

Optimasi Biaya Transportasi pada Heterogeneous Fleet Vehicle Routing Problem menggunakan Large Neighborhood Search dan Simulated Annealing

Nurin Salwa Nabila¹, Jecky², Ayu Swilugar³, Rifqi Restu Hamidi⁴, Achmad Pratama Rifai⁵

¹Departemen Teknik Mesin dan Industri, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, Indonesia
nurinsalwanabila@mail.ugm.ac.id¹, jecky@mail.ugm.ac.id², ayuswilugar@mail.ugm.ac.id³, rifqirestuhamidi@mail.ugm.ac.id⁴,
achmad.p.rifai@ugm.ac.id⁵

Abstract— Pengelolaan sampah yang efisien menjadi tantangan besar bagi kota-kota di Indonesia, terutama dalam konteks pengumpulan sampah. Penelitian ini bertujuan untuk meminimalkan biaya transportasi pada permasalahan *Heterogeneous Fleet Vehicle Routing Problem* (HFVRP) menggunakan dua pendekatan metaheuristik, yaitu *Large Neighborhood Search* (LNS) dan *Simulated Annealing* (SA). HFVRP dipilih karena lebih mencerminkan kondisi nyata di mana armada kendaraan memiliki kapasitas dan biaya operasional yang berbeda-beda, sehingga membutuhkan strategi optimasi yang lebih kompleks. Kedua metode ini diterapkan pada model optimasi pengumpulan sampah untuk menentukan rute kendaraan yang paling efisien. Metode SA dipilih karena kemampuannya untuk keluar dari jebakan lokal optimum melalui mekanisme penurunan suhu yang terkontrol, memungkinkan pencarian solusi global yang lebih efektif. Sementara itu, LNS dipilih karena keunggulannya dalam mengeksplorasi ruang solusi secara intensif melalui operasi konstruksi, destruksi, dan perbaikan solusi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode SA menghasilkan nilai optimal yang lebih baik dibandingkan LNS, dengan nilai fungsi objektif sebesar \$305, sementara LNS menghasilkan \$310,4. Perbedaan ini disebabkan oleh dominasi eksplorasi solusi pada SA yang memungkinkan pencarian global optimum lebih efektif dibandingkan LNS. Selain itu, solusi optimal pada LNS menunjukkan bahwa kendaraan yang digunakan lebih sedikit, namun tidak signifikan meningkatkan biaya transportasi. Performa dari LNS dapat ditingkatkan dengan menambahkan pembobotan terhadap operasi yang bersifat eksploratif ataupun eksploitatif sesuai dengan performa operasi tersebut dalam menghasilkan solusi yang lebih baik

Keywords---*Heterogeneous, VRP, Simulated Annealing, Large Neighbourhood Search, Minimasi Biaya*

I. PENDAHULUAN

Sampah merupakan dampak negatif yang diakibatkan oleh pergerakan masyarakat dalam suatu wilayah baik itu secara pertumbuhan penduduk maupun transmigrasi. Sampah yang tidak terkelola dengan baik dapat menyebabkan lingkungan yang tidak sehat secara lingkungan, sosial maupun ekonomi. Oleh karena itu, pengelolaan sampah menjadi penting dilakukan setiap wilayah. Pengelolaan pengumpulan sampah yang efisien merupakan tantangan signifikan bagi kota-kota di Indonesia. Desain jaringan rantai pasok sampah merupakan sebuah tantangan yang nyata dalam mengimplementasikan sistem pengelolaan sampah yang terkoordinasi. Efisiensi dalam pengumpulan sampah tidak hanya berdampak pada pengurangan biaya operasional, tetapi juga pada peningkatan kualitas lingkungan dan layanan publik. Proses pengumpulan sampah dimulai dengan perjalanan kendaraan mengangkut sampah dari depot menuju fasilitas – fasilitas tempat sampah sementara (TPS) kemudian dikumpulkan di tempat pembuangan akhir (TPA). Kendaraan melakukan perjalanan berulang hingga semua sampah terangkut ke TPA. Sampah yang diangkut tidak boleh melebihi kapasitas kendaraan.

