uji simetri dan ketaksamaan segitiga $d(i,j) \leq d(i,k) + d(k,j)$. Uji ini berfungsi sebagai validasi karakteristik data untuk menentukan model dasar algoritma CVRP.

E-ISSN: 3031-8629
P-ISSN: 3032-3258
Halaman 7793-7814
Volume 3 Nomor 4 Tahun 2026

Tabel 2. Matriks jarak antarlokasi (km)

Dari/Ke	Depot	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	R11
Depot	0	2,8	2,5	1,9	2	5,7	8,8	8,4	8,6	22,8	22,9	23,2
R1	2,8	0	1	3,5	4	4,5	6	5,6	5,8	20	20,1	20,4
R2	2,5	1	0	1	3	6	5,7	6	6,2	18	19	20
R3	1,9	3,5	1	0	2	3	7	6,5	6,7	20,9	21	21,3
R4	2	4	3	2	0	2	6	6,4	6,6	20,8	20,85	21,2
R5	5,7	4,5	6	3	2	0	2	2,7	1	14,4	14,3	14,6
R6	8,8	6	5,7	7	6	2	0	2	2	14	14,1	14,4
R7	8,4	5,6	6	6,5	6,4	2,7	2	0	0,3	14,4	14,5	14,8
R8	8,6	5,8	6,2	6,7	6,6	1	2	0,3	0	14,2	14,3	14,6
R9	22,8	20	18	20,9	20,8	14,4	14	14,4	14,2	0	0,1	0,4
R10	22,9	20,1	19	21	20,85	14,3	14,1	14,5	14,3	0,1	0	0,3
R11	23,2	20,4	20	21,3	21,2	14,6	14,4	14,8	14,6	0,4	0,3	0

Sumber: CV. AZKA (diolah). R1–R11 = ritel sesuai nomor pada Tabel 1

Uji simetri terhadap 66 pasangan titik pada Tabel 2 menghasilkan selisih absolut $|d(i, j) - d(j, i)| = 0$ untuk seluruh pasangan, sehingga matriks jarak dinyatakan simetris. Model matematis disusun sebagai CVRP armada heterogen multi-trip. Model CVRP tetap dipakai walaupun muatan harian saat ini jauh di bawah kapasitas truk, karena kapasitas menjadi kendala yang menentukan ketika volume pesanan naik atau frekuensi pengiriman diubah (lihat Tabel 7), sehingga model yang sama dapat langsung dipakai

tanpa mengubah formulasi. Himpunan simpul adalah $V = \{0, 1, \cdots, n\}$, dengan 0 sebagai depot dan $C = \{1, \cdots, n\}$ sebagai ritel. K adalah himpunan slot trip; setiap slot k mewakili satu trip yang boleh dipakai atau tidak oleh truk tertentu dengan kapasitas Q_k. Satu truk dapat memiliki beberapa slot, sehingga dapat melakukan lebih dari satu trip per hari. Parameter d_{ij} adalah jarak dari i ke j, dan q_j adalah permintaan harian ritel j. Variabel x_{ij}^k bernilai 1 jika trip k bergerak dari i ke j, dan u_j menyatakan muatan kumulatif setelah melayani j. Fungsi tujuan meminimalkan total jarak:

$$\min Z = \sum_{k\in K} \sum_{i\in V} \sum_{j\in V, j\neq i} d_{ij}\, x_{ij}^k \tag{3}$$

dengan kendala:

$$\sum_{k\in K} \sum_{i\in V, i\neq j} x_{ij}^k = 1, \quad \forall j \in C \tag{4}$$

$$\sum_{j\in C} x_{0j}^k \leq 1, \quad \forall k \in K \tag{5}$$

$$\sum_{i\in V, i\neq h} x_{ih}^k = \sum_{j\in V, j\neq h} x_{hj}^k, \quad \forall h \in V, \forall k \in K \tag{6}$$

$$\sum_{i\in V} \sum_{j\in C, j\neq i} q_j\, x_{ij}^k \leq Q_k, \quad \forall k \in K \tag{7}$$

$$u_j \geq u_i + q_j - Q_{\max}\left(1 - \sum_{k\in K} x_{ij}^k\right), \; q_i \leq u_i \leq Q_{\max}, \; \forall i, j \in C, \; i \neq j \tag{8}$$

$$x_{ij}^k \in \{0,1\}, \quad \forall i, j \in V, \forall k \in K \tag{9}$$

Persamaan (4) memastikan setiap ritel dikunjungi tepat sekali. Persamaan (5) membatasi setiap slot paling banyak satu trip dari depot. Persamaan (6) menjaga keseimbangan aliran sehingga setiap trip kembali ke depot. Persamaan (7) membatasi muatan sesuai kapasitas truk pemilik slot. Persamaan (8) adalah eliminasi subtour Miller–Tucker–Zemlin, dan Persamaan (9) menyatakan variabel keputusan biner. Untuk mengurangi simetri, slot dari truk yang sama dipakai berurutan. Karena jumlah trip tidak dibatasi dan tujuan hanya jarak, perhitungan eksak cukup memakai slot berkapasitas truk terbesar, sebab setiap trip yang muat di truk kecil juga muat di truk besar. Model ini diselesaikan secara eksak dengan PuLP 2.9.0 dan solver CBC sebagai pembanding optimum, mengikuti pendekatan MILP Ramadhan dkk. (2023).

