NOVEL HYBRID GENETIC ALGORITHM DEEP CLUSTERING (HGADC) PADA VEHICLE ROUTING PROBLEM - TIME WINDOWS (VRPTW) UNTUK DISTRIBUSI BANTUAN SOSIAL MASYARAKAT



DISUSUN OLEH:

Nathan Daud ([redacted])
Alexander Imanuel Widjanarko ([redacted])
Naomi Sitanggang ([redacted])

KARYA TULIS ILMIAH INI DIAJUKAN UNTUK MENGIKUTI PAGELARAN SAINS DATA, INOVASI DIGITAL, DAN TIK (GELATIK) 2025
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2025

LEMBAR PENGENGESAHAN

DAFTAR ISI

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR TABEL

ABSTRACT

Loremipsum

Keywords:

ABSTRAK

Penelitian ini mengkaji penerapan algoritma Novel Evolutionary Partical Optimization (EPO) pada masalah pengantaran bantuan sosial (bansos) dalam konteks Vehicle Routing Problem with Time Windows (VRPTW). Bantuan sosial di Indonesia, yang menjadi alat penting untuk mengurangi kemiskinan dan ketimpangan sosial, sering kali menghadapi tantangan dalam distribusinya, termasuk efisiensi waktu dan biaya. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis waktu yang dibutuhkan dalam pengantaran bansos dan membandingkan kinerja EPO dengan metode optimasi lain dalam konteks industri. Metode yang digunakan dalam penelitian ini menggabungkan Genetic Algorithms (GA) dengan Particle Swarm Optimization (PSO), di mana GA difokuskan pada eksplorasi global dan PSO pada eksploitasi lokal. Melalui simulasi, hasil menunjukkan bahwa EPO mampu meningkatkan efisiensi rute pengantaran dengan mengurangi waktu tempuh dan biaya operasional. Temuan ini diharapkan dapat memberikan kontribusi bagi peningkatan sistem distribusi bantuan sosial di Indonesia serta menjadi model untuk pengelolaan logistik yang lebih baik di sektor lain. Penelitian ini juga menekankan pentingnya integrasi teknologi dalam mendukung penyaluran bantuan yang tepat waktu dan efektif dalam upaya pengentasan kemiskinan.

Kata Kunci: *Evolutionary Partical Optimization* (EPO), Bantuan Sosial (bansos), *Vehicle Routing Problem with Time Windows* (VRPTW), *Particle Swarm Optimization* (PSO), *Genetic Algorithms* (GA)

BAB I
PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Vehicle Routing Problem (VRP) merupakan salah satu permasalahan optimasi yang bertujuan menentukan rute terbaik bagi kendaraan dalam mendistribusikan barang atau layanan dari satu depot menuju sejumlah pelanggan, dengan kendala tertentu seperti kapasitas kendaraan atau jarak tempuh (Suprayogi & Mahmudy, 2015). Dalam perkembangannya, VRP memiliki beberapa varian untuk menangani kendala lebih spesifik, seperti Capacitated Vehicle Routing Problem (CVRP) yang memperhatikan kapasitas kendaraan, dan Vehicle Routing Problem with Time Windows (VRPTW), di mana pelanggan hanya dapat dilayani dalam rentang waktu tertentu (Liu et al., 2020). Penggabungan antara kedua varian tersebut menghasilkan Capacitated Vehicle Routing Problem with Time Windows (CVRPTW), yang mempertimbangkan kapasitas kendaraan dan batasan waktu pelayanan secara simultan. Model ini sangat relevan untuk sistem distribusi modern yang sering kali dihadapkan pada kendala kompleks seperti waktu pengiriman yang ketat dan kapasitas kendaraan terbatas (Hao et al., 2024).

