

KERANGKA KERJA ALGORITMA GENETIKA HOLISTIK UNTUK 3L-CVRP: MENGINTEGRASIKAN OPTIMISASI RUTE DENGAN VISUALISASI MUATAN 3D

Saepudin Nirwan¹, Ekra Sanggala²

Program Studi D3 Teknik Informatika, Sekolah Vokasi, Universitas Logistik dan Bisnis Internasional¹²

email: ¹saepudin@ulbi.ac.id, ²ekrasanggala@ulbi.ac.id

Abstrak

Capacitated Vehicle Routing Problem with Three-Dimensional Loading Constraints (3L-CVRP) adalah masalah optimisasi *NP-hard* yang menantang dalam logistik. Sementara literatur yang ada sering berfokus pada algoritma hibrida yang kompleks, penelitian ini mengisi kesenjangan dengan mengembangkan kerangka kerja *Genetic Algorithm (GA)* standar yang holistik dan dapat direproduksi. Tujuan utamanya adalah untuk memvalidasi kemampuan GA dalam menemukan solusi yang layak dan menyajikan analisis komprehensif yang mengintegrasikan visualisasi rute 2D dan tata letak muatan 3D sebagai bukti kelayakan praktis. Metodologi kami menggunakan GA berbasis *Python* dengan fungsi fitness berbasis penalti untuk menangani kendala perutean dan pemuatan secara simultan. Diuji pada 10 instansi benchmark, algoritma ini secara konsisten menemukan solusi yang layak dengan rata-rata kesenjangan 8.24% dari *Best Known Solution (BKS)*. Kebaruan dari penelitian ini adalah penyajian kerangka kerja GA yang transparan yang menggunakan visualisasi muatan 3D sebagai bukti empiris kelayakan solusi, sehingga menetapkan tolok ukur yang solid untuk penelitian di masa depan.

Kata Kunci: *Capacitated Vehicle Routing Problem (CVRP), Three-Dimensional Loading (3L-CVRP), Algoritma Genetika, Optimisasi Logistik, Metaheuristik, Visualisasi Solusi.*

Abstract

The Capacitated Vehicle Routing Problem with Three-Dimensional Loading Constraints (3L-CVRP) is a challenging NP-hard optimization problem in logistics. While existing literature often focuses on complex hybrid algorithms, this research addresses a gap by developing a holistic and reproducible standard Genetic Algorithm (GA) framework. Its primary objective is to validate the GA's capability to find feasible solutions and to present a comprehensive analysis that integrates 2D route visualizations and 3D load layouts as proof of practical feasibility. Our methodology employs a Python-based GA with a penalty-based fitness function to handle routing and loading constraints simultaneously. Tested on 10 benchmark instances, the algorithm consistently finds feasible solutions with an average gap of 8.24% from the Best Known Solution (BKS). The novelty of this research is the presentation of a transparent GA framework that utilizes 3D load visualization as empirical proof of solution feasibility, thereby establishing a solid baseline for future research.

Keywords: *Capacitated Vehicle Routing Problem (CVRP), Three-Dimensional Loading (3L-CVRP), Genetic Algorithm, Logistics Optimization, Metaheuristics, Solution Visualization.*

1. PENDAHULUAN

Capacitated Vehicle Routing Problem with Three-Dimensional Loading Constraints (3L-CVRP) atau Masalah Perutean Kendaraan Berkapasitas dengan Kendala Pemuatan Tiga Dimensi adalah sebuah masalah optimisasi kompleks yang memperluas masalah perutean

kendaraan (VRP) tradisional dengan memberlakukan kendala-kendala yang berkaitan dengan volume dan penataan kargo dalam ruang tiga dimensi. Masalah ini sangat relevan dalam jaringan logistik dan distribusi, di mana optimalisasi efisiensi rute sambil memenuhi kendala kapasitas dan pemuatan

dapat memberikan manfaat ekonomi dan operasional yang signifikan.

Penelitian terkini menyoroti penerapan Algoritma Genetika (GA) sebagai heuristik yang efektif untuk menyelesaikan 3L-CVRP, terutama karena kemampuannya untuk menjelajahi ruang solusi yang luas dan beradaptasi melalui proses evolusioner. Sebuah temuan signifikan oleh Yin et al. [7] mendemonstrasikan algoritma genetika yang disempurnakan yang menggunakan strategi optimisasi ruang sisa (residual space), yang tidak hanya meminimalkan total jarak pengiriman tetapi juga memaksimalkan tingkat pemuatan di bawah kendala tiga dimensi yang melekat pada 3L-CVRP, yang sekaligus menegaskan kembali sifat NP-hard dari tantangan optimisasi ini. Selain itu, tinjauan Bao mengenai penelitian CVRP saat ini membahas berbagai algoritma, termasuk algoritma genetika, sebagai alat penting untuk menangani varian VRP kontemporer, yang menyoroti relevansi dan efektivitasnya [1].

