

## Optimasi Rute Pengiriman Barang Menggunakan Algoritma Genetika Berdasarkan Jarak, Waktu Tempuh, dan Kapasitas Kendaraan

Izma Nurhanifah Fauzi<sup>\*1</sup>, Rama Adistya Nurtjahya Pamudji<sup>2</sup>, Ayu Siska Prima<sup>3</sup>, Feru Adiningrat<sup>4</sup>

<sup>\*1</sup>Logistik Bisnis, Politeknik Bisnis Digital Indonesia, Bogor

<sup>2,3</sup>Teknik Informatika, STMIK Pranata Indonesia, Bekasi

<sup>4</sup>Sistem Informasi, STMIK Pranata Indonesia, Bekasi

e-mail: <sup>\*1</sup>izmafauzi88@gmail.com, <sup>2</sup>ramaadistyanurcahya@gmail.com, <sup>3</sup>ayuprima238@gmail.com,

<sup>4</sup>feru.adiningrat@gmail.com

---

### Abstrak

Efisiensi rute pengiriman merupakan faktor penting dalam operasional logistik karena berkaitan dengan jarak perjalanan, waktu pengiriman, dan pemanfaatan kapasitas kendaraan. Penelitian ini bertujuan mengoptimalkan rute pengiriman barang menggunakan Algoritma Genetika berdasarkan jarak, waktu tempuh, dan kapasitas kendaraan. Data penelitian berasal dari E-Commerce Logistics Route Planning Dataset yang terdiri atas 1.000 catatan. Sebanyak 50 pesanan dipilih secara acak menggunakan random seed tetap. Berat pesanan digunakan sebagai permintaan pelanggan, sedangkan kapasitas kendaraan ditetapkan sebesar 550 kg berdasarkan median kapasitas pada dataset. Jarak antarlokasi dihitung menggunakan rumus Haversine, sedangkan waktu tempuh ditentukan berdasarkan jarak dan kecepatan yang disesuaikan dengan kepadatan lalu lintas serta kondisi cuaca. Algoritma Genetika menggunakan representasi permutasi, tournament selection, order crossover, swap mutation, dan elitisme. Hasil terbaik menghasilkan jarak 369,39 km dan waktu tempuh 1.151,19 menit tanpa pelanggaran kapasitas. Dibandingkan metode Nearest Neighbor, Algoritma Genetika mengurangi jarak sebesar 10,11% dan waktu tempuh sebesar 14,54%. Hasil ini menunjukkan bahwa Algoritma Genetika mampu menghasilkan rute yang lebih efisien dengan tetap memenuhi kapasitas kendaraan. Namun, pengujian masih terbatas pada tiga replikasi dan 50 pelanggan sehingga diperlukan eksperimen lebih luas.

**Kata Kunci:** algoritma genetika; kapasitas kendaraan; logistik pengiriman; optimasi rute; vehicle routing problem

### Abstract

Delivery route efficiency is an important aspect of logistics operations because it is associated with travel distance, delivery time, and vehicle-capacity utilization. This study aims to optimize goods-delivery routes using a Genetic Algorithm based on distance, travel time, and vehicle capacity. The study used the E-Commerce Logistics Route Planning Dataset, which contains 1,000 records. A reproducible sample of 50 orders was selected using a fixed random seed. Order weight was treated as customer demand, while vehicle capacity was set to 550 kg based on the median capacity recorded in the dataset. Distances between locations were calculated using the Haversine formula, while travel time was estimated from distance and speed adjusted for traffic density and weather conditions. The Genetic Algorithm used permutation representation, tournament selection, order crossover, swap mutation, and elitism. The best solution produced a total distance of 369.39 km and a travel time of 1,151.19 minutes without violating vehicle-capacity constraints. Compared with the Nearest Neighbor method, the Genetic Algorithm reduced total distance by 10.11% and travel time by 14.54%. The results indicate that the algorithm can produce more efficient routes while satisfying capacity constraints. However, the experiment was limited to three replications and 50 customers.