Salah satu masalah yang sering dihadapi dalam manajemen pengumpulan sampah adalah penentuan rute optimal atau yang biasa disebut dengan *Vehicle Routing Problem* (VRP). Model dasar VRP memiliki asumsi bahwa kendaraan yang ditugaskan adalah homogen dan titik layanan hanya boleh dilayani tepat satu kali dalam satu rute pelayanan dengan fungsi tujuan meminimumkan jarak tertempuh yang diasosiasikan dengan biaya [1]. Berbagai penelitian terkait VRP telah di kembangkan hingga saat ini. Peneliti terdahulu telah melakukan penelitian VRP dengan mempertimbangkan faktor lingkungan dalam model yang dibangun. Model VRP dapat dikembangkan sesuai dengan kondisi aktual yang terjadi salah satunya adalah kondisi kendaraan yang beragam. Pada sistem pengumpulan sampah, terdapat jenis kendaraan yang beragam yang disesuaikan dengan volume sampah yang diangkut. Dengan memiliki lebih dari satu jenis kendaraan pengangkut sampah, memungkinkan untuk mendapatkan biaya transportasi yang lebih rendah. Kendaraan yang lebih kecil dapat mengangkut jumlah sampah pada satu titik dengan volume yang lebih sedikit. Oleh karena itu, jenis kendaraan yang beragam dapat menjadi pertimbangan dalam melakukan optimasi rute pengumpulan sampah.

VRP dengan kendaraan yang heterogen adalah masalah optimasi yang kompleks di mana kendaraan dalam armada memiliki kapasitas, biaya operasional, dan batasan yang berbeda [5]. Tujuannya adalah untuk meminimalkan total biaya operasional, yang bisa mencakup biaya bahan bakar, biaya sewa kendaraan, biaya tenaga kerja, dan lain-lain, disamping memastikan semua permintaan pelanggan terpenuhi. Tantangan ini menjadi lebih rumit ketika diterapkan pada konteks pengumpulan sampah, yang melibatkan berbagai titik pengumpulan dengan volume sampah yang bervariasi. Oleh karena itu, diperlukan metode optimasi yang efektif untuk menghasilkan solusi yang optimal.

Pada penelitian ini membahas dua pendekatan optimasi yang berbeda untuk menyelesaikan VRP dengan kendaraan heterogen dalam konteks pengumpulan sampah yaitu *Simulated Annealing* (SA) dan *Large Neighborhood Search* (LNS). *Simulated Annealing*

(SA) adalah algoritma metaheuristik yang terinspirasi dari proses pendinginan logam, yang memungkinkan eksplorasi ruang solusi secara luas dengan kemampuan untuk menghindari jebakan optima lokal [3]. *Simulated Annealing (SA)*, mengeksplorasi ruang solusi dengan metode probabilistik yang memungkinkan perubahan solusi meskipun bersifat sub-optimal, yang mana perubahan tersebut membantu menemukan solusi global yang lebih baik dalam jangka panjang.

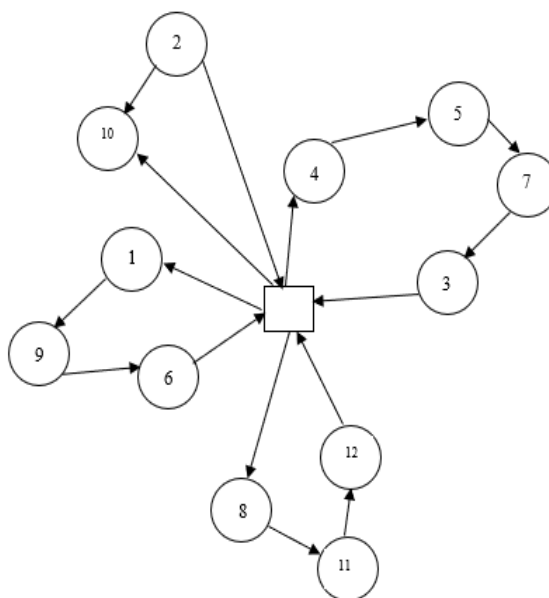
Di sisi lain, *Large Neighborhood Search (LNS)* adalah metode yang fokus pada eksplorasi ruang solusi dengan melakukan perubahan besar pada solusi saat ini, sehingga memungkinkan perbaikan yang lebih signifikan dalam kualitas solusi [4]. LNS dapat memperbaiki solusi dengan menghapus dan memasukkan kembali subset rute dalam solusi yang ada, memberikan fleksibilitas lebih besar dalam pencarian solusi optimal. Penelitian ini akan menggunakan kedua pendekatan tersebut untuk mengetahui hasil yang diberikan oleh kedua metode yang masing-masing memiliki keunggulan dan kelemahan.