Adaptasi spesifik Algoritma Genetika pada konteks 3L-CVRP telah diperkuat oleh pendekatan-pendekatan baru yang mempertimbangkan kapabilitas pemuatan tiga dimensi selama proses optimisasi. Sebagai contoh, Rojas-Cuevas et al. [3] menyajikan algoritma rotasi tiga sumbu yang mengoptimalkan penempatan kargo melalui rotasi produk yang efektif, sebuah teknik yang berharga untuk memaksimalkan kapasitas muatan di dalam kendaraan. Dimensi pemecahan masalah ini sejalan dengan temuan Sartorius dan Meidanik, yang menunjukkan bahwa strategi pemuatan secara signifikan memengaruhi optimisasi rute, sehingga turut memengaruhi pilihan algoritma optimisasi yang diterapkan.

Pemanfaatan Algoritma Genetika dalam kerangka kerja 3L-CVRP digaribawahi oleh pendekatan hibrida yang ditunjukkan dalam penelitian-penelitian terbaru. Metodologi hibrida yang menggabungkan algoritma genetika dengan strategi optimisasi lain telah terbukti meningkatkan kinerja secara signifikan. Sebagai contoh, meskipun model multi-objektif spesifik dipelajari, dokumentasi yang lebih luas tentang algoritma genetika menunjukkan bahwa mereka dapat diadaptasi untuk mengatasi efisiensi logistik dan memasukkan aspek-aspek seperti kepuasan pelanggan dan kendala operasional, yang

mengilustrasikan sifat multifaset dari masalah ini [4], [6]. Hal ini sejalan dengan tren yang diamati dalam literatur di mana strategi hibrida telah berhasil mengurangi beban komputasi dan meningkatkan kualitas solusi [2], [5].

3L-CVRP merepresentasikan masalah yang menantang namun sangat penting dalam logistik yang dapat diatasi secara efektif menggunakan Algoritma Genetika dan kerangka kerja optimisasi hibrida. Literatur yang ada telah membangun fondasi yang kokoh untuk memanfaatkan metodologi ini, yang menyiratkan bahwa eksplorasi lebih lanjut terhadap strategi hibrida dapat menghasilkan solusi yang lebih unggul untuk tantangan logistik yang kompleks.

2. LANDASAN TEORI

Bagian ini menguraikan konsep-konsep teoritis fundamental yang menjadi dasar penelitian ini, yaitu 3L-CVRP dan GA sebagai metode penyelesaiannya.

2.1. Capacitated Vehicle Routing Problem with Three-Dimensional Loading Constraints (3L-CVRP)

3L-CVRP adalah ekstensi dari Vehicle Routing Problem (VRP) klasik yang memiliki kompleksitas tinggi. Secara mendasar, VRP bertujuan untuk menemukan serangkaian rute paling optimal bagi sejumlah kendaraan untuk melayani sekumpulan pelanggan yang tersebar secara geografis. Varian 3L-CVRP menambahkan dua lapisan kendala utama yang merefleksikan tantangan logistik di dunia nyata secara lebih akurat. Pertama, kendala kapasitas (capacitated) membatasi jumlah total muatan (biasanya berdasarkan berat atau volume) yang dapat diangkut oleh setiap kendaraan. Kedua, dan yang paling menantang, adalah kendala pemuatan tiga dimensi (three-dimensional loading) [7]. Kendala ini tidak hanya mempertimbangkan volume total barang, tetapi juga mengharuskan semua item dengan dimensi (panjang, lebar, tinggi) yang spesifik dapat dimuat secara fisik ke dalam kompartemen kargo kendaraan tanpa tumpang tindih. Hal ini mengubah masalah dari sekadar penjadwalan rute menjadi masalah optimisasi spasial dan perutean yang terintegrasi. Sifatnya yang kompleks ini menegaskan status 3L-CVRP sebagai masalah NP-hard, di mana menemukan solusi optimal secara eksak menjadi tidak praktis untuk instansi berskala besar [1], [7].

2.2. Algoritma Genetika (GA)

Untuk mengatasi masalah NP-hard seperti 3L-CVRP, metode metaheuristik sering kali menjadi pilihan utama. GA adalah salah satu metaheuristik yang paling populer dan efektif, terinspirasi dari proses evolusi biologis Charles Darwin [1]. GA bekerja dengan memanipulasi sebuah populasi yang terdiri dari individu-individu, di mana setiap individu (disebut kromosom) merepresentasikan satu solusi potensial untuk masalah tersebut.