Algoritma PSO diskrit dirancang sebagai berikut. Setiap partikel adalah vektor 11 bilangan real pada [0, 1] (*random key*) (Ai dan Kachitvichyanukul, 2009). Urutan

kunjungan $\pi = (\pi_1, \cdots, \pi_n)$ diperoleh dengan mengurutkan ritel menurut nilai kuncinya dari yang terkecil. Urutan ini kemudian dipotong menjadi trip dengan prosedur *split* berbasis program dinamis (Prins, 2004). Misalkan $f(j)$ adalah jarak minimum untuk melayani j ritel pertama dalam π, dengan $f(0) = 0$. Untuk $j = 1, \cdots, n$, nilai $f(j)$ dihitung dengan:

$$f(j) = \min_{1 \le i \le j} \left\{ f(i-1) + d_{0\pi_i} + \sum_{h=i}^{j-1} d_{\pi_h \pi_{h+1}} + d_{\pi_j 0} \right\}, \text{ dengan } \sum_{h=i}^{j} q_{\pi_h} \le Q_{\max} \qquad (10)$$

Setiap pasangan (i, j) yang memenuhi kendala kapasitas mewakili satu trip Depot $\rightarrow \pi_i \rightarrow \cdots \rightarrow \pi_j \rightarrow$ Depot. Indeks i yang memberi nilai minimum disimpan, lalu trip direkonstruksi dengan menelusuri indeks tersebut dari $j = n$ ke belakang. Dengan cara ini, $f(n)$ adalah total jarak minimum untuk urutan π dan sekaligus menjadi nilai *fitness* partikel; prosedurnya memerlukan paling banyak $n(n+1)/2$ evaluasi trip. Karena jumlah trip per truk tidak dibatasi dan tujuan hanya jarak, kapasitas yang dipakai dalam pemotongan adalah kapasitas truk terbesar, $Q_{\max} = 800$ dus.

Setelah trip terbentuk, truk untuk setiap trip ditetapkan dengan aturan adaptif. Trip diproses mulai dari muatan terbesar. Calon truk untuk suatu trip adalah truk yang kapasitasnya tidak lebih kecil daripada muatan trip tersebut. Dari calon itu dipilih truk yang paling sedikit menerima trip; bila jumlahnya sama, dipilih truk dengan sisa kapasitas (Q_k dikurangi muatan) paling kecil, yaitu truk yang paling pas. Aturan ini membagi trip ke kedua truk bila terdapat lebih dari satu trip dan memakai truk yang lebih kecil bila muatannya cukup. Pemilihan truk tidak mengubah urutan kunjungan maupun total jarak.

Pencarian lokal memakai tiga heuristik perbaikan dari Tavakoli dan Sami (2013). TSPOE menukar posisi dua ritel dalam satu trip, TOI memindahkan satu ritel ke posisi lain pada trip lain atau ke trip baru, dan TOE menukar dua ritel antartrip. Setiap perpindahan hanya diterima bila memenuhi kapasitas dan memperpendek total jarak. Ketiga heuristik dijalankan bergantian sampai tidak ada lagi perbaikan, lalu urutan hasil perbaikan dikodekan kembali menjadi vektor *random key* partikel. Pencarian lokal diterapkan pada setiap *gbest* baru dan pada partikel lain dengan peluang 0,1. Posisi

partikel diperbarui dengan perturbasi ILS (Qi, 2011):

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \text{rand}(\ \ )\left(1 - k\,\frac{iter}{I_{\max}}\right)v_i^{t+1} \tag{11}$$

dengan $k = 1$, kecepatan dibatasi pada $[-0{,}5;\ 0{,}5]$, posisi dibatasi pada $[0,\ 1]$, dan jumlah iterasi 200. Sebagai pembanding, PSO dasar memakai representasi dan pembagian trip yang sama, tetapi tanpa pencarian lokal dan tanpa perturbasi ILS.

Teknik analisis data terdiri atas empat tahap dan dijalankan dengan Python 3 (NumPy, SciPy, dan PuLP) menggunakan *seed* acak tetap sehingga hasilnya dapat direproduksi. Tahap pertama adalah penetapan parameter dengan metode OFAT (Mauliddina dkk., 2020). Nilai dasar yang dipakai adalah $w = 0{,}5$, $c_1 = 2{,}0$, $c_2 = 1{,}0$, dan $N = 25$. Pada setiap pengujian, satu faktor diubah ke level yang diuji, yaitu $w \in \{0{,}3;\ 0{,}47;\ 0{,}7;\ 0{,}9\}$, $c_1 \in \{0{,}5;\ 1{,}0;\ 1{,}5;\ 2{,}0\}$, $c_2 \in \{1{,}0;\ 1{,}5;\ 2{,}0;\ 2{,}5\}$, dan $N \in \{25;\ 50;\ 75\}$, sedangkan faktor lain tetap pada nilai dasar. Setiap level dijalankan 30 kali dengan *seed* berbeda memakai PSO dasar dan 100 iterasi. Pengaruh setiap faktor diuji dengan ANOVA satu arah dengan hipotesis nol bahwa rata-rata total jarak pada semua level sama ($\alpha = 0{,}05$). Untuk setiap faktor dipilih level dengan rata-rata jarak terkecil; bila rata-ratanya sama, dipilih level dengan waktu komputasi lebih singkat.