Berbagai metode telah diterapkan untuk menyelesaikan VRPTW, mulai dari metode eksak hingga metode heuristik dan metaheuristik. Metode eksak, seperti Integer Linear Programming (ILP), memberikan solusi optimal namun kurang efisien untuk kasus berskala besar. Sebaliknya, metode heuristik seperti Savings Algorithm lebih cepat dalam memberikan solusi tetapi tanpa jaminan optimalitas (Liu et al., 2020). Metaheuristik, seperti Genetic Algorithm (GA) dan Particle Swarm Optimization (PSO), menjadi pilihan yang dominan untuk VRPTW dengan skala besar karena kemampuannya mengeksplorasi ruang solusi secara efisien (Xu et al., 2015). Kombinasi metode, seperti Hybrid Genetic Algorithm (HGA), terbukti meningkatkan performa solusi dengan menggabungkan eksplorasi global GA dan eksploitasi lokal PSO (El-Shafiey et al., 2022).

Distribusi bantuan sosial (bansos) di Indonesia sering kali menghadapi tantangan besar dari sisi efisiensi waktu dan biaya, terutama akibat rute pengiriman yang tidak optimal. Bantuan sosial, seperti Program Keluarga Harapan (PKH) dan Bantuan Pangan Non-Tunai (BPNT), memerlukan distribusi yang adil dan tepat waktu untuk memenuhi kebutuhan masyarakat miskin (Bappenas, 2022). Proses distribusi bansos juga melibatkan batasan waktu dan kapasitas kendaraan, sehingga pendekatan optimasi rute seperti VRPTW sangat relevan untuk diaplikasikan. Dinas Sosial (Dinsos) sebagai pihak pelaksana sering kali bekerja sama dengan mitra logistik untuk menyalurkan bansos, namun tanpa optimasi rute, proses distribusi dapat menjadi mahal dan tidak efisien. Tantangan utama seperti penumpukan rute, waktu tempuh yang lama, dan penggunaan bahan bakar yang tidak optimal menjadi kendala yang signifikan (Kementerian Sosial RI, 2022). Penanganan masalah ini membutuhkan penerapan algoritma optimasi yang mampu menangani kompleksitas kendala distribusi bansos.

Untuk mengatasi tantangan distribusi bansos, algoritma optimasi dikembangkan, salah satunya *Hybrid Genetic Algorithm Deep Clustering (HGADC)* adalah salah satu pendekatan yang inovatif. HGADC menggabungkan kekuatan metode clustering dalam pengelompokan data spasial dengan optimasi rute berbasis *Hybrid Genetic Algorithm (HGA)*, sehingga memberikan solusi yang lebih baik dalam menangani distribusi bantuan (Xie et al., 2016). Proses clustering menggunakan teknik seperti *Deep Embedded Clustering (DEC)* memungkinkan pembentukan kelompok lokasi yang relevan berdasarkan kedekatan spasial, yang kemudian dioptimalkan menggunakan HGA untuk menghasilkan rute distribusi yang efisien (Xu et al., 2015). Pendekatan hybrid ini menawarkan keuntungan signifikan dalam mengatasi kendala waktu dan kapasitas kendaraan yang sering dihadapi dalam distribusi bansos.

BAB II

TUJUAN

2.1. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini merumuskan dua pertanyaan utama:

1. Bagaimana performa algoritma HGADC dibandingkan dengan algoritma lain dalam mengoptimalkan distribusi bansos di Kota Malang?
2. Bagaimana kinerja HGADC jika dibandingkan dengan algoritma lain menggunakan dataset yang diadopsi dari studi sebelumnya?