Naskah penelitian ini terdiri dari beberapa bagian. Bagian 2 membahas tentang metode penelitian ini yaitu menggunakan algoritma SA dan LNS. Algoritma tersebut digunakan menentukan titik optimal dengan fungsi tujuan meminimasi biaya transportasi yang dijadikan acuan dalam penentuan rute terbaik dalam sistem pengumpulan sampah. Bagian 3 merupakan pembahasan dan hasil diskusi penelitian dengan perhitungan SA dan LNS dan melakukan perbandingan kedua metode. Algoritma SA dan LNS dijalankan menggunakan Jupiter Notebook dengan bahasa pemrograman python. Bagian 4 menyimpulkan penelitian dengan temuan utama dan rekomendasi untuk penelitian di masa depan.

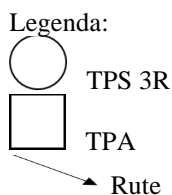
II. METODE PENELITIAN

A. Karakteristik Sistem

Penelitian ini dilakukan pada salah satu kabupaten di Yogyakarta dengan sistem pengumpulan sampah yang paling kompleks daripada wilayah lainnya. Terdapat 13 titik TPS 3R yang tersebar dan ada 2 kendaraan dengan kapasitas yang berbeda. Jenis kendaraan yang digunakan adalah *dump truck* dengan kapasitas 8 m³ sebanyak 3 kendaraan dan *arm roll truck* dengan kapasitas 6m³ sebanyak 5 kendaraan. Depot tempat pemberhentian truck berada pada titik akhir pengumpulan sampah yaitu TPA. Setiap hari, kendaraan pengangkut sampah ditugaskan mengunjungi titik-titik TPS 3R untuk mengumpulkan dan mengangkut sampah menuju TPA. Setiap kendaraan akan berangkat dari depot dan akan berakhir di depot. Sampah yang diangkut tidak boleh melebihi kapasitas kendaraan. Titik TPS 3R yang tidak terangkut sepenuhnya boleh dilayani oleh kendaraan lainnya. Berikut merupakan gambaran sistem pengumpulan sampah yang akan dimodelkan.



Gambar 1. Contoh Solusi HVRP



Berikut merupakan data yang matriks jarak dan volume sampah titik TPS 3R.

Tabel 1. Matriks Jarak dan Volume Sampah TPS 3R

Jarak (km)	depot	TPS 1	TPS 2	TPS 3	TPS 4	TPS 5	TPS 6	TPS 7	TPS 8	TPS 9	TPS 10	TPS 11	TPS 12
depot	0	8.5	6.7	10.4	6.7	54.6	21.1	14.5	14	20.7	23.9	12.5	16.9
TPS1	8.5	0	1.7	6.8	6.2	51.8	19.1	12.5	6.7	22.3	25	10.5	14.9
TPS 2	6.7	1.7	0	6.8	4.8	52.8	18.4	11.8	7.5	18.1	24.7	9.8	14.2
TPS 3	10.4	6.8	6.8	0	3.2	44.7	13.4	6.6	6.1	16.4	19.1	4.2	9.4
TPS 4	6.7	6.2	4.8	3.2	0	46.1	14.2	7.6	7.3	17.5	20.2	5.7	11
TPS 5	54.6	51.8	52.8	44.7	46.1	0	36.4	42.2	45.1	36.5	34.4	40.8	38
TPS 6	21.1	19.1	18.4	13.4	14.2	36.4	0	8	18.1	17.7	18.2	8.6	5
TPS 7	14.5	12.5	11.8	6.6	7.6	42.2	8	0	11.6	15.2	17.9	2	3.8
TPS 8	14	6.7	7.5	6.1	7.3	45.1	18.1	11.6	0	21.9	24.6	9.6	13.7
TPS 9	20.7	22.3	18.1	16.4	17.5	36.5	17.7	15.2	21.9	0	1.3	14.3	16.6
TPS 10	23.9	25	24.7	19.1	20.2	34.4	18.2	17.9	24.6	1.3	0	16.9	17.5
TPS 11	12.5	10.5	9.8	4.2	5.7	40.8	8.6	2	9.7	14.3	16.9	0	4.4
TPS 12	16.9	14.9	14.2	9.4	11	38	5	3.8	13.7	16.6	17.5	4.4	0
Volume sampah	0	3.98	3.14	1.73	4	0.12	2.62	0.4	3.5	4.5	1.8	6	1.56

Berikut merupakan data jenis kendaraan, jumlah kendaraan, dan kapasitas kendaraan yang digunakan dalam HFVRP dengan pendekatan SA dan LNS.