Tahap kedua adalah pengujian kinerja. PSO usulan dan PSO dasar masing-masing dijalankan 30 kali dengan parameter terpilih dan 200 iterasi. Pada setiap percobaan dicatat total jarak, waktu komputasi, dan selisihnya terhadap optimum MILP; percobaan dinyatakan mencapai optimum bila selisihnya 0%. Karena sebaran total jarak tidak dapat diasumsikan normal (hasil PSO usulan bahkan dapat konstan), kedua metode dibandingkan dengan uji nonparametrik Mann–Whitney dua sisi ($\alpha = 0{,}05$) dengan hipotesis nol bahwa sebaran total jarak kedua metode sama. Ukuran efek dihitung dengan $r = Z/\sqrt{N}$, dengan Z adalah nilai normal baku yang sesuai dengan nilai p dan $N = 60$ adalah jumlah seluruh percobaan; nilai $r \geq 0{,}5$ dikategorikan sebagai efek besar (Cohen, 1988).

Tahap ketiga adalah pembandingan dengan heuristik *nearest neighbor*. Heuristik ini dimulai dari depot dan berulang kali memilih ritel terdekat yang belum dikunjungi dan

masih muat dalam sisa kapasitas truk terbesar; bila jaraknya sama, dipilih ritel bernomor lebih kecil. Bila tidak ada lagi ritel yang muat, trip ditutup dengan kembali ke depot dan trip baru dimulai sampai seluruh ritel terlayani. Truk untuk setiap trip ditetapkan dengan aturan adaptif yang sama. Heuristik ini mewakili penentuan rute berdasarkan kedekatan tanpa optimasi. Penghematan dihitung sebagai selisih jarak *nearest neighbor* dan rute terpilih dibagi jarak *nearest neighbor*, sedangkan jarak bulanan adalah jarak harian dikali 26 hari kirim.

Tahap keempat adalah analisis sensitivitas frekuensi pengiriman untuk interval 1, 2, 3, 6, dan 13 hari. Untuk interval t hari, muatan setiap ritel per pengiriman adalah permintaan bulanannya dikali $t/26$ dan dibulatkan ke atas, sedangkan jumlah pengiriman per bulan adalah $26/t$. Setiap skenario diselesaikan dengan MILP dan dengan PSO usulan sebanyak 10 percobaan, lalu jarak bulanan dihitung sebagai jarak per pengiriman dikali jumlah pengiriman per bulan. Selisih solusi PSO terhadap optimum dihitung dengan:

$$Gap = \frac{Z_{\text{PSO}} - Z_{\text{eksak}}}{Z_{\text{eksak}}} \times 100\% \qquad (12)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Total permintaan harian adalah 110 dus, atau 22% dari kapasitas Truk 2 dan 13,75% dari kapasitas Truk 1. Seluruh ritel dapat dilayani dalam satu trip oleh truk mana pun, sehingga pada pengiriman harian kendala kapasitas tidak mengikat dan masalah utamanya adalah memilih urutan kunjungan. Model eksak memakai dua slot trip dan mencapai status optimal dalam 28,2 detik dengan total jarak 44,4 km per hari.

Hasil penetapan parameter disajikan pada Tabel 3 dan Gambar 1. Uji ANOVA satu arah menunjukkan bahwa koefisien kognitif c_1 ($F = 8{,}14$; $p < 0{,}001$) dan ukuran swarm N ($F = 6{,}27$; $p = 0{,}003$) berpengaruh signifikan terhadap rata-rata jarak, sedangkan bobot inersia w ($F = 2{,}15$; $p = 0{,}098$) dan koefisien sosial c_2 ($F = 0{,}51$; $p = 0{,}676$) tidak berpengaruh signifikan. Parameter terpilih adalah $w = 0{,}7$, $c_1 = 2{,}0$, $c_2 = 1{,}5$, dan $N = 75$. Nilai c_2 sama dengan hasil Mauliddina dkk. (2020), sedangkan c_1 dan N lebih besar.

Menambah ukuran swarm dari 25 menjadi 75 menurunkan rata-rata jarak dari 48,11 km menjadi 46,23 km, tetapi waktu komputasi per percobaan naik dari 0,09 detik menjadi 0,28 detik.