**Keywords:** delivery logistics; genetic algorithm; route optimization; vehicle capacity; vehicle routing problem

---

## I. PENDAHULUAN

Perkembangan perdagangan elektronik menyebabkan aktivitas pengiriman barang menjadi bagian penting dalam rantai pasok. Pesanan dari berbagai lokasi pelanggan harus diselesaikan dengan cepat, tepat waktu, dan menggunakan sumber daya kendaraan secara efisien. Dalam kondisi tersebut, penentuan rute pengiriman tidak cukup hanya didasarkan pada urutan lokasi pelanggan. Perusahaan juga perlu mempertimbangkan jarak perjalanan, waktu tempuh, permintaan pelanggan, dan kapasitas kendaraan. Perencanaan rute yang kurang optimal dapat meningkatkan jarak tempuh, konsumsi bahan bakar, waktu pengiriman, dan biaya operasional, sekaligus berpotensi menurunkan kepuasan pelanggan. Ibrahim et al. (2015) menjelaskan bahwa kesalahan dalam menentukan rute dapat meningkatkan biaya transportasi dan logistik, sedangkan keterlambatan pengiriman dapat memengaruhi kepuasan konsumen.

Permasalahan penentuan rute pengiriman dikenal sebagai Vehicle Routing Problem (VRP), yaitu permasalahan optimasi untuk menentukan rute sejumlah kendaraan dalam melayani pelanggan yang tersebar pada berbagai lokasi. Kendaraan umumnya berangkat dari depot, mengunjungi sejumlah pelanggan, kemudian kembali ke depot. Kompleksitas VRP meningkat seiring bertambahnya jumlah pelanggan, jumlah kendaraan, serta kendala yang harus dipenuhi. Christiana dan Prasetyo (2017) menyatakan bahwa VRP merupakan permasalahan non-deterministic polynomial-time hard atau NP-hard, sehingga pertambahan jumlah pelanggan dapat meningkatkan ruang pencarian solusi secara signifikan. Oleh karena itu, penggunaan metode eksak menjadi kurang efisien untuk permasalahan berukuran besar karena membutuhkan waktu komputasi yang tinggi.

Beberapa penelitian terdahulu memodelkan penentuan rute sebagai Traveling Salesman Problem (TSP). Dalam model ini, kendaraan harus mengunjungi seluruh lokasi satu kali sebelum kembali ke titik awal dengan total jarak sekecil mungkin. Naufal dan Hasibuan (2025) menerapkan algoritma genetika untuk mengoptimalkan rute distribusi dan menghasilkan pengurangan jarak perjalanan sebesar 1.260 meter dibandingkan solusi

awal. Rosa et al. (2024) juga menggunakan algoritma genetika untuk menentukan rute pengiriman buku berdasarkan koordinat garis lintang dan garis bujur. Penelitian tersebut menghasilkan rute terpendek dengan total jarak 356 kilometer. Hasil-hasil tersebut memperlihatkan bahwa algoritma genetika mampu digunakan untuk mencari urutan kunjungan yang lebih efisien.

Penerapan algoritma genetika pada pengiriman dengan lebih dari satu kendaraan telah dilakukan oleh Gotami et al. (2020). Permasalahan pengiriman ice tube dimodelkan sebagai Multiple Traveling Salesman Problem karena melibatkan beberapa armada dan banyak pelanggan. Dengan representasi kromosom berbentuk permutasi, order crossover, swap mutation, dan seleksi elitisme, penelitian tersebut menghasilkan rute terpendek sejauh 30,3 kilometer. Ramadhani et al. (2018) menggunakan algoritma genetika untuk menentukan urutan agen yang harus dikunjungi dalam pendistribusian barang farmasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa kualitas solusi dipengaruhi oleh ukuran populasi, jumlah generasi, crossover rate, dan mutation rate. Temuan ini menunjukkan bahwa pengaturan parameter algoritma genetika berperan penting dalam memperoleh rute distribusi yang mendekati optimal.