Tabel 2. Jenis, Jumlah dan Kapasitas Kendaraan

Jenis Kendaraan	Jumlah Kendaraan	Kapasitas Kendaraan	Biaya Transportasi/km (\$)
Tipe 1 (Dump Truck)	3	6	1
Tipe 2 (Arm Roll)	5	8	1.5

B. Pengembangan Model

HFVRP adalah perpanjangan dari VRP yang mempertimbangkan keberagaman jenis kendaraan dan kapasitasnya. Setiap kendaraan memiliki satu tour yang dimulai dan berakhir di depot, mengunjungi sebagian titik pelanggan. Total permintaan dalam setiap tur tidak boleh melebihi kapasitas kendaraan. Setiap jenis kendaraan dapat memiliki kapasitas yang berbeda, dan kendaraan dioptimalkan berdasarkan karakteristiknya masing-masing. Fungsi tujuan pada model matematis yang dibangun adalah meminimasi biaya transportasi. Biaya transportasi mencakup biaya bahan bakar yang dialokasikan untuk setiap rute yang terpilih dan telah mempertimbangkan biaya emisi kendaraan. Berikut merupakan beberapa asumsi yang dipertimbangkan dalam membangun model matematis HVRP.

Asumsi:

1. Kendaraan pergi dan kembali ke depot yang sama
2. TPA difungsikan sebagai depot sehingga perjalanan TPA menuju TPS dan TPS menuju TPA mempunyai jarak yang sama
3. Kecepatan rata-rata tiap kendaraan sama
4. Tiap titik hanya boleh dikunjungi 1 kali oleh 1 kendaraan
- 5.

Sets

V kumpulan titik TPS

L kumpulan kendaraan $(1, 2, \dots, l)$

Parameter

q_i volume sampah pada titik

d_{ij} jarak tempuh ke

n jumlah titik layanan

C_p kapasitas kendaraan

c biaya transportasi kendaraan

U_{il} variabel kontinu merepresentasikan muatan kendaraan saat meninggalkan node i

Variabel Keputusan

x_{ijl} , 1 jika kendaraan l terpilih untuk rute (i,j) , 0 sebaliknya

i = titik awal kendaraan bergerak

j = titik tujuan rute tiap kendaraan

Mathematical Programming Model

$$\text{Min } Z = \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} \sum_{l \in L} c_l \times d_{ij} \times x_{ijl} \quad (1)$$

subject to

$$\sum_{i \in L} \sum_{i \in V} x_{ijl} = 1 \quad (2)$$

$$\sum_{i \in L} \sum_{j \in V} x_{ijl} = 0 \quad (3)$$

$$U_{ijl} \leq C_p \quad (4)$$

$$U_{il} = 0 \quad (5)$$

$$U_{il} + q_j + M(1 - x_{ijl}) \leq U_{jl} \quad (6)$$

$$M = \text{large values} \quad (6)$$

$$q_j \leq \sum_{i \in L} U_{jl} \leq \sum_{i \in L} C_p \quad (7)$$

Model matematis yang dirancang untuk menyelesaikan *Heterogeneous Fleet Vehicle Routing Problem* (HFVRP) memuat persamaan: Fungsi objektif (1) meminimalkan total biaya dari kendaraan terpilih. Set batasan (2) memastikan bahwa setiap TPS dikunjungi tepat satu kali oleh satu kendaraan. Set batasan (3) melarang perjalanan antar depot. Set batasan (4) mempertimbangkan kapasitas kendaraan tiap rute. Set batasan (5)(6)(7) menjelaskan tentang batasan *subtour elimination*. Batasan ini memastikan bahwa setiap rute kendaraan mengunjungi pelanggan tanpa membentuk rute rute kecil yang tidak valid. Batasan ini diadopsi dari kondisi Miller Tucker Zemin (MTZ) yang cocok untuk permasalahan *Integer Linear Programming* [6]. Model matematis ini tidak hanya mempertimbangkan optimasi jarak perjalanan, tetapi juga memastikan penggunaan efisien kendaraan dengan mematuhi semua batasan yang relevan.

C. Simulated Annealing

Simulated Annealing pertama kali diperkenalkan oleh Kirkpatrick, Gelatt, dan Vecchi pada tahun 1983 sebagai metode untuk mengatasi masalah optimasi kombinatorial. Metode ini terinspirasi dari proses fisika *annealing*, di mana material dipanaskan hingga suhu tinggi dan kemudian didinginkan secara perlahan untuk mencapai struktur kristal yang paling stabil. Tujuan utama dari SA adalah menemukan solusi yang mendekati optimal dalam ruang pencarian yang kompleks dengan kemungkinan solusi yang sangat besar. Prosedur SA dimulai dengan inisiasi solusi awal, yang kemudian mengalami serangkaian iterasi di mana solusi baru dihasilkan melalui modifikasi acak. Selama proses iteratif ini, SA menggunakan kriteria penerimaan Metropolis untuk menentukan apakah solusi baru diterima atau ditolak.

Tujuan utama dari SA adalah menemukan solusi yang mendekati optimal dalam ruang pencarian yang kompleks dengan kemungkinan solusi yang sangat besar. Prosedur SA dimulai dengan inisiasi solusi awal, yang kemudian mengalami serangkaian iterasi di mana solusi baru dihasilkan melalui modifikasi acak. Selama proses iteratif ini, SA menggunakan kriteria penerimaan Metropolis untuk menentukan apakah solusi baru diterima atau ditolak.

Kriteria penerimaan Metropolis dalam SA mengizinkan penolakan solusi yang buruk untuk mencegah terjebaknya algoritma dalam optimum lokal yang sub-optimal. Ini juga memungkinkan algoritma untuk menjelajahi ruang solusi secara lebih luas, yang berguna dalam menghadapi masalah optimasi yang kompleks dan non-linear seperti yang sering ditemui dalam VRP. Dengan mengintegrasikan konsep pemanasan simulasi ini, SA menawarkan pendekatan yang kuat dan efektif untuk menangani tantangan optimasi yang sering kali sulit diselesaikan secara eksak dalam waktu yang wajar.

D. Large Neighborhood Search

Large Neighborhood Search (LNS) adalah sebuah pendekatan dalam optimisasi kombinatorial yang bertujuan untuk menangani masalah kompleks dengan cara menggali solusi-solusi yang beragam dari berbagai lingkungan pencarian besar. Pendekatan ini berbeda dari metode tradisional yang fokus pada satu jenis gerakan pencarian atau satu struktur lingkungan tertentu. LNS memungkinkan eksplorasi yang luas terhadap berbagai struktur atau konfigurasi solusi yang mungkin, dengan cara mempertimbangkan serangkaian operasi konstruksi, destruksi, dan perbaikan.

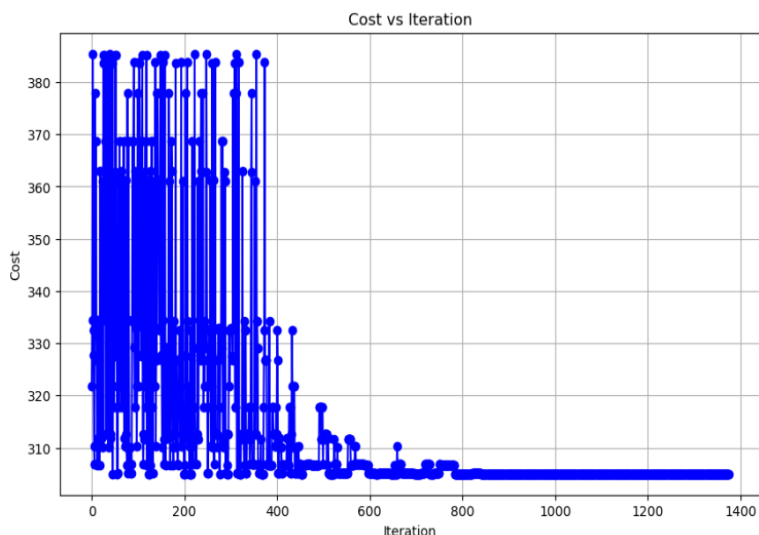
Proses LNS dimulai dengan solusi awal yang mungkin sudah ada atau dihasilkan secara acak. Lingkungan pencarian dalam konteks LNS dapat berupa perubahan besar terhadap solusi saat ini, seperti menghapus sejumlah besar komponen solusi dan membangun kembali dari awal dengan pendekatan heuristik untuk menghasilkan solusi yang lebih baik. Salah satu keunggulan utama dari LNS adalah kemampuannya untuk menangani masalah dengan skala besar dan kompleksitas yang tinggi, seperti dalam permasalahan *Vehicle Routing Problem* (VRP) yang melibatkan jumlah titik dan kendaraan yang besar. Dengan menggali berbagai lingkungan pencarian besar, LNS mampu menemukan solusi-solusi yang lebih baik dalam waktu yang lebih singkat dibandingkan dengan metode eksak yang memerlukan waktu komputasi yang sangat besar.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan dilakukan analisis terhadap hasil komputasi dari model dengan menggunakan metode SA dan LNS.

A. Analisis hasil metode SA

Pertama-tama model yang sudah dibangun diselesaikan menggunakan metode SA dengan hasil sebagai berikut:



Gambar 2 SA Cost Iteration Plo

Tabel 3. Solusi Optimal Rute Simulated Annealing

Kendaraan	Rute			
Kendaraan 1	4	8		
Kendaraan 1	12	6	3	1
Kendaraan 1	11	5		
Kendaraan 2	10	9	2	

Kendaraan	Rute			
Kendaraan 2	7			
Kendaraan 2	0			
Kendaraan 2	0			
Kendaraan 2	0			

Berdasarkan hasil yang dijabarkan pada tabel 3 diatas, dapat terlihat bahwa metode SA yang digunakan berjalan dengan cukup baik sesuai dengan yang diharapkan yaitu terdapat kendaraan yang berbeda dalam solusinya. Hal ini terlihat dari nilai *cost* terbaik yang diambil adalah nilai *cost* yang paling minimum dengan *metropolis criterion* yang juga bekerja dengan baik, terlihat dari Gambar 2 dimana plot fungsi objektif terhadap jumlah iterasi sebelum iterasi ke 625 bersifat sangat fluktuatif. Fluktuasi dari nilai fungsi objektif yang diterima semakin kecil seiring dengan bertambahnya jumlah iterasi, hal ini logis karena sesuai dengan kondisi penerimaan nilai fungsi objektif dalam *metropolis criterion* yang dinotasikan sebagai berikut.

$$P = \exp(E(S') - E(S)) / T \tag{8}$$

dimana:

$E(S')$ adalah nilai fungsi objektif dari solusi baru

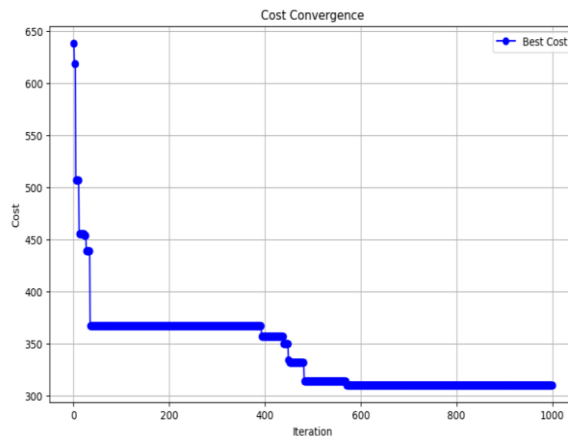
$E(S)$ adalah nilai fungsi objektif dari solusi saat ini.

T adalah suhu (temperature) saat ini dalam algoritma SA, yang berangsur-angsur menurun.

