



Improvisasi Algoritma Genetika dengan Route-Based Crossover dan 2-opt pada Permasalahan Rute Kendaraan

Yasya Bahrul Ulum^{1*}

*yasyabahrululum@gmail.com¹

Abstrak. Permasalahan Rute Kendaraan (*Vehicle Routing Problem*) bertujuan untuk meminimalkan biaya transportasi. Rute adalah serangkaian urutan dari depo menuju beberapa pelanggan kemudian kembali lagi ke depo. Adapun permasalahan normalnya dimodelkan dalam bentuk graf dengan bobot. Karena setiap ruas jalan memiliki jarak/biaya yang harus dikeluarkan ketika menempuh ruas tersebut maka diperlukan penyelesaian agar meminimalkan biaya transportasi ketika menempuh ruas-ruas jalan tersebut dengan tetap melayani semua pelanggan yang ada. Penelitian ini mengembangkan algoritma metaheuristik, khususnya algoritma genetika yang diimprovisasi dengan Route-Based Crossover dan 2-opt untuk meminimalkan total jarak pengiriman. Hasilnya menunjukkan solusi yang 3% lebih buruk dibandingkan algoritma koloni semut, namun 7% lebih baik daripada pencarian tabu.

Kata kunci: VRP, permasalahan rute kendaraan, algoritma genetika, metaheuristik

1. Pendahuluan

Permasalahan Rute Kendaraan (*Vehicle Routing Problem* / VRP) merupakan salah satu tantangan penting dalam bidang logistik dan manajemen transportasi. VRP berkaitan dengan bagaimana mengatur rute perjalanan sejumlah kendaraan dari depot ke pelanggan secara efisien, dengan tujuan utama meminimalkan biaya transportasi. Permasalahan ini tidak hanya mempertimbangkan jarak tempuh, tetapi juga aspek biaya operasional dan batasan-batasan lain, seperti kapasitas kendaraan dan waktu pengiriman. Dalam prakteknya, VRP sering kali dimodelkan dalam bentuk graf berbobot, di mana setiap ruas jalan antara dua titik memiliki bobot berupa jarak atau biaya yang harus dioptimalkan (Ahuja et al., 1993; Laporte et al., 1992).

Penyelesaian VRP menjadi sangat kompleks seiring bertambahnya jumlah pelanggan dan variabel lain yang mempengaruhi rute, sehingga memerlukan metode penyelesaian yang efisien. Metode “exact” seperti algoritma *brute force* sering kali tidak praktis untuk digunakan karena tingginya waktu komputasi yang dibutuhkan. Oleh karena itu, pendekatan metaheuristik menjadi solusi yang lebih realistis untuk masalah-masalah skala besar seperti ini. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah algoritma genetika, sebuah pendekatan yang terinspirasi dari proses evolusi biologis untuk

menemukan solusi optimal (Maretello et al., 2000; Vaira et al., 2013; Fuellerer et al., 2013).

Penelitian ini mengembangkan algoritma genetika dengan improvisasi menggunakan *Route-Based Crossover* dan *2-opt* untuk menyelesaikan masalah VRP. Improvisasi ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas solusi dengan meminimalkan total jarak pengiriman. Algoritma yang diusulkan kemudian dibandingkan dengan pendekatan lain, seperti optimasi koloni semut dan pencarian tabu, untuk mengevaluasi efektivitasnya (Prasetyaningrum, 2007; Santosa et al., 2011; Simsir et al., 2019).

2. Model dari Permasalahan

Permasalahan Rute Kendaraan (*Vehicle Routing Problem*, VRP) merupakan pengembangan dari Permasalahan Tukang Pos (*Traveling Salesman Problem*, TSP), yaitu masalah pencarian jarak terpendek untuk mengunjungi semua node tepat satu kali pada graf, kemudian kembali ke node awal menggunakan satu kendaraan. Model ini kemudian berkembang menjadi permasalahan penjadwalan, di mana diperlukan lebih dari satu kendaraan untuk memenuhi permintaan di setiap node. Setiap kendaraan yang memulai perjalanan dari depot, mengunjungi beberapa node, dan kembali lagi ke depot disebut sebagai tur (Laporte, 1992).

Permasalahan ini dapat diekspresikan dalam bentuk graf berarah yang terdiri dari sekumpulan node dan arc (N, A) . Di mana $N = \{0, 1, 2, \dots, n\}$ adalah kumpulan node yang mewakili pelanggan, kota, tujuan, atau tempat yang diminta, dan A adalah himpunan arc yang mewakili jarak atau waktu tempuh antar node. Setiap kendaraan membentuk jaringan berupa siklus yang dimulai dari depot dan berakhir di depot setelah mengunjungi sejumlah node yang telah ditentukan.