Selain menentukan rute, penelitian dalam bidang ilmu komputer juga telah mengimplementasikan algoritma genetika dalam bentuk aplikasi. Ihsani et al. (2022) mengembangkan aplikasi berbasis web untuk membantu kurir Kantor Pos menentukan rute pengiriman. Aplikasi tersebut memanfaatkan Google Maps API untuk menampilkan koordinat lokasi dan menghasilkan rekomendasi rute berdasarkan jarak terpendek. Implementasi semacam ini memperlihatkan bahwa algoritma genetika tidak hanya dapat digunakan sebagai model optimasi, tetapi juga dapat diintegrasikan ke dalam sistem informasi yang mendukung pengambilan keputusan operasional. Meskipun demikian, penelitian tersebut masih memusatkan fungsi optimasinya pada jarak dan belum mengintegrasikan kapasitas kendaraan sebagai kendala utama.

Optimasi berdasarkan jarak saja belum sepenuhnya menggambarkan kondisi pengiriman barang yang sebenarnya. Kendaraan mempunyai kapasitas angkut terbatas, sedangkan setiap

pelanggan memiliki jumlah permintaan yang berbeda. Selain itu, waktu tempuh dapat dipengaruhi oleh panjang rute, kondisi lalu lintas, kecepatan kendaraan, dan batas waktu pelayanan pelanggan. Jika total muatan suatu rute melebihi kapasitas kendaraan, rute tersebut tidak dapat diterapkan meskipun menghasilkan jarak yang pendek. Demikian pula, rute dengan jarak minimum belum tentu memberikan waktu pengiriman paling singkat apabila melewati ruas jalan dengan kondisi lalu lintas yang padat.

Pengembangan VRP dengan kendala kapasitas dikenal sebagai Capacitated Vehicle Routing Problem (CVRP), sedangkan penambahan batas waktu pelayanan menghasilkan Vehicle Routing Problem with Time Windows (VRPTW). Ibrahim et al. (2015) menerapkan hybrid genetic algorithm untuk menyelesaikan VRPTW pada distribusi air minum dengan mempertimbangkan jumlah kendaraan, kapasitas kendaraan, dan time window setiap pelanggan. Hasilnya menunjukkan bahwa rute yang diperoleh lebih baik dibandingkan rute aktual perusahaan. Christiana dan Prasetyo (2017) mengembangkan Biased Random Key Genetic Algorithm–Population Degradation untuk menyelesaikan Capacitated Closed Vehicle Routing Problem with Time Windows. Pendekatan tersebut mampu menghasilkan penghematan biaya dibandingkan algoritma genetika standar dan metode heuristik.

Penelitian Ibrahim et al. (2021) selanjutnya mengembangkan algoritma genetika untuk Vehicle Routing Problem Pick-up and Delivery with Time Windows. Fungsi optimasinya mempertimbangkan jarak perjalanan serta penalti terhadap pelanggaran kapasitas kendaraan, waktu buka, dan waktu tutup pelanggan. Rute yang dihasilkan dilaporkan lebih baik daripada rute yang digunakan sebelumnya. Temuan tersebut menegaskan bahwa pembentukan fungsi fitness yang mengintegrasikan jarak dan penalti kendala dapat membantu algoritma genetika menghasilkan rute yang tidak hanya pendek, tetapi juga layak diterapkan. Dengan demikian, kapasitas dan waktu perlu ditempatkan sebagai bagian utama dari proses evaluasi setiap kromosom.

Berdasarkan penelitian terdahulu, algoritma genetika telah berhasil diterapkan dalam berbagai kasus distribusi. Namun, sebagian penelitian masih

menitikberatkan optimasi pada jarak dengan model TSP, sedangkan penelitian yang memasukkan kapasitas dan time window umumnya menggunakan studi kasus pada satu perusahaan atau satu jenis produk. Literatur yang ditelaah juga belum menunjukkan pengujian terpadu terhadap jarak, waktu tempuh, dan kapasitas kendaraan pada data logistik e-commerce yang memiliki karakteristik pengiriman lebih beragam. Kondisi tersebut menunjukkan adanya ruang penelitian untuk merancang fungsi fitness yang menggabungkan ketiga faktor tersebut pada satu model optimasi.