Ketika T tinggi (di awal proses), algoritma lebih cenderung menerima solusi yang lebih buruk, memungkinkan pencarian yang lebih luas dan eksplorasi global. Saat T menurun (di akhir proses), algoritma menjadi lebih selektif dan cenderung hanya menerima solusi yang lebih baik atau sedikit lebih buruk, yang membantu konvergensi ke solusi optimal. Pertambahan jumlah iterasi dalam metode SA berarti bahwa nilai T juga akan semakin berkurang, akibatnya nilai dari persamaan 8 diatas juga akan semakin kecil dan ketika nilai iterasi semakin besar, maka fluktuasi penerimaan nilai fungsi objektif sudah tidak terjadi lagi dan nilai fungsi objektif konvergen mulai pada iterasi 625 dengan nilai fungsi objektif optimal sebesar \$305. Operasi yang digunakan dalam metode SA ini cenderung bersifat eksploratif, hal ini dapat terlihat pada operasi *swap* dan *reverse* serta tahap awal *metropolis criterion* yang memungkinkan algoritma SA untuk menjelajahi ruang pencarian yang lebih variatif. Operasi berupa *insert* dan *metropolis* pada nilai T yang semakin kecil merupakan karakteristik eksploitatif dari algoritma SA yang memungkinkan algoritma ini untuk mencari nilai terbaik dari ruang pencarian yang sedang dijelajah. Berdasarkan representasi solusi yang didapatkan, terlihat bahwa setiap kendaraan hanya mengunjungi 1 titik yang sama satu kali dan tidak ada titik yang dikunjungi oleh 2 kendaraan yang berbeda. Pada hasil representasi ini tidak semua kendaraan digunakan karena sistem yang dibuat adalah meminimasi biaya transportasi sehingga ketika semua volume sampah sudah diambil oleh kendaraan lainnya, maka kendaraan yang belum bergerak tidak akan digunakan. Selain itu, solusi pada Tabel 3 menunjukkan bahwa adalah seluruh kendaraan 1 digunakan dan terlihat seakan lebih diprioritaskan dibandingkan dengan kendaraan 2. Hal ini dengan kapasitas atau harga transportasi dimana kendaraan 1 memiliki rasio yang lebih tinggi dibandingkan kendaraan 2 yang artinya kendaraan 1 akan mengguankan biaya yang lebih minimal daripada kendaraan 2. Oleh karena itu kendaraan 1 lebih diprioritaskan dibandingkan dengan kendaraan 2.

B. Analisis hasil metode LNS

Berdasarkan model yang sudah dibangun diselesaikan menggunakan metode LNS dengan hasil sebagai berikut:



Gambar 3. LNS Cost Iteration Plot

Tabel 4. Solusi Optimal Rute *Large Neighborhood Search*

Kendaraan	Rute		
Kendaraan 1	3	1	
Kendaraan 1	7	9	5
Kendaraan 1	10	6	12
Kendaraan 2	8	2	
Kendaraan 2	11		
Kendaraan 2	0		
Kendaraan 2	4		
Kendaraan 2	0		

Berdasarkan grafik *cost iteration plot* yang tertera pada Gambar 3 dapat dilihat bahwa terdapat pola grafik yang berbeda dengan pola grafik pada metode SA. Pada metode LNS, grafik *cost iteration plot* berbentuk seperti tangga karena kriteria penerimaan fungsi objektif dalam metode LNS bersifat *record-to-record* yang berarti bahwa hanya solusi dengan nilai fungsi objektif yang lebih baik yang akan diterima, maka dari itu tidak terjadi fluktuasi pada nilai fungsi objektif yang diterima. Nilai fungsi objektif optimal yang didapat dengan metode LNS ini adalah sebesar \$310.4. Berdasarkan hasil tersebut, nilai optimal yang didapatkan dengan pendekatan LNS sedikit lebih buruk dari nilai yang didapat pada hasil yang diperoleh dari pendekatan SA. Hal ini dikarenakan pada metode SA, eksplorasi solusi dilakukan dengan lebih dominan dibandingkan pada metode LNS, sehingga pencarian global optimum akan lebih memungkinkan untuk ditemukan pada metode SA dibandingkan metode LNS. Pada dasarnya, metode LNS mengadopsi fitur eksplorasi dan eksploitasi yang terdapat dalam operasi *destroy* dan *repair* tidak dilakukan pembobotan berdasarkan performansi sebelumnya. Sehingga penyeimbangan antara eksplorasi dan eksploitasi tidak terlalu akurat. Selain itu, pada hasil metode LNS yang disajikan pada tabel 4, terdapat 3 kendaraan 1 dan 3 kendaraan 2 yang diutilisasi. Hal ini cukup logis mengingat bahwa dalam kajian ini, tidak terdapat biaya tetap dalam menggunakan kendaraan, melainkan biaya transportasi hanya dihitung berdasarkan biaya variabel saja yakni biaya perjalanan per km, maka dari itu jumlah kendaraan yang digunakan tidak akan terlalu meningkatkan nilai biaya transportasi selama jarak yang ditempuh oleh kendaraan merupakan jarak tempuh minimal.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini mengkaji penggunaan metode *Large Neighborhood Search* (LNS) dan *Simulated Annealing* (SA) untuk optimasi rute pengumpulan sampah pada *Heterogeneous Fleet Vehicle Routing Problem* (HFVRP). Tema HFVRP diangkat karena merefleksikan kondisi operasional yang lebih realistis, di mana armada kendaraan tidak seragam dalam hal kapasitas dan biaya, sehingga menuntut pendekatan optimasi yang lebih adaptif dan kompleks. Hasil menunjukkan bahwa metode SA lebih unggul dalam menemukan solusi optimal dengan biaya transportasi lebih rendah dibandingkan LNS. SA memberikan hasil optimal dengan nilai

fungsi objektif sebesar \$305, yang lebih rendah dibandingkan LNS sebesar \$310,4. Hal ini menunjukkan bahwa eksplorasi solusi yang lebih luas pada SA memungkinkan pencarian global optimum yang lebih efektif. Namun, penggunaan LNS juga menunjukkan hasil yang memadai dengan jumlah kendaraan yang digunakan lebih sedikit, meskipun tidak signifikan meningkatkan biaya transportasi. Biaya transportasi yang dihasilkan dari algoritma SA sedikit lebih baik daripada LNS. dikarenakan beberapa konsep dari metode metaheuristik yang berbeda dalam mencaoai niali optimal. Performa dari LNS dapat ditingkatkan dengan menambahkan pembobotan terhadap operasi yang bersifat eksploratif ataupun eksploitatif sesuai dengan performa operasi tersebut dalam menghasilkan solusi yang lebih baik. Studi HFVRP memberikan wawasan penting dalam pengembangan algoritma optimasi yang lebih canggih untuk aplikasi dunia nyata.

KONTRIBUSI PRAKTIS

Penelitian ini didanai oleh Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi Republik Indonesia, dengan nomor hibah 048/E5/PG.02.00.PL/2024 dan 2674/UN1/DITLIT/PT.01.03/2024.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Armandi, Ekky & Purwani, Annie & Linarti, Utaminingsih. (2019). Optimasi Rute Pengangkutan Sampah Kota Yogyakarta Menggunakan Hybrid Genetic Algorithm. *Jurnal Ilmiah Teknik Industri*. 18. 236-244. <https://doi.org/10.23917/jiti.v18i2.8744>
- [2] Normasari, Nur & Yu, Vincent & Bachtiyar, Candra & Sukoyo, Sukoyo. (2019). A Simulated Annealing Heuristic for the Capacitated Green Vehicle Routing Problem. *Mathematical Problems in Engineering*. 2019. 1-18. <https://doi.org/10.1155/2019/2358258>.
- [3] Sakti, Sekar & Yu, V.F. & Sopha, B.M.. (2019). Heterogeneous fleet location routing problem for waste management: A case study of Yogyakarta, Indonesia. *International Journal of Information and Management Sciences*. 30. 1-16. [https://doi.org/10.6186/IJIMS.201903_30\(1\).0001](https://doi.org/10.6186/IJIMS.201903_30(1).0001).
- [4] Windras Mara, S. T., Norcahyo, R., Jodiawan, P., Lusiantoro, L., & Rifai, A. P. (2022). A survey of adaptive large neighborhood search algorithms and applications. *Computers and Operations Research*, 146(February), 105903. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2022.105903>
- [5] Asefi, H., Shahparvari, S., Chettri, P., & Lim, S. (2019). Variable fleet size and mix VRP with fleet heterogeneity in Integrated Solid Waste Management. *Journal of Cleaner Production*, 230, 1376–1395. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.04.250>
- [6] Kara, I., Laporte, G., & Bektas, T. (2004). A note on the lifted Miller–Tucker–Zemlin subtour elimination constraints for the capacitated vehicle routing problem. *European Journal of Operational Research*, 158(3), 793-795.