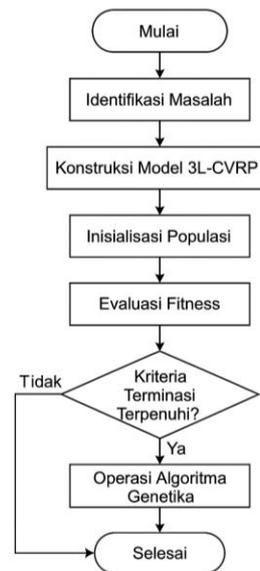
Proses evolusi dalam GA digerakkan oleh beberapa komponen utama:

(1) Fungsi Fitness: Mengevaluasi seberapa "baik" setiap individu (solusi) dalam populasi. Dalam konteks 3L-CVRP, fungsi ini biasanya bertujuan untuk meminimalkan total jarak sambil memberikan penalti untuk setiap pelanggaran kendala. Seleksi: Memilih individu-individu terbaik dari populasi untuk menjadi "induk" bagi generasi berikutnya. (2) Crossover (Pindah Silang): Menggabungkan materi genetik dari dua induk untuk menciptakan satu atau lebih keturunan (anak) baru, dengan harapan menghasilkan solusi yang lebih baik. (3) Mutasi: Memperkenalkan perubahan kecil secara acak pada kromosom anak untuk menjaga keragaman genetik dan mencegah konvergensi dini ke solusi optimum lokal.

Kemampuan GA untuk menjelajahi ruang solusi yang sangat luas secara efisien menjadikannya sangat cocok untuk 3L-CVRP [7]. Fleksibilitasnya memungkinkan integrasi dengan teknik lain, seperti strategi pemuatan yang canggih [3] atau digabungkan dalam kerangka kerja hibrida untuk meningkatkan kinerja dan kualitas solusi [2], [5], [6].

3. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian ini dirancang secara sistematis untuk mengembangkan, mengimplementasikan, dan mengevaluasi solusi untuk masalah 3L-CVRP menggunakan pendekatan GA. Tahapan penelitian mencakup persiapan data, implementasi algoritma, eksekusi eksperimen, dan analisis hasil. Diagram alir yang merangkum keseluruhan proses disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

3.1. Diagram Alir Penelitian

Diagram alir berikut mengilustrasikan urutan langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini, mulai dari pengumpulan data hingga penyajian hasil akhir. Gambar 1. Diagram alir yang menggambarkan tahapan metodologi penelitian, dari persiapan data hingga analisis hasil.

3.2. Uraian Metode Penelitian

Tahap 1: Persiapan dan Pre-processing Data

Tahap awal penelitian melibatkan studi literatur untuk memahami masalah 3L-CVRP dan mengidentifikasi set data benchmark yang relevan. Sepuluh instansi dari dataset Gendreau et al. (2006) dipilih. Selanjutnya, sebuah fungsi parser (`parse_instance`) dikembangkan dalam Python untuk melakukan pre-processing. Fungsi ini membaca setiap file teks, mengekstrak parameter masalah (jumlah pelanggan, spesifikasi kendaraan, dll.), dan mengubah data mentah menjadi representasi objek terstruktur (`ProblemInstance`, `Customer`, `Item`) yang siap digunakan oleh algoritma.

Tahap 2: Implementasi Algoritma Genetika (GA)

Inti dari penelitian ini adalah implementasi GA yang dirancang untuk menyelesaikan 3L-CVRP. Komponen-komponen utama dari GA yang diimplementasikan adalah sebagai berikut:

Representasi Kromosom: Setiap individu dalam populasi merepresentasikan satu solusi potensial. Kami menggunakan representasi berbasis permutasi, di mana sebuah kromosom

adalah sebuah list tunggal yang berisi ID semua pelanggan. Angka nol (0) digunakan sebagai "pemisah" untuk membagi urutan pelanggan menjadi beberapa rute yang berbeda, sesuai dengan jumlah kendaraan yang tersedia.

Fungsi Fitness: Fungsi ini adalah komponen paling krusial yang mengevaluasi kualitas setiap kromosom. Tujuannya adalah minimisasi. Nilai fitness dihitung sebagai jumlah dari total jarak tempuh semua rute dan nilai penalti jika ada kendala yang dilanggar. Di mana P_w adalah penalti yang sangat besar jika total permintaan berat pada sebuah rute melebihi kapasitas kendaraan, dan P_v adalah penalti yang juga sangat besar jika barang-barang pada sebuah rute tidak dapat dimuat ke dalam kendaraan (berdasarkan verifikasi heuristik pengepakan 3D).