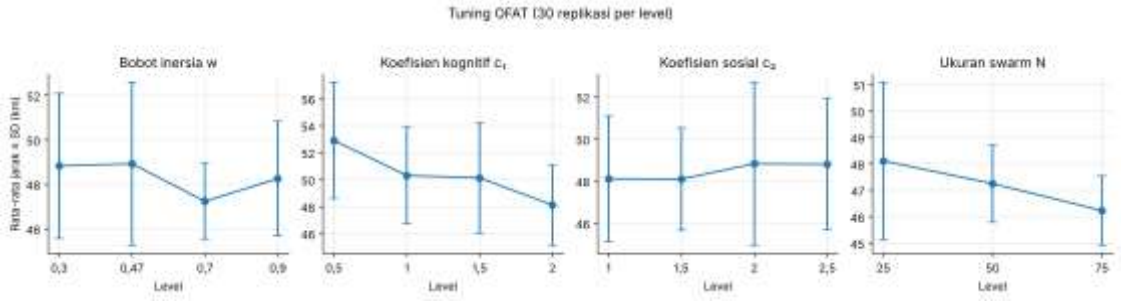
Tabel 3. Hasil penetapan parameter dengan metode OFAT (30 replikasi per level, PSO dasar, 100 iterasi)

Parameter	Level	Rata-rata jarak (km)	Simpangan baku (km)	Terbaik (km)	Waktu rata-rata (detik)
w	0,3	48,83	3,27	44,4	0,092
w	0,47	48,92	3,66	44,4	0,089
w	0,7	47,23	1,70	44,4	0,090
w	0,9	48,25	2,58	44,4	0,089
c_1	0,5	52,91	4,31	46,0	0,089
c_1	1,0	50,30	3,58	45,5	0,089
c_1	1,5	50,13	4,09	44,4	0,090
c_1	2,0	48,11	2,98	44,4	0,094
c_2	1,0	48,11	2,98	44,4	0,098
c_2	1,5	48,10	2,43	44,4	0,091
c_2	2,0	48,83	3,87	44,4	0,094
c_2	2,5	48,80	3,11	44,4	0,092
N	25	48,11	2,98	44,4	0,092

E-ISSN: 3031-8629
P-ISSN: 3032-3258

Parameter	Level	Rata-rata jarak (km)	Simpangan baku (km)	Terbaik (km)	Waktu rata-rata (detik)
N	50	47,25	1,46	44,4	0,177
N	75	46,23	1,31	44,4	0,275

Sumber: hasil pengolahan data. Cetak tebal = level terpilih.



Gambar 1. Rata-rata total jarak ± simpangan baku pada setiap level parameter

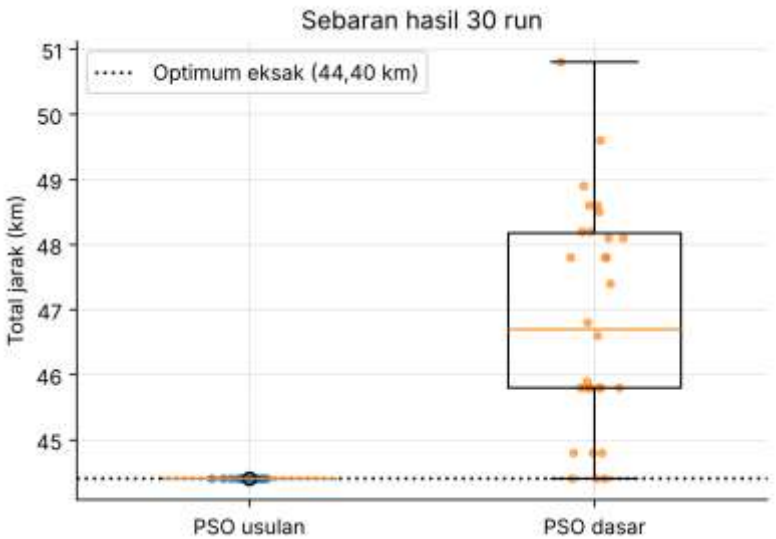
Kinerja algoritma dengan parameter terpilih disajikan pada Tabel 4. PSO usulan mencapai optimum eksak 44,4 km pada seluruh 30 percobaan, dengan simpangan baku 0 dan gap 0%. PSO dasar hanya mencapai optimum pada 3 dari 30 percobaan (10%), dengan median 46,7 km (rentang antarkuartil 45,8–48,2 km), hasil terburuk 50,8 km, dan gap rata-rata 5,55%. Uji Mann–Whitney menunjukkan perbedaan yang signifikan ($U = 52{,}5$; $p = 1{,}2 \times 10^{-9}$) dengan ukuran efek besar ($r = 0{,}78$). Sebaran hasil disajikan pada Gambar 2. Gambar 3 menunjukkan bahwa PSO usulan mencapai nilai akhirnya pada median iterasi ke-2 (paling lambat iterasi ke-20), sedangkan PSO dasar baru pada median iterasi ke-32,5 dan sebagian masih membaik hingga iterasi ke-200. Satu percobaan PSO usulan memerlukan rata-rata 1,09 detik, sedangkan model eksak memerlukan 28,2 detik; waktu ini dapat berbeda menurut perangkat.

E-ISSN: 3031-8629
P-ISSN: 3032-3258
Halaman 7793-7814
Volume 3 Nomor 4 Tahun 2026

Tabel 4. Statistik 30 percobaan setiap metode

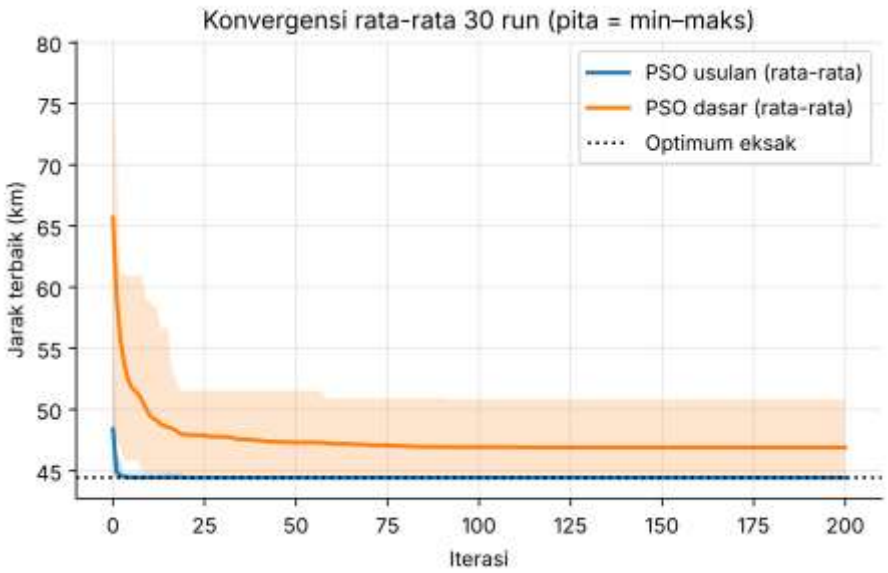
Metode	Terbaik (km)	Rata-rata (km)	Simpangan baku	Terburuk (km)	Waktu rata-rata (detik)	Gap rata-rata (%)	Mencapai optimum (%)
PSO usulan	44,4	44,40	0,00	44,4	1,09	0,00	100
PSO dasar	44,4	46,86	1,71	50,8	0,54	5,55	10
MILP (eksak)	44,4	–	–	–	28,21	0,00	–

Sumber: hasil pengolahan data.



Gambar 2. Sebaran total jarak dari 30 percobaan PSO usulan dan PSO dasar

E-ISSN: 3031-8629
P-ISSN: 3032-3258
Halaman 7793-7814
Volume 3 Nomor 4 Tahun 2026



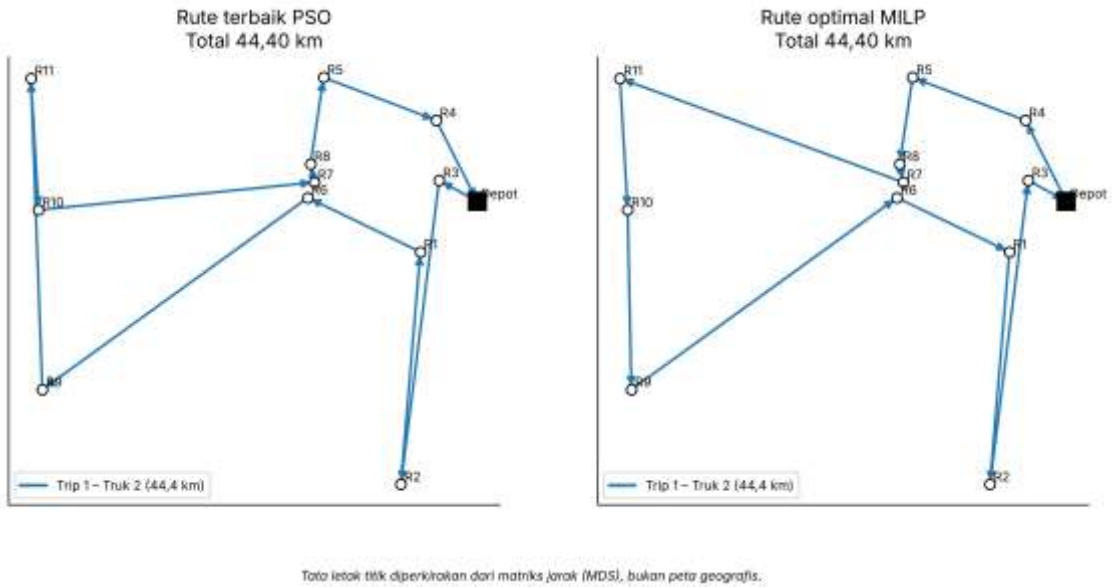
Gambar 3. Konvergensi rata-rata 30 percobaan (pita menunjukkan nilai minimum–maksimum)

Rute terbaik yang dipilih disajikan pada Tabel 5 dan Gambar 4. Rute PSO berangkat ke klaster Pasean bagian barat (Indomama, Toko Handayani, Toko Bagus), menuju Waru Indah Tani, menyeberang ke klaster Pakong (Toko H. Fauzan, Toko Dewi Putri, KARBA Mart), kembali ke Waru (Maharani, Toko Al-Jazeera), lalu menutup trip melalui Toko Super Galaxy dan Swalayan yang dekat dengan depot. Dua ruas terpanjang adalah penyeberangan Waru–Pakong (14,0 km dan 14,5 km), yang tidak dapat dihindari karena klaster Pakong berjarak lebih dari 20 km dari depot. Rute MILP adalah arah kebalikannya dengan urutan berbeda di dalam klaster Pakong, dan keduanya sama-sama 44,4 km; artinya kasus ini memiliki lebih dari satu rute optimal. Dengan aturan pemilihan truk adaptif, trip dijalankan oleh Truk 2 (utilisasi 22%). Total jarak bulanan untuk 26 hari kirim adalah 1.154,4 km.

Tabel 5. Rute distribusi harian terpilih

Metode	Truk	Rute	Muatan (dus)	Jarak (km)
PSO usulan	Truk 2	Depot → R3 → R2 → R1 → R6 → R9 → R11 → R10 → R7 → R8 → R5 → R4 → Depot	110	44,4
MILP (eksak)	Truk 2	Depot → R4 → R5 → R8 → R7 → R11 → R10 → R9 → R6 → R1 → R2 → R3 → Depot	110	44,4

Sumber: hasil pengolahan data. R1–R11 sesuai nomor ritel pada Tabel 1.



Gambar 4. Rute terbaik PSO (kiri) dan rute optimal MILP (kanan); tata letak titik diperkirakan dari matriks jarak, bukan peta geografis

Perbandingan dengan heuristik *nearest neighbor* disajikan pada Tabel 6. Heuristik ini menghasilkan rute Depot → R3 → R2 → R1 → R4 → R5 → R8 → R7 → R6 → R9 → R10 → R11 → Depot sepanjang 50,8 km. Rute tersebut menghabiskan seluruh ritel Pasean di awal, sehingga trip berakhir di Pakong dan harus kembali sejauh 23,2 km ke

depot. Rute PSO membagi kunjungan Pasean ke awal dan akhir trip sehingga ruas pulang hanya 2,0 km. Hasilnya, rute terpilih 6,4 km per hari atau 12,6% lebih pendek, setara dengan penghematan 166,4 km per bulan.

Tabel 6. Perbandingan total jarak dengan heuristik *nearest neighbor*

Metode	Jarak per hari (km)	Jarak per bulan (km)	Penghematan (%)
Nearest neighbor	50,8	1.320,8	–
PSO usulan	44,4	1.154,4	12,6
MILP (eksak)	44,4	1.154,4	12,6

Sumber: hasil pengolahan data.

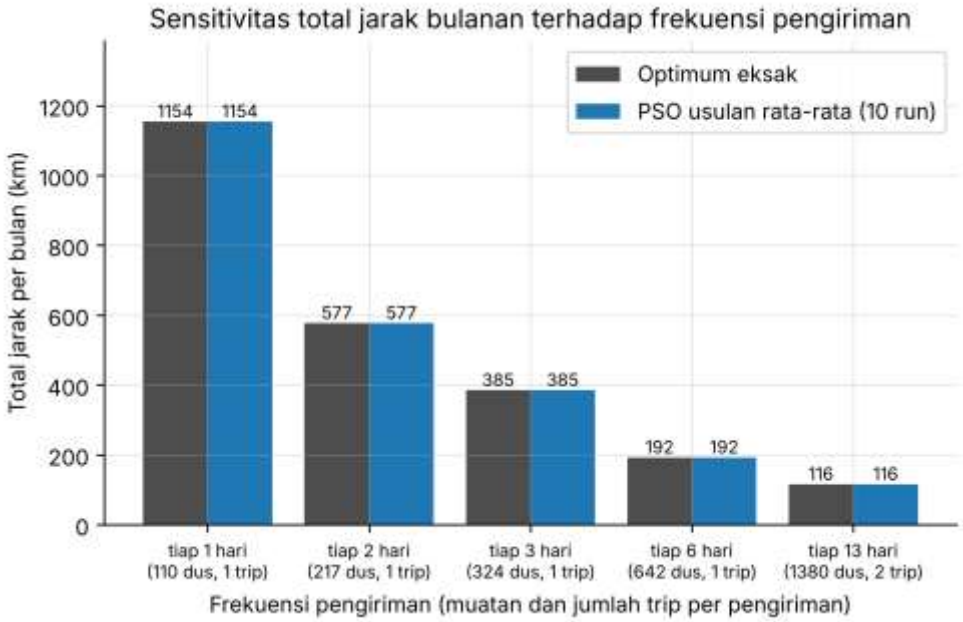
Pengaruh frekuensi pengiriman disajikan pada Tabel 7 dan Gambar 5. Pada interval 1 hingga 6 hari, muatan per pengiriman (110–642 dus) masih muat dalam satu trip, sehingga jarak per pengiriman tetap 44,4 km dan jarak bulanan turun sebanding dengan berkurangnya jumlah pengiriman. Pada interval 6 hari, muatan 642 dus sudah melebihi kapasitas Truk 2 sehingga harus dibawa Truk 1. Kapasitas baru membatasi rute pada interval 13 hari: muatan 1.380 dus memerlukan dua trip dengan total 57,9 km per pengiriman. Pengiriman yang lebih jarang memang mengurangi jarak bulanan, tetapi menuntut ritel menyimpan stok untuk beberapa hari, sehingga pilihannya perlu mempertimbangkan ruang simpan dan perputaran barang di ritel.

Tabel 7. Pengaruh frekuensi pengiriman terhadap jumlah trip dan total jarak

Interval (hari)	Muatan per pengiriman (dus)	Pengiriman per bulan	Trip per pengiriman	Jarak per pengiriman (km)	Jarak per bulan (km)
1	110	26	1	44,4	1.154,4
2	217	13	1	44,4	577,2

Interval (hari)	Muatan per pengiriman (dus)	Pengiriman per bulan	Trip per pengiriman	Jarak per pengiriman (km)	Jarak per bulan (km)
3	324	8,67	1	44,4	384,8
6	642	4,33	1	44,4	192,4
13	1.380	2	2	57,9	115,8

Sumber: hasil pengolahan data (nilai eksak; PSO usulan memberikan nilai yang sama pada 10 percobaan setiap interval).



Gambar 5. Total jarak per bulan pada berbagai frekuensi pengiriman

Hasil ini menjawab keempat rumusan masalah. Pertama, rute terbaik adalah Depot → R3 → R2 → R1 → R6 → R9 → R11 → R10 → R7 → R8 → R5 → R4 → Depot sepanjang 44,4 km per hari dalam satu trip. Kedua, PSO usulan selalu mencapai optimum eksak dengan simpangan baku 0, sedangkan PSO dasar hanya 10%. Ketiga, rute terpilih 12,6%

lebih pendek daripada heuristik *nearest neighbor*. Keempat, kapasitas truk baru membatasi rute pada pengiriman setiap 13 hari.

Temuan ini juga menjawab kedua celah penelitian. Terhadap celah pertama, PSO diskrit yang sebelumnya diuji pada data benchmark atau sintetis (Ai dan Kachitvichyanukul, 2009; Tavakoli dan Sami, 2013; Mauliddina dkk., 2020; Fauzi dkk., 2023) terbukti mencapai optimum pada data lapangan usaha distribusi kecil dengan armada heterogen. Penghematan 12,6% terhadap *nearest neighbor* sebanding dengan 14,3% yang dilaporkan Fauzi dkk. (2023) pada data sintetis dan lebih besar daripada selisih sekitar 5,8% antara PSO dan *nearest neighbor* pada studi Achmadi dkk. (2026). Terhadap celah kedua, pengukuran langsung terhadap MILP, pendekatan yang dipakai Ramadhan dkk. (2023), Ritonga dkk. (2024), dan Şahin dan Yaman (2022), menunjukkan gap 0% pada seluruh percobaan, sehingga PSO usulan dapat menjadi alternatif yang tidak memerlukan solver. Perbedaan besar antara PSO usulan dan PSO dasar sejalan dengan Mauliddina dkk. (2020), yang menilai PSO diskrit dasar belum kompetitif, serta dengan Tavakoli dan Sami (2013) dan Qi (2011), yang menunjukkan pentingnya pencarian lokal dan perturbasi. Pada kasus 11 ritel, MILP masih dapat diselesaikan dalam hitungan detik, sehingga keunggulan PSO terletak pada kemudahan penerapan dan kesiapannya untuk jumlah ritel yang lebih besar, bukan pada kualitas solusi.

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Ukuran kasusnya kecil, yaitu 11 ritel dan satu depot. Permintaan harian diturunkan dari rata-rata bulanan sehingga variasi harian tidak tertangkap. Heuristik *nearest neighbor* adalah pembanding, bukan rute yang benar-benar dipakai perusahaan. Model juga belum memuat *time window*, jam kerja sopir, dan perbedaan biaya operasional kedua truk.

SIMPULAN

Rute terbaik distribusi harian CV. AZKA adalah Depot → R3 → R2 → R1 → R6 → R9 → R11 → R10 → R7 → R8 → R5 → R4 → Depot sepanjang 44,4 km dalam satu trip Truk 2. PSO usulan mencapai optimum eksak pada seluruh 30 percobaan, sedangkan PSO dasar hanya 10%. Rute ini 12,6% lebih pendek daripada heuristik *nearest neighbor*, dan kapasitas

truk baru membatasi rute pada pengiriman setiap 13 hari. Temuan ini berlaku untuk kasus kecil (11 ritel dan satu depot) dengan permintaan harian yang diturunkan dari rata-rata bulanan; pembandingnya adalah heuristik *nearest neighbor*, bukan rute aktual perusahaan; dan model belum memuat *time window*, jam kerja sopir, serta biaya operasional tiap truk. CV. AZKA disarankan menerapkan rute ini dan mengkaji frekuensi pengirimannya. Peneliti selanjutnya disarankan menambahkan *time window*, biaya per jenis truk, dan jumlah ritel yang lebih besar.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada LPPM dan Universitas Madura yang telah membantu pembiayaan pelaksanaan penelitian ini (nomor surat kontrak penelitian: 277/E.02/LPPM-UNIRA/XI/2025), serta kepada CV. AZKA atas izin dan data yang diberikan.