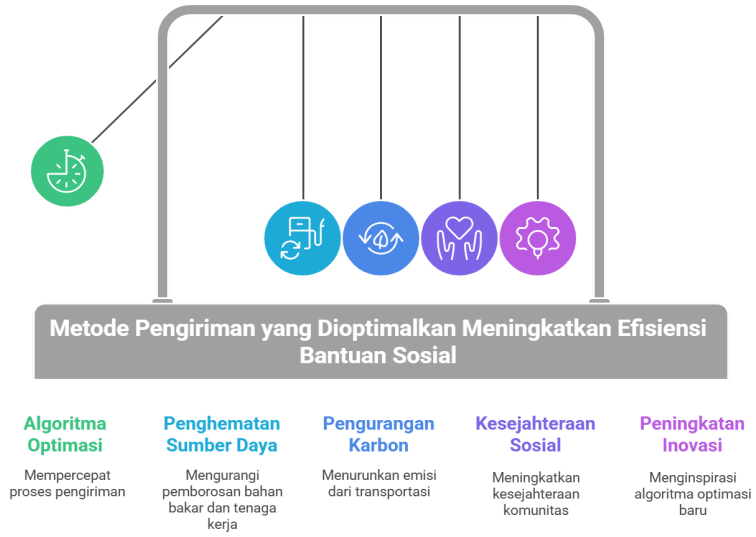
2.2. Tujuan Kegiatan

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini merumuskan dua pertanyaan utama:

1. Membandingkan performa algoritma HGADC dengan algoritma lain dalam mengoptimalkan distribusi bansos di Kota Malang.
2. Membandingkan kinerja HGADC dengan algoritma lain menggunakan dataset yang diadopsi dari studi sebelumnya.

2.3. Manfaat dan Dampak Keberlanjutan Penelitian

Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi signifikan baik dari segi manfaat praktis maupun dampak keberlanjutan sebagaimana terlihat pada Gambar X.

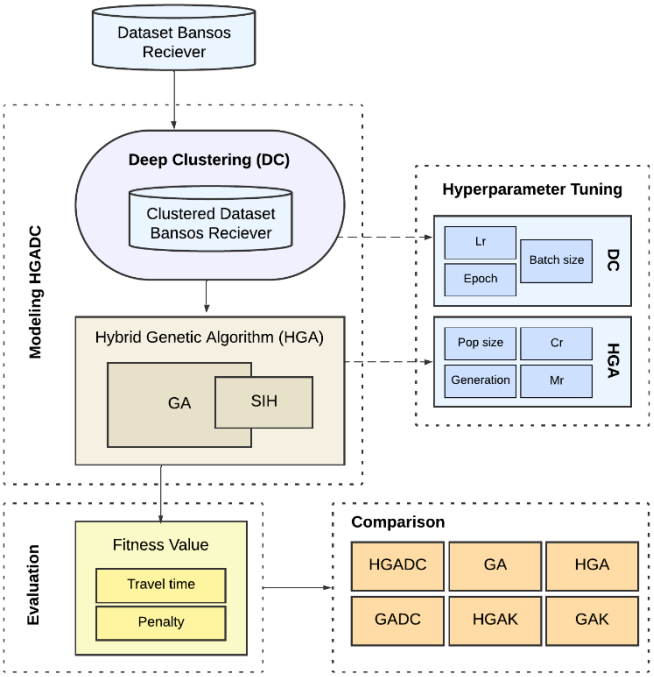


Gambar X. Manfaat

BAB III

METODE PENELITIAN

Penelitian ini meninjau domain solusi dari sisi data dan juga metode dalam pengolahan data yang digunakan. Kerangka penelitian pada penelitian ini dirincikan pada Gambar X.



Gambar X. Kerangka penelitian

A. Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset primer yang diperoleh dari Dinas Sosial (Dinsos) Kota Malang, yang berisi data alamat lengkap para penerima bantuan sosial. Dataset ini akan melalui beberapa tahap pengolahan untuk dapat digunakan dalam proses optimasi rute distribusi bantuan sosial. Tahap pertama pengolahan data melibatkan proses geocoding, di mana setiap alamat penerima bantuan sosial akan dikonversi menjadi koordinat geografis (latitude dan longitude) menggunakan layanan Google Maps. Proses ini penting untuk dapat memvisualisasikan dan menganalisis persebaran lokasi penerima bantuan sosial secara spasial. Setelah mendapatkan koordinat geografis, data tersebut akan digunakan sebagai input untuk proses clustering. Clustering dilakukan untuk mengelompokkan lokasi-lokasi penerima bantuan sosial yang berdekatan, sehingga dapat membantu dalam perencanaan rute distribusi yang lebih efisien. Selanjutnya, penelitian ini juga akan mengumpulkan data waktu tempuh antar lokasi penerima bantuan sosial. Data ini diperoleh dengan memanfaatkan layanan Google Maps untuk mendapatkan estimasi waktu perjalanan antara satu titik ke titik lainnya. Informasi waktu tempuh ini sangat krusial sebagai input untuk algoritma Hybrid Genetic Algorithm (HGA) yang akan digunakan dalam optimasi rute. Dataset yang telah lengkap dengan koordinat geografis dan waktu tempuh