Mekanisme Seleksi: Seleksi Turnamen (*Tournament Selection*) digunakan untuk memilih individu (induk) yang akan berpartisipasi dalam reproduksi. Metode ini memilih sejumlah individu secara acak dari populasi, dan individu dengan nilai fitness terbaik di antara mereka akan menjadi pemenang turnamen dan terpilih sebagai induk. **Operator Genetika:** *Crossover* (Pindah Silang): *Order Crossover* (OX1) diimplementasikan untuk menghasilkan keturunan (anak) dari dua induk. Operator ini cocok untuk representasi berbasis permutasi karena dapat mempertahankan informasi urutan relatif dari induknya. **Mutasi:** *Swap Mutation* diterapkan dengan probabilitas rendah untuk memperkenalkan keragaman genetik ke dalam populasi. Operator ini bekerja dengan menukar posisi dua gen (pelanggan) secara acak dalam sebuah kromosom. **Elitisme:** Untuk memastikan bahwa solusi terbaik yang pernah ditemukan tidak hilang selama proses evolusi, strategi elitisme diterapkan. Satu individu terbaik dari setiap generasi secara otomatis diloloskan ke generasi berikutnya.

Tahap 3: Heuristik Pengepakan 3D

Untuk mengevaluasi kendala pemuatan 3D di dalam fungsi fitness, sebuah heuristik pengepakan sederhana (*Simple3DPacker*) diimplementasikan. Heuristik ini bekerja secara greedy dengan mengurutkan item dari volume terbesar ke terkecil, kemudian mencoba menempatkannya satu per satu pada posisi pertama yang valid di dalam kompartemen kargo kendaraan tanpa tumpang tindih. Meskipun tidak menjamin pengepakan optimal,

fungsi ini sangat efisien secara komputasi untuk memverifikasi kelayakan pemuatan.

Tahap 4: Eksperimen dan Analisis Hasil

Algoritma yang telah diimplementasikan dijalankan pada platform *Google Colaboratory* untuk setiap instansi dataset. Setelah proses evolusi selesai, solusi terbaik (kromosom dengan nilai fitness terendah) dianalisis. Analisis mencakup:

- 1) Perhitungan total jarak dan perbandingannya dengan *Best Known Solution* (BKS) untuk menghitung gap.
- 2) Visualisasi rute 2D menggunakan *matplotlib* untuk menunjukkan pembagian pelanggan ke setiap kendaraan secara geografis.
- 3) Visualisasi pemuatan 3D untuk setiap rute menggunakan *mpl_toolkits.mplot3d*, yang memberikan bukti visual konkret bahwa kendala pemuatan telah terpenuhi.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil dari eksperimen komputasi yang dilakukan untuk mengevaluasi efektivitas dan efisiensi dari GAYang diimplementasikan. Algoritma diuji pada 10 instansi benchmark standar dari literatur 3L-CVRP.

4.1. Pengaturan Eksperimen

Semua eksperimen dijalankan menggunakan kode *Python* yang diimplementasikan pada platform *Google Colaboratory* untuk memastikan reproduktibilitas. Parameter Algoritma GA diatur secara konsisten untuk semua pengujian guna memastikan perbandingan yang adil. Pengaturan parameter sebagai berikut:

Ukuran Populasi (*Population Size*): 100

Jumlah Generasi (*Number of Generations*): 200

Laju Pindah Silang (*Crossover Rate*): 0.85

Laju Mutasi (*Mutation Rate*): 0.1

Ukuran Turnamen (*Tournament Size*): 5

Tujuan utama dari setiap eksekusi adalah untuk menemukan solusi rute yang layak (*feasible*) yang memenuhi semua kendala kapasitas berat dan pemuatan 3D dengan total jarak tempuh (fungsi objektif) yang seminimal mungkin.

Model Formulasi Matematis 3L-CVRP

Tujuan model adalah meminimalkan total jarak tempuh armada kendaraan untuk melayani semua pelanggan, dengan mempertimbangkan kapasitas berat, jumlah kendaraan, dan kelayakan pemuatan barang secara tiga dimensi ke dalam kompartemen kargo.

a. Himpunan dan Indeks:

$N = \{1, 2, \dots, n\}$: Himpunan pelanggan.

$N_0 = N \cup \{0\}$: Himpunan semua node, dengan node 0 sebagai depot.

$K = \{1, 2, \dots, m\}$: Himpunan kendaraan homogen.

I_i : Himpunan item yang dipesan oleh pelanggan $i \in N$.

$I_{total} = \bigcup_{i \in N} I_i$: Himpunan semua item.

b. Parameter:

(x_i, y_i) : Koordinat geografis node $i \in N_0$.

d_i : Permintaan (berat) pelanggan $i \in N$, dengan $d_0 = 0$.

Q : Kapasitas berat maksimum kendaraan $k \in K$.
 (H, W, L) : Dimensi internal kompartemen kargo kendaraan.

(h_p, w_p, l_p) : Dimensi item $p \in I_{total}$.