DAFTAR PUSTAKA

Achmadi, S., Prabowo & Bayuaji, L. 2026. Perbandingan Genetic Algorithm, Nearest Neighbour, dan Particle Swarm Optimization untuk Penentuan Rute Pengiriman Barang. *Jurnal Algoritma*, 23(1): 1516–1528. https://doi.org/10.33364/algoritma/v.23-1.3201

Ai, T.J. & Kachitvichyanukul, V. 2009. Particle Swarm Optimization and Two Solution Representations for Solving the Capacitated Vehicle Routing Problem. *Computers & Industrial Engineering*, 56(1): 380–387. https://doi.org/10.1016/j.cie.2008.06.012

Chen, A.L., Yang, G.K. & Wu, Z.M. 2006. Hybrid Discrete Particle Swarm Optimization Algorithm for Capacitated Vehicle Routing Problem. *Journal of Zhejiang University SCIENCE A*, 7(4): 607–614. https://doi.org/10.1631/jzus.2006.A0607

Cohen, J. 1988. *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (2nd ed.). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.

Dantzig, G.B. & Ramser, J.H. 1959. The Truck Dispatching Problem. *Management Science*, 6(1): 80–91. https://doi.org/10.1287/mnsc.6.1.80

Fauzi, I.S., Wardani, I.B., Putra, I.L. & Puspitasari, P. 2023. Penerapan Algoritma Sweep dan Particle Swarm Optimization (PSO) sebagai Alternatif Menentukan Rute Distribusi. *Faktor Exacta*, 16(4): 264–273. https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v16i4.18962

Halassi Bacar, A.-H. & Rawhoudine, S.C. 2021. An Attractors-Based Particle Swarm Optimization for Multiobjective Capacitated Vehicle Routing Problem. *RAIRO-Operations Research*, 55(5): 2599–2614. https://doi.org/10.1051/ro/2021119

Kennedy, J. & Eberhart, R. 1995. Particle Swarm Optimization. *Proceedings of ICNN'95 – International Conference on Neural Networks*, hlm. 1942–1948. Perth: IEEE

Marinakis, Y., Marinaki, M. & Dounias, G. 2010. A Hybrid Particle Swarm Optimization Algorithm for the Vehicle Routing Problem. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 23(4): 463–472. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2010.02.002

Mauliddina, A.N., Saifuddin, F.A., Nagari, A.L., Redi, A.A.N.P., Kurniawan, A.C. & Ruswandi, N. 2020. Implementation of Discrete Particle Swarm Optimization Algorithm in the Capacitated Vehicle Routing Problem. *Jurnal Sistem dan Manajemen Industri*, 4(2): 117–128. https://doi.org/10.30656/jsmi.v4i2.2607

Prins, C. 2004. A Simple and Effective Evolutionary Algorithm for the Vehicle Routing Problem. *Computers & Operations Research*, 31(12): 1985–2002. https://doi.org/10.1016/S0305-0548(03)00158-8

Qi, C. 2011. Application of Improved Discrete Particle Swarm Optimization in Logistics Distribution Routing Problem. *Procedia Engineering*, 15: 3673–3677. https://doi.org/10.1016/j.proeng.2011.08.688

Ramadhan, N.A., Ardiansyah, M.N. & Pambudi, H.K. 2023. Penentuan Rute Armada Pengiriman CV. XYZ Menggunakan Pendekatan Vehicle Routing Problem with Time Window and Heterogeneous Fleet dengan Mixed Integer Linear Programming untuk Meminimasi Tingkat Keterlambatan. *Journal of Production, Enterprise, and Industrial Applications*, 1(1): 45–54. https://doi.org/10.25124/jpeia.v1i1.6753

Ritonga, G.A., Muttaqin, P.S. & Novitasari, N. 2024. Penentuan Rute yang Optimal pada CV Uli Menggunakan Integer Linear Programming untuk Dapat Mencapai Target Jumlah

Kunjungan Salesman. *Journal of Production, Enterprise, and Industrial Applications*, 2(1): 49–56. https://doi.org/10.25124/jpeia.v2i1.7451

Şahin, M.K. & Yaman, H. 2022. A Branch and Price Algorithm for the Heterogeneous Fleet Multi-Depot Multi-Trip Vehicle Routing Problem with Time Windows. *Transportation Science*, 56(6): 1636–1657. https://doi.org/10.1287/trsc.2022.1146

Tavakoli, M.M. & Sami, A. 2013. Particle Swarm Optimization in Solving Capacitated Vehicle Routing Problem. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 2(4): 252–257. https://doi.org/10.11591/eei.v2i4.190

Wu, Q., Xia, X., Song, H., dkk. 2024. A Neighborhood Comprehensive Learning Particle Swarm Optimization for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. *Swarm and Evolutionary Computation*, 84: 101425. https://doi.org/10.1016/j.swevo.2023.101425

Xu, S., Zong, J., Liu, L., Yang, W. & Xu, L. 2024. An Extended PSO Algorithm for Cold-Chain Vehicle Routing Problem with Independent Loading and Minimum Fuel Volume. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 15(2): 415–426. https://doi.org/10.5267/j.ijiec.2024.2.001

Yuliza, E., Dewi, N.R., Octarina, S. & Indrawati, I. 2026. Heterogeneous Fleet Vehicle Routing Problem dan Penyelesaiannya Menggunakan Metode Nearest Neighbor: Kasus Pendistribusian Ayam Potong. *Limits: Journal of Mathematics and Its Applications*, 23(2): 311–323. https://doi.org/10.12962/limits.v23i2.8956