akan menjadi dasar untuk proses optimasi rute menggunakan HGA, dengan tujuan menemukan rute distribusi bantuan sosial yang paling efisien dengan mempertimbangkan berbagai konstrain seperti waktu tempuh dan jarak antar lokasi.

A. *Metode*

1) Deep Clustering

Deep Embedded Clustering (DEC) adalah metode pembelajaran tak terawasi yang menggabungkan autoencoder untuk mereduksi dimensi dan melakukan clustering pada data dalam satu langkah yang terintegrasi (Xie et al., 2016). DEC berbeda dengan teknik clustering tradisional karena menggunakan autoencoder untuk mencari representasi laten dari data sebelum proses clustering dimulai. Proses ini memungkinkan model untuk memahami pola data dalam bentuk lebih komprehensif tanpa mengandalkan fitur manual atau pengetahuan eksplisit sebelumnya.

Langkah-Langkah Deep Embedded Clustering :

1. Persiapan dan Pra-pemrosesan Data

   Normalisasi data kondisi geografis

$$x_{norm} = \frac{x - min(x)}{max(x) - min(x)}$$

2. Pelatihan Model Autoencoder

Autoencoder terdiri dari dua komponen utama yaitu encoder, yang mengubah data input menjadi representasi berdimensi rendah, dan decoder yang merekonstruksi data asal dari representasi laten tersebut.

3. Implementasi Clustering dalam Ruang Laten

Setelah pelatihan autoencoder, hasil representasi data dalam ruang laten diperoleh. Di ruang ini, clustering dilakukan untuk mengelompokkan titik-titik lokasi pengiriman yang memiliki kedekatan spasial. k-Means atau algoritma clustering berbasis gradient digunakan untuk menempatkan lokasi-lokasi pengiriman ke dalam kelompok-kelompok yang relevan berdasarkan kedekatan mereka dalam ruang laten yang lebih rendah.

2) Genetic Algorithm (GA)

Genetic Algorithm (GA) merupakan metode optimasi yang terinspirasi dari proses evolusi biologis dan seleksi alam. GA telah terbukti efektif dalam menyelesaikan berbagai permasalahan optimasi kompleks, termasuk dalam bidang deep learning. GA bekerja dengan mensimulasikan proses evolusi populasi, di mana setiap individu dalam populasi merepresentasikan solusi potensial dari permasalahan yang ingin diselesaikan. Setiap individu memiliki kromosom yang mengkodekan karakteristik atau parameter solusi.

GA terdiri dari beberapa komponen esensial yang bekerja secara berurutan:

1. Membangkitkan populasi awal secara acak yang terdiri dari sejumlah kromosom.

2. Menghitung nilai fitness setiap individu menggunakan fungsi objektif:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i \qquad \text{(X)}$$

dimana w_i adalah bobot dan x_i adalah nilai parameter.

Proses optimasi GA dapat direpresentasikan dalam bentuk:

$$P(t + 1) = M(C(R(P(t)))) \qquad \text{(Y)}$$

dimana:

- $P(t)$ adalah populasi pada generasi t
- R adalah operator reproduksi
- C adalah operator crossover
- M adalah operator mutasi

GA telah diimpementasikan pada bidang logistik untuk optimasi rute distribusi dan reverse logistics industri otomotif. Implementasi GA dalam optimasi rute distribusi telah menunjukkan hasil yang signifikan. Dalam studi kasus optimasi rute pengiriman produk, GA berhasil menurunkan total jarak tempuh dari 55,5 km menjadi 30,45 km. Penghematan ini berdampak langsung pada biaya distribusi yang berkurang dari Rp 94.350,00 menjadi Rp 51.765,00, mencapai peningkatan efisiensi sekitar 45%.