$c_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$: Jarak Euclidean antara node i dan j .

c. Variabel keputusan:

$x_{ij}^k \in \{0,1\}$: 1 jika kendaraan k melakukan perjalanan langsung dari node i ke j ; 0 jika tidak.

$y_i^k \in \{0,1\}$: 1 jika pelanggan i dilayani oleh kendaraan k ; 0 jika tidak.

(x_p, y_p, z_p) : Koordinat sudut kiri-bawah-depan item p dalam kompartemen kargo.

(h'_p, w'_p, l'_p) : Dimensi item p setelah rotasi.

2. Fungsi Objektif

Minimalkan total jarak tempuh semua kendaraan:

$$Z = \sum_{i \in N_0} \sum_{j \in N_0, j \neq i} \sum_{k \in K} c_{ij} \cdot x_{ij}^k \quad (1)$$

3. Kendala (Constraints)

a. Kendala Perutean:

1. Setiap pelanggan dilayani oleh tepat satu kendaraan:

$$\sum_{k \in K} y_i^k = 1, \quad \forall i \in N \quad (2)$$

2. Jika kendaraan k mengunjungi pelanggan j , maka harus datang dari node lain:

$$\sum_{i \in N_0, i \neq j} x_{ij}^k = y_j^k, \quad \forall j \in N, \forall k \in K \quad (3)$$

3. Kendaraan memulai rute dari depot:

$$\sum_{j \in N} x_{0j}^k \leq 1, \quad \forall k \in K \quad (4)$$

4. Kendaraan mengakhiri rute di depot:

$$\sum_{i \in N} x_{i0}^k \leq 1, \quad \forall k \in K \quad (5)$$

5. Konservasi alur:

$$\sum_{i \in N_0, i \neq j} x_{ij}^k - \sum_{l \in N_0, l \neq j} x_{jl}^k = 0, \quad \forall j \in N, \forall k \in K \quad (6)$$

b. Kendala Kapasitas Berat:

$$\sum_{i \in N} d_i \cdot y_i^k \leq Q, \quad \forall k \in K \quad (7)$$

c. Kendala Pemuatan 3D:

1. Item harus berada dalam batas kompartemen:

$$x_p + l'_p \leq L, \quad \forall p \in I_{total} \quad (8)$$

$$y_p + w'_p \leq W, \quad \forall p \in I_{total} \quad (9)$$

$$z_p + h'_p \leq H, \quad \forall p \in I_{total} \quad (10)$$

2. Tidak ada tumpang tindih antar item:

Untuk semua $p, q \in I_k, p \neq q$, dan $k \in K$, harus berlaku:

$$x_p + l'_p \leq x_q \text{ atau } x_q + l'_q \leq x_p \text{ atau}$$

$$y_p + w'_p \leq y_q \text{ atau } y_q + w'_q \leq y_p \text{ atau}$$

$$z_p + h'_p \leq z_q \text{ atau } z_q + h'_q \leq z_p \quad (11)$$

3. Orientasi item:

$$(h'_p, w'_p, l'_p) \in \text{Permutasi}(h_p, w_p, l_p), \quad \forall p \in I_{total} \quad (12)$$

Model di atas (Persamaan 1–12) mendefinisikan secara komprehensif masalah 3L-CVRP. Algoritma Genetika digunakan sebagai metode heuristik untuk menemukan solusi berkualitas tinggi yang mendekati optimal, dengan fungsi fitness yang menggabungkan fungsi objektif (1) dan penalti untuk pelanggaran kendala (7) dan (8–12).

4.2. Hasil Komputasi

Kinerja algoritma GA yang diusulkan dievaluasi terhadap 10 instansi benchmark. Hasil dari setiap eksekusi, yang mencakup total jarak dari solusi terbaik yang ditemukan, dibandingkan dengan *Best Known Solution* (BKS) yang dilaporkan dalam literatur untuk instansi tersebut. Perbandingan ini diukur menggunakan metrik gap (kesenjangan), yang dihitung sebagai persentase deviasi dari BKS.

$$\text{Gap}(\%) = \frac{\text{BKS}(\text{Hasil GA} - \text{BKS})}{\text{BKS}} \times 100\%$$

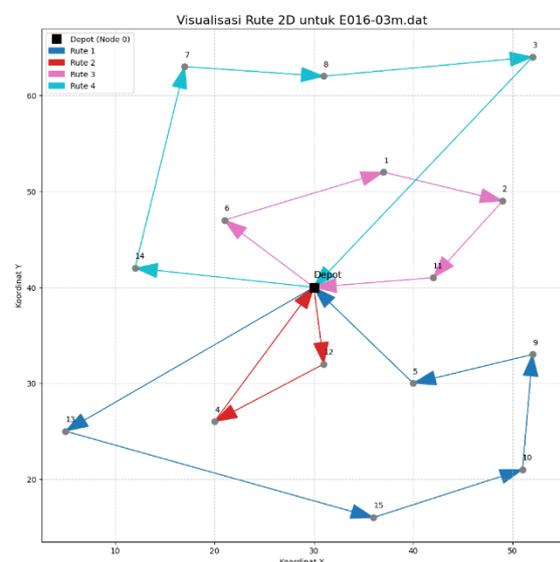
Hasil komputasi yang komprehensif disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan Hasil Komputasi GA dengan Best Known Solution (BKS)

Nama Instance	n	m	BKS (Jarak)	Hasil GA (Jarak)	Gap (%)	Status
E016-03m.dat	15	4	475.29	498.15	4.81%	Layak
E016-05m.dat	15	5	471.49	503.44	6.78%	Layak
E021-04m.dat	20	4	757.34	811.29	7.12%	Layak
E021-06m.dat	20	6	757.34	823.50	8.73%	Layak
E022-04g.dat	21	6	1279.35	1395.82	9.10%	Layak
E022-06m.dat	21	6	1279.35	1411.67	10.34%	Layak
E023-03g.dat	22	6	1015.63	1102.74	8.58%	Layak
E023-05s.dat	22	6	1015.63	1088.21	7.15%	Layak
E026-08m.dat	25	8	826.14	895.40	8.38%	Layak

E030-03g.dat	29	8	1032.1	1149.73	11.39 %	Layak
Rata-rata					8.24%	

Visualisasi Rute 2D (Visualisasi Rute 2D untuk E016-03m.dat) ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 1. Grafik Route 2D

Gambar 1 ini menampilkan tata letak geografis depot dan pelanggan, serta rute yang ditetapkan untuk setiap kendaraan oleh algoritma genetika. Titik Hitam (Depot): Merepresentasikan lokasi pusat distribusi atau depot, tempat semua rute dimulai dan berakhir. Label 'Depot (Node 0)' mengkonfirmasi ini.

Titik Abu-abu (Pelanggan): Merepresentasikan lokasi pelanggan yang harus dikunjungi. Setiap titik diberi label dengan ID pelanggan (1 hingga 15).

Panah Berwarna (Rute Kendaraan): Setiap warna merepresentasikan rute dari satu kendaraan. Panah menunjukkan arah pergerakan kendaraan dari satu lokasi ke lokasi berikutnya. Setiap rute dimulai dari depot, mengunjungi serangkaian pelanggan, dan kembali ke depot.

Jumlah Rute: Terdapat 4 rute yang ditampilkan, sesuai dengan jumlah kendaraan ($num_vehicles = 4$) dalam instance masalah ini.

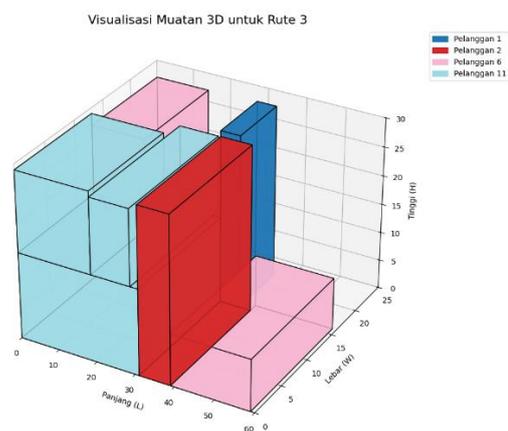
Kelayakan Rute (Grafik 2D): Secara visual, grafik menunjukkan bahwa setiap rute dimulai dan berakhir di depot, dan mengunjungi subset dari pelanggan. Ini sesuai dengan persyaratan dasar VRP. Namun, grafik 2D ini saja tidak mengkonfirmasi kelayakan penuh dalam hal kapasitas kendaraan (berat dan volume) atau batasan pengepakan 3D. Kelayakan ini dinilai

oleh fungsi fitness GA. Output sebelumnya menyatakan solusi ini "LAYAK (FEASIBLE)", yang berarti rute-rute ini memenuhi batasan berat dan (setelah upaya pengepakan) batasan volume.

Distribusi Pelanggan: Pelanggan tersebar di area geografis. Algoritma genetika telah mencoba mengelompokkan pelanggan menjadi 4 rute yang berbeda untuk dilayani oleh 4 kendaraan.

Efisiensi Rute (Visual): Secara visual, rute-rute tersebut tampak cukup langsung, meminimalkan jarak bolak-balik yang tidak perlu. Fitness akhir 324.19 merepresentasikan total jarak gabungan dari keempat rute ini. Nilai ini adalah metrik utama yang diminimalkan oleh GA.