Penjadwalan pada VRP diklasifikasikan sebagai masalah dengan kompleksitas waktu komputasi NP (*Non Deterministic Polynomial time*). Hal ini berarti algoritma dengan kompleksitas waktu polinomial yang dapat menghasilkan solusi optimal belum ditemukan. Berbagai algoritma heuristik dan metaheuristik telah dikembangkan untuk mendekati solusi optimal, namun hingga saat ini, solusi yang dihasilkan masih mendekati nilai optimal dan belum sepenuhnya optimal.

Misalkan $n_1, n_2, \dots, n_k \in N$ merupakan himpunan vertex yang menyatakan ruas jalan / pelanggan / depo sedangkan $a_1, a_2, \dots, a_m \in A$ merupakan himpunan edge yang menyatakan persimpangan antar ruas jalan/pelanggan/depo. Sehingga bobot graf terletak pada node.

Solusi $x_i = \{s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{ib_i}\}$ berisi sub-rute masing-masing kendaraan s_{ij} yang dimulai dari depo hingga berakhir kembali ke depo dimana setiap kendaraan juga memiliki batasan untuk melayani beberapa pelanggan dan menempuh jarak tertentu.

3. Algoritma Genetika untuk VRP

Algoritma genetika adalah metode optimasi metaheuristik yang terinspirasi dari prinsip-prinsip evolusi biologis, seperti seleksi alam, mutasi, dan *crossover* (persilangan). Dalam konteks Permasalahan Rute Kendaraan (VRP), algoritma genetika digunakan untuk menemukan solusi terbaik dalam merancang rute pengiriman yang efisien, dengan tujuan meminimalkan total jarak atau biaya transportasi (Prodhon et al., 2016; Elshaer et al, 2020; Baker et al, 2003; Ochelska-Mierzejewska et al., 2021).

Algoritma genetika dalam VRP bekerja dengan representasi solusi sebagai individu dalam populasi, dimana setiap individu merepresentasikan rute kendaraan yang berbeda. Setiap individu (solusi) dievaluasi menggunakan fungsi *fitness* (*fitness function*), yang dalam hal ini biasanya mengukur total jarak tempuh atau biaya transportasi. Berikut adalah tahapan dalam penerapan algoritma genetika untuk VRP:

1. Inisialisasi Populasi

Pada tahap awal, populasi individu diinisialisasi secara acak. Setiap individu merepresentasikan sebuah solusi potensial $x_i = \{s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{ib_i}\}$, yaitu beberapa rute yang dilalui kendaraan dari depot ke beberapa pelanggan dan kembali ke depot.

2. Fitness Function

Setiap individu diukur kualitasnya dengan fungsi fitness yang bertujuan untuk meminimalkan jarak tempuh atau biaya transportasi. Selain itu, batasan-batasan kapasitas kendaraan dan jumlah pelanggan juga dipertimbangkan dalam penilaian fitness. Dalam penelitian ini

$$f(x_i) = \#JumlahJarak(x_i) + M \times \#BatasanKendaraan(x_i)$$

3. Seleksi

Proses seleksi bertujuan untuk memilih individu-individu terbaik dari populasi berdasarkan nilai fitness. Individu yang memiliki nilai fitness lebih baik memiliki peluang lebih tinggi untuk dipilih dalam proses reproduksi.

4. *Crossover* / Persilangan

Dua individu (x_{p1} dan x_{p2}) yang dipilih melalui seleksi akan dikombinasikan untuk membentuk individu baru (x_{o1} dan x_{o2}). Untuk persilangan ini kita perbaiki menggunakan *Route-Based Crossover* (RBX) di mana sebagian rute dari satu individu dikombinasikan dengan sebagian rute dari individu lain untuk menghasilkan rute baru yang lebih baik.

5. Mutasi

Setelah *crossover*, individu baru akan mengalami proses mutasi, yaitu perubahan kecil pada solusi untuk memperkenalkan variasi dalam populasi. Dalam konteks VRP, mutasi biasanya dilakukan dengan menukar urutan kunjungan pelanggan pada rute. Adapun juga mutasi ini bisa kita perbaiki juga dengan algoritma *2-opt*.

6. Penggantian (*Replacement*)

Individu baru yang dihasilkan dari proses *crossover* dan mutasi akan menggantikan individu dalam populasi yang memiliki nilai *fitness* lebih rendah, sehingga populasi secara keseluruhan akan berevolusi menuju solusi yang lebih baik.

7. Penghentian (*Termination*)

Algoritma akan berhenti ketika kondisi penghentian tercapai, seperti setelah sejumlah generasi tertentu atau ketika solusi terbaik tidak lagi mengalami perbaikan yang signifikan.

Route Based Crossover

Route-Based Crossover adalah salah satu metode persilangan (*crossover*) khusus pada algoritma genetika untuk VRP. Dalam metode ini, solusi baru (anak/offspring) dibentuk dari dua solusi yang sudah ada (parent) dengan menggabungkan rute-rute tertentu dari kedua solusi tersebut. Berikut adalah tahapan dari *Route-Based Crossover*:

1. Menyalin Solusi Parent 1

Langkah pertama adalah membuat salinan dari solusi *parent* 1 (dilambangkan sebagai x_{p1}) ke solusi baru sementara x'_{o1} .

2. Memilih Rute Acak dari Parent 2

Dari solusi parent 2 (dilambangkan sebagai x_{p2}), sebuah rute acak s_{r2} dipilih. Pemilihan ini dilakukan dengan menggunakan metode *roulette wheel selection* berdasarkan rata-rata keuntungan setiap gen (pelanggan) pada rute tersebut. Artinya, semakin menguntungkan gen (rute) tersebut dalam menurunkan jarak atau biaya, semakin tinggi kemungkinan gen itu dipilih.

3. Menghilangkan Gen yang Sama dari Solusi Sementara

Setelah rute s_{r2} dipilih dari parent 2, semua pelanggan (gen) yang sudah ada pada rute s_{r2} dihilangkan dari solusi sementara x'_{o1} agar tidak ada pengulangan pelanggan.

4. Menghilangkan Rute Acak dari Solusi Sementara

Selanjutnya, sebuah rute acak s_{r1} dari x'_{o1} dihilangkan. Pemilihan rute s_{r1} ini dilakukan dengan metode *roulette wheel selection*, tetapi berdasarkan rata-rata kerugian setiap gen pada rute tersebut jika dihilangkan. Semakin kecil pengaruh rute s_{r1} dalam solusi, semakin tinggi peluangnya untuk dihapus. Semua pelanggan yang ada pada s_{r1} dipindahkan ke sebuah himpunan sementara *temp*.

5. Menambahkan Rute dari Parent 2

Rute s_{r2} dari parent 2 kemudian ditambahkan ke solusi sementara x'_{o1} . Dengan demikian, sebagian solusi dari parent 2 telah diintegrasikan ke dalam solusi baru x_{o1} .

6. Membuat Offspring Kedua

Untuk menghasilkan solusi anak kedua x_{o2} , urutan persilangan diulang dengan menukar peran parent 1 dan parent 2. Artinya, rute dari parent 1 akan ditambahkan ke parent 2 dengan langkah-langkah yang sama.

Algoritma 2-opt

Algoritma 2-opt adalah metode optimasi lokal yang digunakan untuk memperbaiki solusi pada masalah optimasi rute, seperti Permasalahan Tukang Pos atau Permasalahan

Rute Kendaraan (VRP). Algoritma ini bekerja dengan menghilangkan dua sisi dari sebuah tur (rute) dan menghubungkan kembali node dengan cara yang berbeda untuk mengurangi panjang total rute. Proses ini berulang sampai tidak ada lagi perbaikan yang dapat dilakukan.

Berikut adalah langkah-langkah dari algoritma 2-opt:

1. Pilih Dua Index (i, j)

Untuk setiap pasangan node (i, j) dalam rute, pilih dua index yang tidak berurutan (i dan i+1, j dan j+1). Misalnya, mulai dari index i dan j di rute.

2. Hitung Panjang Subrute Lama

Hitung panjang subrute lama dari node i+1 hingga node j, yang merupakan penjumlahan jarak dari i+1 ke j-1 dan dari j-1 ke j.

3. Hitung Panjang Subrute Baru

Hitung panjang subrute baru setelah menukar rute, yaitu dari node j ke i+1, yang merupakan penjumlahan jarak dari j-1 ke i+1 dan dari j ke j-1.

4. Bandingkan Panjang Rute

Jika panjang rute baru lebih pendek daripada rute lama, maka urutan node dari i+1 hingga j dibalik (reverse). Proses ini mengurangi total jarak perjalanan dan menghasilkan rute yang lebih efisien.

5. Ulangi Proses

Proses ini diulangi untuk semua pasangan index dalam rute sampai tidak ada lagi pertukaran yang bisa mengurangi jarak total rute.

4. HASIL

Data yang digunakan dalam pengujian ini adalah data sekunder dari penelitian sebelumnya. Terdapat 5 data yang diuji, termasuk koordinat depot dan pelanggan yang menggunakan jarak Euclidean, serta informasi mengenai permintaan barang oleh

pelanggan, spesifikasi ukuran barang, dan total berat yang diminta. Data ini diharapkan dapat digunakan sebagai pembandingan dengan hasil penelitian menggunakan ACO ataupun Pencarian Tabu.

A. Pengujian Algoritma

Pengujian dilakukan menggunakan data sekunder. Data tersebut terdiri dari 15 pelanggan, 26 item, dan 5 kendaraan. Parameter yang digunakan dalam pengujian algoritma genetika dan algoritma 2-opt menggunakan probabilitas generasi kluster: 0.8, sedangkan generasi acak: 0.2 dan probabilitas generasi solusi baru secara acak: 0.1, sedangkan penggunaan Algoritma 2-opt: 0.8.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa penggunaan Algoritma 2-opt lebih sering digunakan dibandingkan generasi solusi acak dengan rasio 99% selalu terseleksi, yang mengindikasikan bahwa Algoritma 2-opt berperan lebih signifikan dalam memperbaiki solusi.

B. Perbandingan Algoritma

Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan data sekunder dan batasan yang sama. Lima set data digunakan untuk pengujian. Parameter yang dihasilkan selama pengujian menggunakan probabilitas generasi kluster: 0.8, sedangkan generasi acak: 0.2 dan probabilitas generasi individu baru secara acak: 0.1, sedangkan penggunaan Algoritma 2-opt: 0.8.

Dari hasil perbandingan ini, terlihat bahwa Algoritma Genetika (GA) mampu menghasilkan solusi yang mendekati performa Ant Colony Optimization (ACO) dan lebih baik dibandingkan Tabu Search (TS) pada sebagian besar kasus. Algoritma 2-opt berperan signifikan dalam memperbaiki solusi pada Algoritma Genetika dengan probabilitas yang tinggi (0.8), sementara generasi solusi baru secara acak (0.1) digunakan sebagai variasi tambahan.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan algoritma genetika yang diimprovisasi dengan Route-Based Crossover dan Algoritma 2-opt untuk menyelesaikan Permasalahan Rute Kendaraan (VRP). Berdasarkan hasil pengujian menggunakan data sekunder,

algoritma ini menunjukkan kinerja yang kompetitif dibandingkan metode optimasi lainnya seperti Ant Colony Optimization (ACO) dan Tabu Search (TS).

Hasil perbandingan menunjukkan bahwa algoritma genetika mampu menghasilkan solusi yang mendekati performa ACO dan lebih baik dibandingkan TS dalam sebagian besar kasus, terutama dalam hal jarak tempuh. Penggunaan Algoritma 2-opt secara signifikan meningkatkan efisiensi solusi dengan probabilitas 0.8, menunjukkan bahwa metode perbaikan lokal ini efektif dalam mengoptimalkan rute.

Secara keseluruhan, algoritma genetika yang diimprovisasi dengan Route-Based Crossover dan 2-opt memberikan solusi yang cukup optimal untuk VRP dan dapat menjadi alternatif yang layak untuk masalah optimasi rute dengan kompleksitas tinggi.

DAFTAR REFERENSI

- Ahuja, R.K., Magnanti, T. L., & Orlin, J.B. (1993). *Network Flows*. Person.
- Laporte, G. (1992). The Vehicle Routing Problem: An overview of exact and approximate algorithms. *European Journal of Operational Research*, 345-358.
- Maretello, S., Pisinger, D., & Vigo, D. (2000). The Three-Dimensional Bin Packing Problem. *Operations Research*, 256-267.
- Vaira, G., & Kurasova, O. (2013). Genetic Algorithms and VRP: the Behaviour of a Crossover Operator. *Baltic Journal of Modern Computing*.
- Fuellerer, G., Doerner, K.F., Hartl, R. F., & Iori, M. (2010). Metaheuristic for vehicle routing problems with three-dimensional loading constraints. *European Journal of Operational Research*, 751-759.
- Prasetyaningrum, I. (2007). *Penyelesaian Kombinasi Vehicle Routing Problem dan Container Loading Problem Menggunakan Algoritma Genetika*. Surabaya.
- Santosa, B., & Willy, P. (2011). *Metoda Metaheuristik Konsep dan Implementasi*. Guna Widya, Surabaya.
- Simsir, F., & Ekmekci, D. (2019). A Metaheuristic Solution Approach to Capacitated Vehicle Routing and Network Optimization. *Engineering Science and Technology: an International Journal*, 22(3), 727-735.
- Prodhon, C., & Prins, C. (2016). *Metaheuristics*. Springer.
- Elshaer, R., & Awad, H. (2020). A taxonomic review of metaheuristic algorithms for solving the vehicle routing problem and its variants. *Computers and Industrial Engineering*, 140.
- Baker, B.M., & Ayechev, M.A., (2003). A genetic algorithm for the vehicle routing problem. *Computers and Operations Research*, 30(5), 787-800. [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(02\)00051-5](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(02)00051-5).
- Ochelska-Mierzejewska, J., & Poniszewska-Maranda, A. (2021). Selected Genetic

Algorithms for Vehicle Routing Problem Solving. *Electronics*, 10(24).
<https://doi.org/10.3390/electronics10243147>.