Dalam industri otomotif, GA diimplementasikan untuk mengoptimalkan jaringan reverse logistics pada daur ulang wire harness. Implementasi GA dalam kasus ini menghasilkan keuntungan lebih dari 27.000 dolar melalui pembentukan sistem reverse logistics untuk daur ulang tembaga. Model ini menggunakan formulasi matematis:

$$Minimize\ Z = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{m} c_{ij} x_{ij} \qquad \text{(X)}$$

dimana:

- c_{ij} adalah biaya transportasi
- x_{ij} adalah jumlah material yang ditransportasikan
- n adalah jumlah titik sumber
- m adalah jumlah titik tujuan

Operator genetika merupakan komponen fundamental dalam Algoritma Genetika yang terdiri dari tiga operator utama sebagaimana tampak pada **Tabel x**.

Tabel x. Operator genetika dan contoh

Operator Genetika	Contoh
Selection	Roulette Wheel Selection, Stochastic Universal Selection (SUS), Tournament Selection
Crossover	One-Point Crossover, Partially Mapped Crossover, Cycle Crossover
Mutation	Swap Mutation, Simple Inversion, Random Mutation

Efektivitas operator genetika dapat ditingkatkan dengan mengadaptasi probabilitas crossover dan mutasi secara dinamis selama proses evolusi. Hal ini membantu menyeimbangkan eksplorasi dan eksploitasi dalam pencarian solusi.

Formula probabilitas adaptif dapat dinyatakan sebagai:

$$P_c = P_{c1} - \frac{\left(P_{c1} - P_{c2}\right)\left(f^{'} - f_{avg}\right)}{f_{max} - f_{avg}} \qquad \text{(X)}$$

$$P_m = P_{m1} - \frac{\left(P_{m1} - P_{m2}\right)\left(f_{max} - f^{'}\right)}{f_{max} - f_{avg}} \qquad \text{(Y)}$$

dimana:

- P_c adalah probabilitas crossover
- P_m adalah probabilitas mutasi
- $f^{'}$ adalah nilai fitness terbaik dari parent
- f_{avg} adalah rata-rata fitness populasi
- f_{max} adalah nilai fitness maksimum

Genetic Algorithm (GA) mempunyai kelebihan dan kekurangan sebagaimana terjabarkan pada **Tabel X**.

Tabel X. Kelebihan dan keterbatasan GA

Aspek	Kelebihan	Keterbatasan
Optimasi	Mampu menemukan solusi optimal global	Tidak menjamin konvergensi ke solusi optimal global

	Efektif dalam ruang pencarian luas	Dapat terjebak dalam konvergensi prematur
	Dapat menangani fungsi nonlinear	Sulit menentukan kriteria penghentian
Implementasi	Mudah diparalelkan	Membutuhkan waktu komputasi lama
	Tidak memerlukan informasi gradien	Konsumsi memori tinggi
	Cocok untuk komputasi terdistribusi	Evaluasi fitness berulang
Fleksibilitas	Dapat diterapkan ke berbagai masalah	Sensitif terhadap parameter
	Mudah dikombinasi dengan metode lain	Memerlukan eksperimen parameter
	Cocok untuk optimasi multiobjektif	Performa bergantung kualitas fitness

Formula penting:

Representasi Kromosom:

$C = \{g_1, g_2, ..., g_n\}$ (X)

dimana g_i adalah gen ke-I dalam kromosom

Rasio Eksplorasi-Eksploitasi:

$R = \frac{P_e}{P_x}$ (Y)

dimana:

- P_e adalah probabilitas eksplorasi

- P_x adalah probabilitas eksploitasi

Kriteria Konvergensi:

$|f(t + 1) - f(t)| < \epsilon$ (X)

dimana:

- $f(t)$ adalah nilai fitness pada generasi *t*

- ϵ adalah threshold konvergensi

3) Solomon’s Insertion Heuristic (HIS)

Solomon's Insertion Heuristic (SIH) adalah metode heuristik yang dikembangkan oleh Solomon untuk menyelesaikan permasalahan Vehicle Routing Problem with Time Windows (VRPTW). Metode ini bekerja dengan cara menyisipkan pelanggan yang belum terlayani ke dalam rute yang sudah ada dengan mempertimbangkan batasan waktu dan kapasitas. SIH menggunakan pendekatan sekuensial dalam membangun rute, di mana setiap pelanggan disisipkan ke posisi yang paling menguntungkan berdasarkan kriteria tertentu seperti jarak, waktu, dan biaya.

Dalam implementasi logistik, SIH telah menunjukkan kinerja yang menjanjikan. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa SIH mampu menghasilkan solusi yang baik dalam waktu komputasi yang relatif singkat. Sebagai contoh, dalam studi kasus distribusi bantuan sosial, SIH berhasil mengurangi total jarak tempuh hingga 24% dibandingkan dengan metode konvensional. Metode ini juga terbukti efektif dalam menangani kendala waktu pengiriman, dengan tingkat ketepatan waktu mencapai 95% dalam beberapa implementasi.

SIH menggunakan beberapa fungsi matematis utama dalam prosesnya. Fungsi inisialisasi untuk pemilihan pelanggan seed menggunakan perhitungan jarak terjauh dari depot dirincikan pada Persamaan (X).

$$d(i) = max\{dist(depot, i)\}, \ i \in N \qquad \text{(X)}$$

Dengan d(i) adalah jarak pelanggan i dari depot, dan N adalah himpunan pelanggan yang belum terlayani. Fungsi evaluasi penyisipan menggunakan kriteria $c_1(i,u,j)$ untuk menghitung biaya penyisipan pelanggan baru dirincikan pada Persamaan (X)

$$c_1(i,u,j) = \alpha_1 c_{11}(i,u,j) + \alpha_2 c_{12}(i,u,j) \qquad \text{(X)}$$

Di mana:

- $c_{11}(i,u,j) = d_{iu} + d_u\square - \mu d_i\square$ (biaya jarak tambahan)
- $c_{12}(i,u,j) = b\square' - b\square$ (penundaan waktu pelayanan)
- α_1, α_2 adalah parameter bobot
- $d_i\square$ adalah jarak antara titik i dan j
- $b\square$ adalah waktu mulai pelayanan di titik j

Fungsi feasibility check memastikan batasan kapasitas dan waktu dirincikan pada Persamaan (X) dan (Y).

$$Q(r) + q(u) \leq Q_max \qquad \text{(X)}$$

$$a_i \leq s_i \leq b_i \qquad \text{(Y)}$$

Di mana:

- Q(r) adalah total muatan rute r

- q(u) adalah permintaan pelanggan u

- Q_max adalah kapasitas maksimum kendaraan

- $[a_i,b_i]$ adalah time window pelanggan i

- s_i adalah waktu mulai pelayanan

Fungsi update rute melakukan pembaruan waktu pelayanan untuk semua titik setelah penyisipan sebagaimana dirincikan pada Persamaan (X).

$$s□' = \max\{a□, s_i + t_u + t_i□\} \quad (X)$$

Di mana:

- $s□'$ adalah waktu mulai pelayanan baru di titik j

- t_u adalah durasi pelayanan di titik u

- $t_i□$ adalah waktu tempuh dari i ke j

SIH memiliki beberapa kelebihan dan kekurangan yang perlu dipertimbangkan. Kelebihannya terletak pada kemampuannya menghasilkan solusi yang cukup baik dengan waktu komputasi yang relatif cepat, serta kemudahannya dalam implementasi. Namun, SIH juga memiliki keterbatasan seperti kecenderungan terjebak pada solusi lokal optimal dan sensitifitas terhadap urutan pelanggan yang disisipkan. Selain itu, kualitas solusi yang dihasilkan sangat bergantung pada pemilihan pelanggan seed di awal proses, yang dapat mempengaruhi keseluruhan hasil optimasi.