Penelitian ini menggunakan E-Commerce Logistics Route Planning Dataset dari Kaggle. Dataset tersebut menyediakan atribut yang berkaitan dengan pengiriman, kondisi lalu lintas, biaya, dan performa logistik perkotaan (Zara2099, 2025). Karakteristik tersebut memungkinkan proses optimasi dilakukan pada kondisi yang lebih mendekati permasalahan pengiriman e-commerce. Data jarak dan waktu tempuh dapat digunakan sebagai komponen biaya perjalanan, sedangkan informasi permintaan dan kapasitas kendaraan digunakan untuk memastikan bahwa rute yang dihasilkan tidak melampaui kemampuan angkut kendaraan.

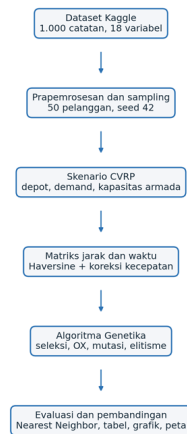
Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma genetika untuk menghasilkan rute pengiriman barang yang optimal berdasarkan jarak, waktu tempuh, dan kapasitas kendaraan. Setiap kromosom merepresentasikan susunan pelanggan dan pembagian rute kendaraan, sedangkan fungsi fitness dirancang untuk meminimalkan total jarak dan waktu tempuh serta memberikan penalti terhadap pelanggaran kapasitas. Hasil penelitian diharapkan dapat menghasilkan rute yang lebih efisien dan layak diterapkan dibandingkan rute awal atau metode pembandingan. Penelitian ini juga diharapkan memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem optimasi rute berbasis data untuk mendukung efisiensi operasional logistik e-commerce.

## II. METODE PENELITIAN

### Desain Penelitian

Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif berupa eksperimen komputasional. Tahapan

penelitian meliputi pembacaan dan validasi data, prapemrosesan, pembentukan skenario CVRP, penyusunan matriks jarak dan waktu, penerapan Algoritma Genetika, validasi kendala, serta perbandingan dengan Nearest Neighbor. Alur penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Alur penelitian

## Isi Metode Penelitian

Dataset terdiri atas 1,000 catatan dan 18 variabel tanpa nilai kosong. Sebanyak 50 pesanan dipilih secara acak menggunakan random seed 42 agar eksperimen dapat direproduksi. Variabel yang digunakan dalam model dirangkum pada Tabel 1

**Tabel 1.** Variabel Penelitian

| Variabel                           | Peran dalam model                              |
|------------------------------------|------------------------------------------------|
| order_latitude,<br>order_longitude | Koordinat pelanggan untuk matriks jarak        |
| order_weight_kg                    | Demand atau berat pesanan pelanggan            |
| vehicle_capacity_kg                | Dasar penentuan kapasitas armada               |
| average_speed_kmph                 | Kecepatan dasar per lokasi                     |
| traffic_density_index              | Faktor pengurang kecepatan akibat lalu lintas  |
| weather_impact_index               | Faktor pengurang kecepatan akibat cuaca        |
| distance_km                        | Diagnostik; bukan matriks jarak antarpelanggan |

## Pembentukan Skenario CVRP

Dataset tidak menyediakan identitas kendaraan, tabel armada, dan koordinat depot. Oleh karena itu, kapasitas kendaraan homogen ditetapkan sebesar 550 kg berdasarkan median vehicle\_capacity\_kg. Total demand sampel sebesar 1.148,37 kg sehingga digunakan tiga kendaraan. Depot ditetapkan pada median koordinat sampel, yaitu 12,977550 lintang dan 77,638600 bujur. Asumsi ini diperlukan agar data dapat dimodelkan sebagai CVRP dan harus diganti dengan data operasional apabila tersedia.