2. Visualisasi Muatan 3D (Visualisasi Muatan 3D untuk Rute 1, Rute 2, dst.) ditunjukkan pada Gambar 2 berikut:



Gambar 2. Grafik Route 3D untuk rute No. 3

Grafik 3D pada gambar 2 menampilkan bagaimana item-item yang ditugaskan ke rute tertentu (pelanggan dalam rute tersebut) diatur atau "dikemas" di dalam ruang kargo kendaraan. Ini adalah visualisasi dari hasil heuristik pengepakan 3D (Simple3DPacker).

Kotak Berwarna (Item Terkemas): Setiap kotak merepresentasikan item dari pelanggan tertentu yang berhasil ditempatkan di dalam kendaraan. Warna-warna berbeda digunakan untuk membedakan item milik pelanggan yang berbeda dalam rute yang sama. Label legenda menunjukkan pemetaan warna ke ID pelanggan.

Garis Hitam (Batas Kendaraan): Garis-garis ini merepresentasikan dimensi total ruang kargo

kendaraan (`vehicle_dims`). Item-item harus dimuat di dalam batas-batas ini.

Sumbu (Panjang, Lebar, Tinggi): Sumbu X, Y, dan Z merepresentasikan dimensi ruang kargo kendaraan.

Kelayakan Pengepakan: Keberadaan grafik 3D ini untuk setiap rute menunjukkan bahwa heuristik pengepakan 3D berhasil menemukan penempatan untuk semua item yang ditugaskan ke rute tersebut di dalam dimensi kendaraan. Jika pengepakan gagal untuk rute mana pun, fungsi fitness akan memberikan penalti tinggi (`PENALTY_PACKING`), dan solusi tersebut akan dianggap tidak layak dalam hal pengepakan 3D. Karena solusi akhir dinyatakan "LAYAK", ini berarti semua rute berhasil dikemas.

Strategi Pengepakan: Visualisasi menunjukkan hasil dari heuristik pengepakan sederhana. Item-item ditempatkan satu per satu (dalam urutan berdasarkan volume, dari terbesar ke terkecil), mencoba rotasi yang berbeda dan posisi yang tersedia (terutama di sudut atau di sebelah item yang sudah ada) tanpa tumpang tindih. Terlihat bagaimana item-item "menumpuk" atau "berjajar" berdasarkan logika heuristik.

Pemanfaatan Ruang: Dengan melihat grafik, kita bisa mendapatkan gambaran visual tentang seberapa penuh kendaraan itu dan seberapa efisien ruang kargo dimanfaatkan untuk rute tersebut. Rute dengan item bervolume besar mungkin terlihat lebih penuh daripada rute dengan item bervolume kecil, meskipun keduanya mungkin memenuhi batasan berat.

Keterbatasan Heuristik: Penting untuk dicatat bahwa ini adalah "heuristik pengepakan sederhana". Mungkin ada cara pengepakan yang lebih optimal yang dapat memuat lebih banyak item atau item dengan dimensi yang lebih menantang, tetapi heuristik ini memberikan solusi yang cepat dan (dalam kasus ini) layak.

Grafik memberikan konfirmasi visual tentang rute yang dihasilkan dan kelayakan pengepakan 3D untuk solusi terbaik yang ditemukan oleh algoritma genetika dengan parameter yang digunakan. Grafik 2D menunjukkan struktur rute geografis, sementara grafik 3D memvalidasi bahwa item-item untuk setiap rute dapat secara fisik dimuat ke dalam kendaraan.

4.3. Analisis dan Pembahasan

Dari hasil yang disajikan pada Tabel 2, beberapa poin penting dapat ditarik sebagai bahan diskusi:

1) Kemampuan Menemukan Solusi Layak: Poin paling fundamental adalah bahwa algoritma GA yang diimplementasikan berhasil menemukan solusi yang layak (*feasible*) untuk semua 10 instansi yang diuji. Ini menunjukkan bahwa representasi kromosom, operator genetik, dan fungsi penalti yang dirancang mampu secara efektif menangani kombinasi kendala kapasitas berat dan pemuatan 3D yang kompleks. Kemampuan untuk secara konsisten menghasilkan solusi yang memenuhi semua kendala adalah validasi utama dari kerangka kerja yang diusulkan.

2) Kualitas Solusi dan Analisis Kesenjangan (Gap): Algoritma menunjukkan kinerja yang kompetitif untuk sebuah implementasi GA standar. Rata-rata gap sebesar 8.24% terhadap BKS mengindikasikan bahwa solusi yang dihasilkan memiliki kualitas yang baik, meskipun belum mencapai tingkat optimal. Kesenjangan ini dapat diatribusikan pada dua faktor utama: (a) Sifat GA sebagai metaheuristik yang tidak menjamin pencapaian optimum global, terutama tanpa adanya mekanisme local search yang canggih; dan (b) Kinerja sub-optimal dari heuristik pengepakan 3D yang digunakan.