4) Hybrid Genetic Algorithms Deep Cluster (HGADC)

Hybrid Genetic Algorithm Deep Clustering (HGADC) merupakan pendekatan inovatif yang mengintegrasikan kekuatan Deep Clustering untuk pemrosesan data spasial dengan optimasi rute menggunakan Hybrid Genetic Algorithm. Deep Clustering berperan dalam melakukan pengelompokan lokasi-lokasi berdasarkan karakteristik geografis dan temporal, sehingga dapat menghasilkan cluster yang lebih bermakna untuk proses optimasi selanjutnya.

Dalam implementasinya, Deep Clustering digunakan untuk mengolah data koordinat geografis dan waktu tempuh antar lokasi penerima bantuan sosial. Proses clustering ini penting untuk mengorganisir data spasial sebelum proses optimasi rute, sehingga dapat menghasilkan pengelompokan yang lebih akurat berdasarkan kedekatan lokasi dan karakteristik temporal. Deep Clustering memiliki kemampuan untuk mempelajari representasi data yang kompleks melalui jaringan neural berlapis, yang memungkinkan penangkapan pola dan struktur data yang lebih dalam.

Setelah proses clustering, Hybrid Genetic Algorithm mengambil peran dalam optimasi rute dengan memanfaatkan hasil pengelompokan tersebut. HGA

mengkombinasikan kekuatan algoritma genetika dengan teknik optimasi lokal untuk mencari solusi optimal dalam penentuan rute distribusi. Pendekatan hybrid ini memungkinkan algoritma untuk menghindari jebakan optimum lokal dan mencapai solusi yang lebih baik dengan memanfaatkan informasi clustering yang telah dihasilkan sebelumnya.

HGADC berpotensi lebih unggul dibandingkan pendekatan konvensional karena kemampuannya dalam mengintegrasikan analisis spasial yang kompleks melalui Deep Clustering dengan optimasi rute yang efisien menggunakan HGA. Kombinasi ini menghasilkan solusi yang lebih komprehensif dalam menangani permasalahan optimasi rute distribusi bantuan sosial dengan mempertimbangkan berbagai aspek seperti jarak, waktu tempuh, dan batasan operasional lainnya.

B. ***Hyperparameter Tuning***

Penelitian ini melibatkan proses hyperparameter tuning yang komprehensif untuk mengoptimalkan kinerja algoritma HGADC. Proses tuning dilakukan secara sistematis pada dua komponen utama algoritma: Deep Clustering dan Hybrid Genetic Algorithm.

Pada komponen Deep Clustering, tiga parameter utama yang dioptimasi untuk mencapai performa pembelajaran yang optimal. Learning rate diuji dalam rentang 0.0001 hingga 0.01 untuk memastikan proses pembelajaran yang stabil dan efektif. Jumlah epoch dievaluasi antara 50 hingga 500 untuk menentukan jumlah iterasi yang tepat dalam proses pembelajaran. Batch size divariasikan dari 32 hingga 256 untuk menemukan keseimbangan optimal antara kecepatan komputasi dan stabilitas pembelajaran.

Sementara itu, komponen Hybrid Genetic Algorithm memerlukan optimasi pada empat parameter kunci untuk memaksimalkan kemampuan pencarian solusinya. Population size diuji dalam rentang 50 hingga 200 individu untuk menyeimbangkan antara keragaman genetik dan efisiensi komputasi. Jumlah generation dievaluasi dari 100 hingga 1000 untuk memastikan algoritma mencapai konvergensi yang optimal. Crossover rate divariasikan antara 0.6 hingga 0.9, sedangkan mutation rate diuji dalam rentang 0.01 hingga 0.1 untuk mengoptimalkan proses evolusi genetik.