Perhitungan Jarak dan Waktu Tempuh

Jarak antarnode dihitung menggunakan persamaan Haversine sebagai berikut.

$$a = \sin^2(\Delta\phi/2) + \cos(\phi_i) \cos(\phi_j) \sin^2(\Delta\lambda/2) \quad (1)$$

$$d_{ij} = 2R \arcsin(\sqrt{a}) \quad (2)$$

dengan  $\phi$  sebagai lintang,  $\lambda$  sebagai bujur, dan  $R$  sebesar 6.371,0088 km. Kecepatan setiap node disesuaikan menggunakan indeks lalu lintas dan cuaca.

$$v'_i = \max[v_{\min}, v_i(1 - \alpha T_i)(1 - \beta W_i)] \quad (3)$$

$$t_{ij} = 60d_{ij} / v_{ij} \quad (4)$$

Kecepatan sisi  $v_{ij}$  dihitung menggunakan rata-rata harmonik kecepatan kedua node. Dalam eksperimen,  $\alpha$  ditetapkan sebesar 0,35,  $\beta$  sebesar 0,15, dan kecepatan minimum sebesar 5 km/jam.

## Algoritma Genetika

Kromosom direpresentasikan sebagai permutasi seluruh pelanggan. Decoder membaca urutan kromosom dan membagi pelanggan ke kendaraan selama penambahan demand tidak melampaui kapasitas. Populasi awal mencakup solusi Nearest Neighbor dan kromosom acak. Seleksi orang tua menggunakan tournament selection, reproduksi menggunakan order crossover, variasi menggunakan swap mutation, dan individu terbaik dipertahankan melalui elitisme.

Fungsi objektif yang diminimalkan dirumuskan sebagai berikut.

$$J = w_1(D/Dref) + w_2(T/Tref) + P(V/Qtotal) \quad (5)$$

D adalah total jarak, T adalah total waktu, V adalah jumlah pelanggaran kapasitas, dan P adalah faktor penalti. Bobot jarak dan waktu masing-masing sebesar 0,50. Nilai referensi diperoleh dari solusi Nearest Neighbor.

## Konfigurasi dan Evaluasi

Metrik evaluasi mencakup nilai objektif, fitness, total jarak, total waktu, pelanggaran kapasitas, jumlah kendaraan terpakai, waktu komputasi, dan persentase perbaikan terhadap baseline. Validasi perangkat lunak memastikan setiap pelanggan dilayani tepat satu kali, tidak ada duplikasi, dan seluruh rute memenuhi kapasitas.

**Tabel 2.** Konfigurasi dan Eksperimen

| Parameter           | Nilai  |
|---------------------|--------|
| Jumlah pelanggan    | 50     |
| Jumlah kendaraan    | 3      |
| Kapasitas kendaraan | 550 kg |
| Ukuran populasi     | 100    |
| Jumlah generasi     | 300    |
| Crossover rate      | 0,80   |
| Mutation rate       | 0,10   |
| Elite size          | 2      |
| Tournament size     | 3      |
| Jumlah replikasi    | 3      |

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil dan Validasi

Seluruh pemeriksaan implementasi berhasil dilalui. Kromosom dan hasil order crossover merupakan permutasi valid, decoder tidak menghilangkan pelanggan, matriks jarak bersifat simetris dengan diagonal nol, dan penggunaan random seed yang sama memberikan hasil yang konsisten. Seluruh 50 pelanggan dilayani tanpa duplikasi dan tanpa pelanggaran kapasitas.

### Hasil Eksperimen Algoritma Genetika

**Tabel 3.** Hasil setiap replikasi Algoritma Genetika

| Run | Seed | Objektif | Jarak (km) | Waktu (menit) | $\Delta$ Jarak | $\Delta$ Waktu |
|-----|------|----------|------------|---------------|----------------|----------------|
| 1   | 42   | 0.8846   | 368.22     | 1176.08       | 10.39%         | 12.69%         |
| 2   | 43   | 0.8774   | 377.64     | 1125.92       | 8.10%          | 16.42%         |
| 3   | 44   | 0.8768   | 369.39     | 1151.19       | 10.11%         | 14.54%         |

Run pertama menghasilkan jarak terpendek sebesar 368,22 km, sedangkan run kedua menghasilkan waktu tempuh terendah sebesar 1.125,92 menit. Run ketiga memiliki nilai objektif terendah sebesar 0,8768 dan fitness tertinggi sebesar 0,5328 sehingga dipilih sebagai solusi terbaik secara gabungan. Temuan ini menunjukkan adanya kompromi antara jarak dan waktu: rute terpendek tidak selalu menjadi rute tercepat ketika kecepatan dipengaruhi lalu lintas dan cuaca.

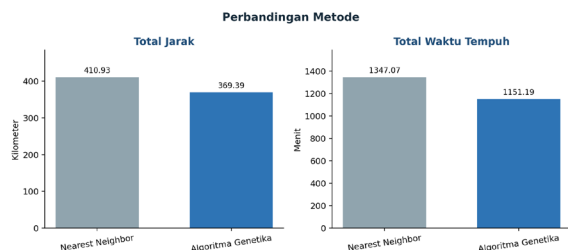
**Tabel 4.** Ringkasan hasil eksperimen

| Metrik              | Rata-rata | Simpangan baku | Minimum   | Maksimum  |
|---------------------|-----------|----------------|-----------|-----------|
| Nilai objektif      | 0.8796    | 0.0043         | 0.8768    | 0.8846    |
| Jarak (km)          | 371.7506  | 5.1333         | 368.2194  | 377.6391  |
| Waktu (menit)       | 1151.0644 | 25.0828        | 1125.9181 | 1176.0833 |
| Runtime (detik)     | 4.3672    | 0.8278         | 3.8454    | 5.3217    |
| Perbaikan jarak (%) | 9.5349    | 1.2492         | 8.1019    | 10.3942   |
| Perbaikan waktu (%) | 14.5507   | 1.8620         | 12.6935   | 16.4175   |

Rata-rata jarak tiga replikasi adalah 371,75 km dengan simpangan baku 5,13 km, sedangkan rata-rata waktu adalah 1.151,06 menit dengan simpangan baku 25,08 menit. Koefisien variasi nilai objektif sekitar

0,49%, jarak 1,38%, dan waktu 2,18%. Nilai tersebut memperlihatkan hasil yang relatif konsisten, meskipun jumlah replikasi masih terlalu kecil untuk menarik kesimpulan inferensial.

### Perbandingan dengan Nearest Neighbor



**Gambar 2.** Perbandingan hasil Algoritma Genetika dan Nearest Neighbor

**Tabel 5.** Perbandingan Metode

| Metode             | Jarak (km) | Waktu (menit) | Pelanggaran (kg) |
|--------------------|------------|---------------|------------------|
| Nearest Neighbor   | 410,93     | 1.347,07      | 0                |
| Algoritma Genetika | 369,39     | 1.151,19      | 0                |
| Perbaikan          | 10,11%     | 14,54%        | -                |

Solusi terbaik Algoritma Genetika mengurangi jarak sebesar 41,54 km atau 10,11% dan mengurangi waktu sebesar 195,88 menit atau 14,54% dibandingkan Nearest Neighbor. Perbaikan waktu yang lebih besar daripada perbaikan jarak menunjukkan bahwa Algoritma Genetika tidak hanya membentuk lintasan yang lebih pendek, tetapi juga mempertimbangkan lokasi dengan kondisi kecepatan yang lebih menguntungkan. Hasil ini sejalan dengan Sanggala et al. (2021) bahwa rute dari Nearest Neighbor masih dapat diperbaiki melalui pencarian berbasis populasi.

### Analisis Kapasitas dan Pembagian Rute

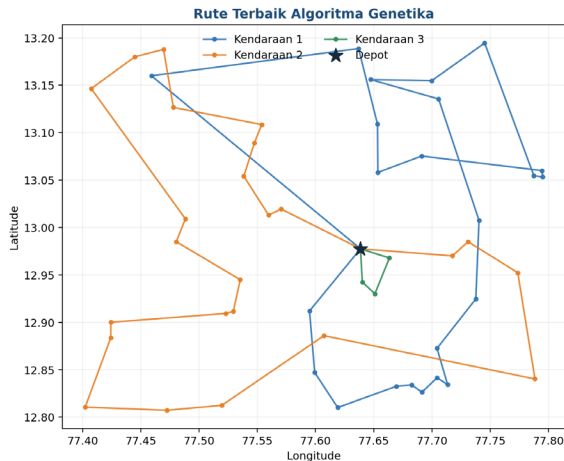
**Tabel 6.** Ringkasan rute terbaik

| Kend. | Pelanggan | Muatan (kg) | Kapasitas | Utilisasi | Jarak  | Waktu  |
|-------|-----------|-------------|-----------|-----------|--------|--------|
| 1     | 23        | 530.39      | 550       | 96.43%    | 182.95 | 525.48 |
| 2     | 24        | 541.35      | 550       | 98.43%    | 173.43 | 585.15 |
| 3     | 3         | 76.63       | 550       | 13.93%    | 13.02  | 40.56  |

Kendaraan pertama dan kedua memiliki utilisasi masing-masing 96,43% dan 98,43%, sedangkan kendaraan ketiga hanya 13,93%. Utilisasi total armada sebesar 69,60%. Kendaraan ketiga tetap diperlukan karena sisa permintaan tidak dapat dimasukkan ke dua kendaraan pertama tanpa melampaui kapasitas. Pembagian ini layak secara kapasitas, tetapi belum seimbang karena keseimbangan beban tidak dimasukkan sebagai komponen fungsi objektif.

Kendaraan kedua menempuh jarak lebih pendek daripada kendaraan pertama, tetapi membutuhkan waktu lebih lama. Hal ini memperkuat bahwa waktu tempuh tidak hanya ditentukan oleh jarak, melainkan juga oleh kecepatan yang telah disesuaikan dengan lalu lintas dan cuaca.

Visualisasi menunjukkan urutan kunjungan dan pengelompokan lokasi pelayanan. Garis pada peta merupakan hubungan langsung berdasarkan koordinat dan belum mengikuti geometri jaringan jalan. Oleh sebab itu, visualisasi digunakan untuk menjelaskan urutan serta pembagian rute, bukan sebagai panduan navigasi.



**Gambar 3.** Visualisasi rute terbaik tiga kendaraan

#### IV. KESIMPULAN

Penelitian berhasil menerapkan Algoritma Genetika untuk optimasi rute pengiriman berdasarkan jarak, waktu tempuh, dan kapasitas kendaraan. Solusi terbaik memiliki nilai objektif 0,8768 dan fitness 0,5328, dengan total jarak 369,39 km dan waktu 1.151,19 menit. Dibandingkan Nearest Neighbor, jarak berkurang 41,54 km atau 10,11% dan waktu berkurang 195,88 menit atau 14,54%. Seluruh 50 pelanggan dilayani menggunakan tiga kendaraan tanpa pelanggaran kapasitas.

Temuan tersebut menunjukkan bahwa Algoritma Genetika dapat mengeksplorasi alternatif urutan pelanggan secara lebih luas daripada heuristik titik terdekat dan menghasilkan kompromi jarak-waktu yang lebih baik. Meskipun demikian, hasil masih terbatas pada tiga replikasi, sampel 50 pelanggan, depot asumsi, dan jarak geografis sehingga belum dapat digeneralisasi untuk operasi logistik sebenarnya.

#### V. REFERENSI

- Christiana, L. A., & Prasetyo, H. (2017). Penyelesaian CCVRPTW menggunakan biased random key genetic algorithm-populasi degradasi. *Jurnal Ilmiah Teknik Industri*, 16(1), 28-39. <https://doi.org/10.23917/jiti.v16i1.3846>
- Gotami, N. S. W., Febrianti, Y. M., Dini, R., Aziz, H. F., Augusta, S. S. A., & Wijayaningrum, V. N.

- (2020). Penentuan rute pengiriman ice tube di Kota Malang dengan algoritme genetika. *Jurnal Buana Informatika*, 11(1), 10-16. <https://doi.org/10.24002/jbi.v11i1.2559>
- Ibrahim, M. F., Masudin, I., & Saputro, T. E. (2015). A hybrid genetic algorithm implementation for vehicle routing problem with time windows. *Jurnal Ilmiah Teknik Industri*, 14(2), 196-204. <https://doi.org/10.23917/jiti.v14i2.985>
- Ibrahim, M. F., Putri, M. M., Farista, D., & Utama, D. M. (2021). An improved genetic algorithm for vehicle routing problem pick-up and delivery with time windows. *Jurnal Teknik Industri*, 22(1), 1-17. <https://doi.org/10.22219/JTIUMM.Vol22.No1.1-17>
- Ihsani, I., Pramuntadi, A., Gutama, D. H., & Wijaya, D. P. (2022). Implementasi algoritma genetika dalam penentuan rute optimal untuk kurir kantor pos berbasis web (Studi kasus: Kantor Pos Wates). *Indonesian Journal of Business Intelligence*, 5(2), 76-86. <https://doi.org/10.21927/ijubi.v5i2.2662>
- Mitchell, M. (1998). An introduction to genetic algorithms. MIT Press.
- Naufal, R., & Hasibuan, M. S. (2025). Optimization of distribution routes using the genetic algorithm in the traveling salesman problem. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 9(1), 211-220. <https://doi.org/10.30871/jaic.v9i1.8864>
- Ramadhani, F., Fathurrachman, F. A., Fitriawanti, R., Rongre, A. C., & Wijayaningrum, V. N. (2018). Optimasi pendistribusian barang farmasi menggunakan algoritma genetika. *KLIK: Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer*, 5(2), 159-168. <https://doi.org/10.20527/klik.v5i2.151>
- Rosa, D. S., Setiyono, A., Santana, Y. R. R., & Mudjihartono, P. (2024). Optimizing book delivery routes using genetic algorithms: Case study of Erlangga Publisher Yogyakarta Branch. *Jurnal Buana Informatika*, 15(2), 100-109. <https://ojs.uaaj.ac.id/index.php/jbi/article/view/9371>
- Sanggala, E., Dimyati, T. T., & Yogaswara, Y. (2021). Genetic algorithm untuk memperbaiki rute travelling salesman problem yang dihasilkan dari nearest neighbour. *Jurnal Logistik Bisnis*, 11(2), 14-18. <https://doi.org/10.46369/logistik.v11i2.1592>
- Slamet, A. S., Siregar, H. H., & Kustiyo, A. (2014).

- Vehicle routing problem (VRP) dengan algoritma genetika pada pendistribusian sayuran dataran tinggi. *Jurnal Teknologi Industri Pertanian*, 24(1), 1-10. <https://journal.ipb.ac.id/index.php/jurnaltin/article/view/8085>
- Toth, P., & Vigo, D. (Eds.). (2002). The vehicle routing problem. Society for Industrial and Applied Mathematics. <https://doi.org/10.1137/1.9780898718515>
- Utamima, A., Pradina, K. R., Dini, N. S., & Studiawan, H. (2015). Distribution route optimization of gallon water using genetic algorithm and tabu search. *Procedia Computer Science*, 72, 503-510. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.12.132>
- zara2099. (n.d.). *E-commerce logistics route planning dataset [Data set]*. Kaggle. Retrieved August 4, 2026, from <https://www.kaggle.com/datasets/zara2099/e-commerce-logistics-route-planning-dataset>