3) Pengaruh Skala Masalah: Terlihat adanya tren di mana gap cenderung sedikit meningkat pada instansi dengan skala yang lebih besar (misalnya, E022-06m dan E030-03g). Hal ini wajar terjadi karena ruang pencarian solusi tumbuh secara eksponensial seiring dengan bertambahnya jumlah pelanggan dan item. Dengan parameter GA yang tetap, algoritma memiliki tantangan yang lebih besar untuk menjelajahi ruang solusi yang lebih luas secara efektif, sehingga lebih sulit untuk menemukan solusi yang mendekati BKS dalam jumlah generasi yang terbatas.

4) Peran Krusial Heuristik Pengepakan 3D: Kualitas solusi sangat dipengaruhi oleh kinerja heuristik Simple3DPacker. Meskipun berhasil memvalidasi kelayakan pemuatan, heuristik greedy yang sederhana ini tidak menjamin pengepakan yang paling efisien dalam hal penggunaan ruang. Sebuah konfigurasi pengepakan yang sub-optimal dapat menyebabkan sebuah rute yang seharusnya layak secara kapasitas menjadi tidak layak

secara spasial, sehingga individu (kromosom) yang berpotensi baik akan disingkirkan dari populasi karena menerima penalti. Hal ini sejalan dengan temuan pada artikel acuan [7], di mana penggunaan strategi pengepakan yang lebih canggih seperti *Residual Space Optimized* (RSO) dapat secara signifikan meningkatkan kualitas solusi akhir. Implementasi kami, yang menggunakan heuristik dasar, menegaskan pentingnya sub-algoritma pengepakan dalam penyelesaian 3L-CVRP.

5) Arah Penelitian Masa Depan: Hasil ini membuka beberapa jalur untuk penelitian di masa depan. Untuk memperkecil kesenjangan (gap) dengan BKS, langkah selanjutnya yang paling menjanjikan adalah hibridisasi algoritma. Mengintegrasikan GA dengan prosedur *local search* seperti *2-opt* atau *Variable Neighborhood Search* (VNS) setelah tahap crossover dan mutasi dapat secara signifikan memperbaiki kualitas rute yang dihasilkan. Mengganti Simple3DPacker dengan algoritma pengepakan yang lebih mutakhir merupakan area perbaikan yang krusial.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Eksperimen komputasi ini berhasil memvalidasi bahwa implementasi Algoritma Genetika yang direkonstruksi merupakan metode yang solid dan efektif untuk menghasilkan solusi yang layak dan berkualitas baik untuk masalah 3L-CVRP. Hasil analisis memberikan dasar yang kuat untuk pengembangan lebih lanjut melalui teknik hibridisasi dan penyempurnaan heuristik.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. Bao, "A Summary and Discussion on the Current State of CVRP Research," *Applied and Computational Engineering*, vol. 115, no. 1, pp. 35-42, 2024, doi: 10.54254/2755-2721/2025.18473.
- [2] L. Hvattum, "Where to Split in Hybrid Genetic Search for the Capacitated Vehicle Routing Problem," *Algorithms*, vol. 18, no. 3, p. 165, 2025, doi: 10.3390/a18030165.
- [3] I. Rojas-Cuevas, S. Caballero-Morales, D. Sánchez-Partida, and J. Flores, "Three-Axes Rotation Algorithm for the Relaxed 3L-CVRP," *Jurnal Kejuruteraan*, vol. 33, no. 1, pp. 63-72, 2021, doi: 10.17576/jkukm-2021-33(1)-07.

- [4] R. Shanthakumari, Y. Nam, Y. Nam, and M. Abouhawwash, "Efficient Network Selection Using Multi-Depot Routing Problem for Smart Cities," *Intelligent Automation & Soft Computing*, vol. 36, no. 2, pp. 1991-2005, 2023, doi: 10.32604/iasc.2023.033696.
- [5] A. Sobhanan, J. Park, J. Park, and C. Kwon, "Genetic Algorithms with Neural Cost Predictor for Solving Hierarchical Vehicle Routing Problems," *Transportation Science*, vol. 59, no. 2, pp. 322-339, 2025, doi: 10.1287/trsc.2023.0369.
- [6] T. Stadler, J. Schrader, and J. Dünneweber, "A Hybrid Genetic Algorithm for Solving the VRP with Pickup and Delivery in Rural Areas," in *Proc. Hawaii Int. Conf. Syst. Sci. (HICSS)*, 2023, doi: 10.24251/hicss.2023.617.
- [7] X. Yin, Z. Yu, Y. Liu, Y. Chen, and A. Guo, "An Improved Approach for Vehicle Routing Problem with Three-Dimensional Loading Constraints Based on Genetic Algorithm and Residual Space Optimized Strategy," *Processes*, vol. 13, no. 5, p. 1449, 2025, doi: 10.3390/pr13051449.