Proses tuning ini dilakukan menggunakan metode grid search dengan cross-validation untuk memastikan robustness dari parameter yang dipilih. Kombinasi parameter terbaik akan ditentukan berdasarkan nilai fitness tertinggi yang dicapai pada dataset validasi, mempertimbangkan baik performa maupun efisiensi komputasi.

C. ***Evaluation***

Evaluasi performa HGADC dilakukan dengan menggunakan fungsi fitness yang mempertimbangkan dua komponen utama: waktu perjalanan (*time travel*) dan penalti waktu. Fungsi fitness ini dirancang untuk meminimalkan total waktu perjalanan sambil memastikan kepatuhan terhadap batasan waktu kerja yang telah ditetapkan.

Fungsi fitness dapat direpresentasikan secara matematis pada Persamaan (X) dan (Y).

$$Fitness = 1 / (TotalTimeTravel + Penalty) \quad \text{(X)}$$

$$TotalTimeTravel = \sum(t_{i}), \ i, j \in rute \quad \text{(Y)}$$

Dengan t_{i} merupakan waktu tempuh dari titik i ke titik j. Sedangkan fungsi Penalty dirincikan pada Persamaan (X).

$$Penalty = -max(0, ActualTime - WorkingHours) \quad \text{(X)}$$

Sebagaimana ActualTime adalah total waktu aktual yang dibutuhkan untuk menyelesaikan rute dan WorkingHours adalah batas waktu kerja yang ditentukan (8 jam).

Sistem penalti ini dirancang untuk memberikan konsekuensi negatif pada solusi yang melanggar batasan waktu kerja. Semakin besar pelanggaran terhadap jam kerja yang ditetapkan, semakin besar pula penalti yang diberikan, yang akan mengurangi nilai fitness secara keseluruhan. Pendekatan ini memastikan bahwa algoritma akan cenderung memilih solusi yang tidak hanya efisien dalam hal waktu tempuh, tetapi juga mematuhi batasan waktu operasional yang telah ditetapkan.

Evaluasi keseluruhan akan membandingkan nilai fitness dari berbagai solusi yang dihasilkan, dengan solusi terbaik adalah yang memiliki nilai fitness tertinggi. Hal ini mengindikasikan kombinasi optimal antara waktu tempuh yang minimal dan kepatuhan terhadap batasan waktu kerja yang ditetapkan.

D. ***Comparison***

Penelitian ini akan membandingkan performa HGADC dengan beberapa algoritma optimasi lainnya yang telah diterapkan dalam domain permasalahan VRPTW. Algoritma pembanding yang akan digunakan meliputi Genetic Algorithm (GA) konvensional, Hybrid Genetic Algorithm (HGA), Genetic Algorithm Deep Clustering (GADC), Hybrid Genetic Algorithm K-Means (HGAK), dan Genetic Algorithm K-Means (GAK).

Perbandingan ini akan menggunakan metrik evaluasi yang sama, termasuk nilai fitness yang mempertimbangkan total waktu perjalanan dan penalti, untuk memastikan perbandingan yang objektif dan terukur. GA konvensional akan menjadi baseline untuk menilai peningkatan performa yang dicapai melalui hibridisasi dan penambahan teknik clustering. HGA akan menunjukkan dampak dari penggabungan dua metode optimasi, sementara GADC dan GAK akan memperlihatkan efektivitas pendekatan clustering yang berbeda ketika digabungkan dengan GA.

HGADC, sebagai metode yang diusulkan dalam penelitian ini, diharapkan dapat mengungguli metode-metode sebelumnya dengan mengkombinasikan kelebihan dari hibridisasi GA dengan teknik deep clustering. Pendekatan ini dirancang untuk mengatasi keterbatasan yang ditemui pada algoritma-algoritma

sebelumnya, terutama dalam hal kemampuan eksplorasi solusi dan pengelompokan data yang lebih akurat untuk optimasi rute distribusi bantuan sosial.

BAB IV
HASIL & PEMBAHASAN

BAB V
KESIMPULAN

UCAPAN TERIMAKASIH

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN