

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Masalah perutean kendaraan *Vehicle Routing Problem* (VRP) adalah masalah optimasi kombinatorial klasik yang pertama kali dijelaskan oleh Dantzig dan Ramser. Dalam VRP, terdapat armada kendaraan dengan kapasitas yang sama atau berbeda yang berpusat di sebuah depot pusat. Armada ini diharapkan untuk melayani sekumpulan pelanggan yang tersebar secara geografis dengan permintaan yang berbeda-beda. Tujuan dari VRP adalah untuk menentukan rute dengan biaya minimal, di mana biaya ini sering ditentukan oleh jarak perjalanan, waktu, jumlah kendaraan, atau kombinasi dari faktor-faktor tersebut. Masalah ini sangat relevan dalam konteks distribusi barang, pengiriman paket, dan layanan transportasi lainnya. Inti dari VRP adalah bagaimana mengatur rute kendaraan sedemikian rupa sehingga semua lokasi atau pelanggan terlayani dengan efisien, tanpa melebihi kapasitas atau batasan waktu yang ada. VRP telah menjadi dasar untuk berbagai studi dan aplikasi dalam manajemen logistik modern [1].

Seiring berjalannya waktu, *Vehicle Routing Problem* (VRP) telah berkembang dan diterapkan dalam berbagai bidang dengan batasan yang berbeda. Dalam alur jaringan pemasangan listrik, VRP mengoptimalkan rute tim pemeliharaan atau pemasangan dengan mempertimbangkan jarak, waktu, dan aksesibilitas lokasi untuk efisiensi dan keandalan layanan. Dalam logistik, VRP membantu perusahaan merencanakan rute pengiriman barang dari pusat distribusi ke pelanggan untuk meningkatkan efisiensi dan mengurangi biaya operasional. Dalam pengelolaan truk sampah, VRP digunakan untuk merancang rute pengumpulan sampah yang optimal sehingga semua area terlayani dengan baik dan biaya operasional diminimalkan [2]. Perkembangan VRP telah melahirkan berbagai varian, seperti VRP dengan Jendela Waktu (VRPTW) di mana pelanggan memiliki jendela waktu tertentu untuk dilayani; VRP dengan Penjemputan dan Pengantaran (VRPPD) yang melibatkan penjemputan dan pengantaran barang dalam rute yang

sama; VRP Multi-Depot (MDVRP) yang melibatkan lebih dari satu depot; VRP dengan *Backhauls* (VRPB) yang mencakup pengiriman dan pengembalian barang; serta VRP dengan Pengiriman Terpisah (SDVRP) di mana pengiriman ke satu pelanggan dapat dilakukan dalam beberapa perjalanan [3].

Varian lain dari VRP yang menjadi fokus penelitian ini adalah VRP dengan batasan kapasitas (CVRP). Dalam CVRP, selain mencari rute terpendek, juga perlu mempertimbangkan batasan kapasitas kendaraan yang digunakan untuk mengantarkan barang ke pelanggan. CVRP dikategorikan sebagai masalah NP-*Hard* [4] karena melibatkan kombinasi dari penugasan pelanggan ke kendaraan dan urutan kunjungan kendaraan tersebut, di mana jumlah kombinasi ini tumbuh secara eksponensial dengan penambahan jumlah pelanggan dan kendaraan [5]. Dalam CVRP setiap kendaraan memiliki kapasitas tertentu yang tidak boleh dilampaui, yang menambah lapisan kompleksitas tambahan karena solusi harus mematuhi batasan kapasitas ini selain meminimalkan jarak atau biaya total. Pencarian solusi optimal untuk CVRP memerlukan evaluasi dari sejumlah besar kemungkinan rute dan penugasan, yang memerlukan waktu komputasi yang eksponensial seiring dengan bertambahnya ukuran masalah. Alasan-alasan tersebut yang menyebabkan CVRP dikategorikan sebagai masalah NP-*Hard*, yang berarti bahwa tidak ada algoritma yang diketahui mampu menyelesaikannya dalam waktu polinomial untuk semua *instance* [6].

Banyak penelitian telah dilakukan untuk menyelesaikan CVRP, dengan berbagai metode yang diklasifikasikan sebagai metode eksak dan heuristik [7]. Metode eksak mencakup algoritma seperti *branch and bound* [8], *branch and cut* [9], dan *branch and price* [10], yang membagi masalah menjadi submasalah dan menyelesaikannya satu per satu. Metode eksak memiliki kompleksitas waktu yang tinggi, sehingga metode heuristik lebih sering digunakan untuk CVRP skala besar. Metode heuristik dapat dibagi menjadi tiga kelompok: heuristik konstruktif, heuristik *improve*, dan metaheuristik [11].

Heuristik konstruktif menyediakan solusi lengkap secara bertahap, menambahkan satu komponen ke solusi parsial saat ini. Contoh yang dikenal adalah algoritma *savings* [12] dan heuristik penyisipan [13], yang membangun solusi yang

layak dengan cepat, namun sulit menjamin kualitasnya. Heuristik *improve* mengeksplorasi tetangga dari solusi saat ini dan mengembangkannya secara iteratif. Heuristik *improve* intra-rute mencakup algoritma seperti 2-opt, 2h-opt, dan 3-opt [14], sedangkan heuristik perbaikan antar-rute mencakup metode seperti *string cross*, *exchange*, *relocation*, dan *mix* [15]. Heuristik *improve* tergantung pada solusi awal dan dapat menyebabkan algoritma terjebak pada optimal lokal.

Metaheuristik menggunakan strategi umum untuk solusi, tidak terbatas pada aturan heuristik spesifik. Algoritma ini mencakup algoritma genetik, algoritma evolusi diferensial, *simulated annealing*, *tabu search*, *ant colony optimization*, *artificial bee colony*, dan *particle swarm optimization*, yang dapat menghasilkan solusi memuaskan untuk berbagai jenis masalah optimasi dalam waktu yang wajar [16]. Metaheuristik memiliki keterbatasan seperti konvergensi prematur atau lambat tergantung pada keragaman populasi. Modifikasi dengan menggabungkan dengan metode lain dapat digunakan untuk mengatasi keterbatasan ini dengan menggabungkan kelebihan dari berbagai algoritma heuristik [17].

Salah satu algoritma metaheuristik yang populer adalah *Simulated Annealing* (SA). Terinspirasi dari proses annealing dalam metalurgi [18], *Simulated Annealing* (SA) memiliki kemampuan untuk menghindari terjebak pada solusi lokal optimal. Algoritma ini melakukan "*hill-climbing moves*" (menerima solusi yang lebih buruk) dengan tujuan mencapai solusi global optimal. Seiring dengan penurunan suhu, frekuensi terjadinya "*hill-climbing moves*" juga berkurang [19]. SA juga memiliki kekurangan yaitu sensitivitas terhadap solusi awal yang disebabkan *setting parameter* yang kurang tepat. Jika solusi awal yang diberikan tidak dipilih dengan baik, SA mungkin tidak dapat menemukan solusi yang baik secara efisien. Hal ini terjadi karena SA memulai prosesnya dari solusi awal dan bergerak ke solusi baru dengan melakukan perubahan acak. Jika solusi awal tersebut berada jauh dari area optimal, SA mungkin memerlukan waktu yang sangat lama untuk mencapai solusi yang baik. Selain itu, solusi awal yang kurang baik dapat membuat algoritma ini terjebak dalam *local* minimal [20].

Kekurangan Algoritma *Simulated Annealing* dapat diatasi dengan melakukan modifikasi melalui penggabungan dengan metode lain. Banyak studi menggunakan

modifikasi Algoritma *Simulated Annealing* untuk menyelesaikan CVRP dalam beberapa dekade terakhir. Misalnya, Xiao et al. [21] mengusulkan algoritma *variable neighborhood simulated annealing* (VNSA), yang merupakan varian dari *variable neighborhood search* yang dikombinasikan dengan *simulated annealing*, diuji pada 39 instance benchmark. Meskipun VNSA dapat menghasilkan solusi berkualitas, kekurangannya termasuk kompleksitas perhitungan yang tinggi, yang dapat memperpanjang waktu komputasi secara signifikan. Rabbouch et al. [22] mendefinisikan *empirical-type simulated annealing* (ETSA) sebagai versi dinamis baru dari algoritma *simulated annealing*. ETSA beroperasi secara *incremental* dengan mengeksplorasi bagian akhir dari solusi *feasible* yang lebih buruk untuk memperbarui kriteria penerimaan Boltzmann, diuji pada 32 instance. Kekurangan ETSA terletak pada ketergantungannya yang tinggi pada pemilihan parameter awal, yang bisa mempengaruhi hasil akhir secara signifikan, serta waktu komputasi yang relatif lama jika parameter tidak disesuaikan dengan baik. Faiz dan Arief [23] mengembangkan metode perturbasi berbasis *variable neighborhood search* yang digabungkan dengan mekanisme seleksi adaptif, disebut PVNS-ASM, yang diuji pada 21 instance. Kekurangan PVNS-ASM termasuk kebutuhan untuk kalibrasi parameter yang rumit, kemungkinan terjebak dalam local optimum, dan waktu komputasi yang bisa menjadi cukup tinggi karena mekanisme seleksi adaptif yang kompleks.

Mengubah *Simulated Annealing* (SA) menjadi solusi berbasis populasi juga cara lain untuk meningkatkan efektivitas pencarian solusi. Tujuan utama dari pendekatan berbasis populasi adalah untuk memperluas eksplorasi ruang solusi dengan mempertahankan beberapa solusi sekaligus, dibandingkan dengan SA tradisional yang hanya mempertahankan satu solusi pada satu waktu. Menggabungkan hibridisasi dengan solusi berbasis populasi dapat mengatasi kekurangan yang ada dalam SA *basic* dengan memanfaatkan kekuatan dari kedua metode. Misalnya, Algoritma *Simulated Annealing* berbasis populasi diusulkan oleh Ilan [24] untuk menyelesaikan CVRP. Algoritma ini menggunakan tiga operator pencarian lokal: *exchange*, *insertion*, dan *reversion* untuk mengeksplorasi tetangga dari solusi saat ini. Pemilihan operator dilakukan secara acak dengan probabilitas 1/3 pada setiap iterasi. Pendekatan serupa digunakan untuk

menentukan jumlah titik (1 atau 2) dalam operator *exchange* dan *insertion*. Namun, kekurangan dari metode ini termasuk kompleksitas perhitungan yang tinggi dan waktu komputasi yang cukup lama akibat pengelolaan beberapa solusi secara bersamaan.

Selanjutnya, penelitian yang diusulkan oleh Ilan [25] memperkenalkan Algoritma *Simulated Annealing* berbasis populasi yang ditingkatkan dengan operator crossover, yang disebut ISA-OC. Algoritma ini menggunakan *simulated annealing* berbasis populasi, dengan solusi dalam populasi dikembangkan menggunakan operator pencarian lokal seperti *swap*, *scramble*, *insertion*, dan *reversion*. algoritma 2-opt yang ditingkatkan digunakan untuk menghasilkan atau memperbaiki rute-rute yang membentuk bagian dari solusi untuk masalah CVRP. Operator *crossover* seperti *partially mapped crossover* (PMX) dan *order crossover* (OX) diterapkan untuk mempercepat konvergensi. Metode seleksi campuran digunakan untuk memastikan keseimbangan antara eksploitasi dan eksplorasi. ISA-OC diuji pada *instance benchmark* dengan jumlah titik permintaan dan kendaraan yang berbeda, menggunakan 1000 iterasi. Dalam setiap perhitungan *cost* untuk menghitung *fitness*-nya, diterapkan penalti untuk memastikan solusi yang dihasilkan memenuhi semua batasan masalah. Meskipun ISA-OC dapat mempercepat konvergensi dan meningkatkan kualitas solusi, kekurangan dari pendekatan ini termasuk waktu pemrosesan yang relatif lama dan kebutuhan untuk kalibrasi parameter yang cermat.

Dalam penelitian saat ini, dikembangkan dari pendekatan yang diusulkan oleh Ilan [24] [25] dengan penyesuaian yang signifikan untuk meningkatkan efektivitas algoritma *simulated annealing* dalam menyelesaikan *Capacitated Vehicle Routing Problem* (CVRP). Salah satu perubahan utama adalah penggunaan konsep *split route* dalam perhitungan *fitness*, di mana setiap solusi rute diproses dari TSP ke bentuk VRP untuk memastikan kendaraan tidak melebihi kapasitasnya. Hal ini dilakukan dengan membagi rute yang terlalu panjang atau melebihi kapasitas menjadi rute-rute yang lebih kecil dan sesuai dengan batasan kapasitas kendaraan sehingga algoritma dapat mengelola solusi dengan lebih efisien dan mengurangi waktu komputasi. Perbaikan solusi yang tidak memakai algoritma 2-Opt yang ditingkatkan yang dapat mengurangi waktu komputasi, Selain itu, operator

crossover seperti *partially mapped crossover* (PMX) dan *order crossover* (OX) diterapkan secara berulang pada solusi dalam populasi. Pendekatan ini bertujuan untuk meningkatkan variasi solusi dan mempercepat konvergensi algoritma. Dalam penelitian ini, iterasi algoritma dibatasi hingga 100 kali untuk memastikan pencapaian solusi optimal dalam waktu yang lebih singkat, menjadikan algoritma efisien dalam menemukan solusi terbaik untuk masalah CVRP yang diuji. Oleh karena itu, judul yang diangkat adalah “**MODIFIKASI *SIMULATED ANNEALING* DENGAN *OPERATOR CROSSOVER* PADA *CAPACITATED VEHICLE ROUTING PROBLEM* (CVRP)**”.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan sebelumnya, maka penulis merumuskan masalah yang diteliti :

1. Bagaimana merancang algoritma modifikasi *Simulated Annealing* (SA) yang konsisten dan tidak sensitif terhadap kalibrasi parameter, sehingga dapat menghasilkan solusi yang konsisten dan optimal tanpa memerlukan penyesuaian parameter yang kompleks ?
2. Bagaimana mengatasi waktu komputasi yang relatif lama pada modifikasi *Simulated Annealing* (SA), yang sering menjadi hambatan dalam implementasi praktis algoritma untuk menyelesaikan *Capacitated Vehicle Routing Problem* (CVRP) ?

1.3 Batasan Masalah

Permasalahan dalam penelitian ini dibatasi oleh beberapa hal diantaranya adalah :

1. Penelitian dilakukan dengan menerapkan algoritma metaheuristik yaitu *Simulated Annealing* yang di modifikasi menjadi berbasis populasi dan di gabungkan dengan operator *crossover*.
2. Model atau kasus permasalahannya adalah *Capacitated Vehicle Routing Problem* (CVRP) yang model kendaraanya menggunakan berjenis *single trip*.

3. Batasan kendalanya adalah kapasitas dari kendaraan yang bersifat homogen atau semua kendaraan memiliki kapasitas yang sama.
4. Terdapat batasan kapasitas kendaraan yang tidak boleh melewati kendala kapasitas yang ditentukan.
5. Data yang digunakan merupakan data contoh uji yang di ambil dalam CVRP *Library*.

1.4 Tujuan dan Manfaat

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dibuat, berikut merupakan tujuan dari penelitian ini:

1. Merancang metode yang dapat menyesuaikan parameter atau menggunakan parameter default yang efektif, sehingga algoritma dapat berfungsi secara optimal dalam berbagai kondisi tanpa perlu kalibrasi yang ekstensif.
2. Mengembangkan teknik yang efisien secara komputasi dalam mencari solusi yang optimal dalam waktu yang efisien dalam menyelesaikan permasalahan *Capacitated Vehicle Routing Problem (CVRP)*.

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah :

1. Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat secara teoritis dan praktis dalam konteks *Capacitated Vehicle Routing Problem (CVRP)* dengan modifikasi baru dari dua pendekatan, yaitu *Simulated Annealing* yang dimodifikasi dengan operator *crossover*. Dari segi teoritis, penelitian ini dapat memberikan wawasan yang lebih dalam tentang efektivitas dan efisiensi metode tersebut dalam menyelesaikan masalah CVRP. Ini dapat membantu pengembangan teori dan pemahaman tentang algoritma-algoritma ini dalam konteks masalah pengoptimalan rute kendaraan.
2. Secara praktis, hasil penelitian ini dapat memiliki dampak yang signifikan dalam pengelolaan logistik dan rute kendaraan di dunia nyata. Dengan modifikasi baru antara *Simulated Annealing* dengan operator *crossover*, penelitian ini dapat memberikan panduan praktis tentang penggunaan optimal algoritma-algoritma ini dalam situasi kehidupan nyata. Ini dapat membantu perusahaan logistik dan transportasi meningkatkan efisiensi

operasional mereka, mengurangi biaya, dan mengoptimalkan penugasan rute kendaraan, yang pada akhirnya dapat menghasilkan manfaat ekonomi yang nyata.

1.5 Metodologi Penelitian

1. Studi Literatur

Pada tahap ini, dilakukan pengumpulan dan analisis teori-teori terkait modifikasi algoritma *Simulated Annealing* dengan merujuk pada buku, jurnal ilmiah, artikel konferensi dan skripsi dari penelitian sebelumnya. Proses ini melibatkan identifikasi sumber-sumber relevan, tinjauan literatur untuk memahami konsep dan teknik terbaru, serta pemetaan informasi untuk menilai perkembangan dan kesenjangan dalam penelitian. Tujuan dari studi literatur ini adalah untuk membangun dasar teori yang kokoh dan memberikan informasi yang diperlukan untuk merancang dan melaksanakan penelitian tentang modifikasi *Simulated Annealing*.

2. Simulasi

Pada tahap ini, dilakukan pencarian data terkait masalah *Capacitated Vehicle Routing Problem (CVRP)*, termasuk informasi mengenai lokasi pelanggan, jarak antar pelanggan, kapasitas permintaan, dan kapasitas kendaraan dari *CVRP Library*. Setelah data dikumpulkan, simulasi dilaksanakan dengan menggunakan algoritma modifikasi *Simulated Annealing* yang menggabungkan operator *crossover* berbasis populasi, diimplementasikan dalam Python. Proses simulasi dimulai dengan mempersiapkan data, mengatur parameter algoritma sesuai kebutuhan, simulasi kinerja dari operator lokal dan *crossover*. Selanjutnya, simulasi dijalankan untuk mencari solusi optimal dengan algoritma yang telah diterapkan, di mana algoritma melakukan iterasi dan eksplorasi solusi untuk memaksimalkan hasil. Hasil simulasi dikumpulkan dan dianalisis untuk mengevaluasi efektivitas algoritma dalam menyelesaikan CVRP, serta untuk memahami performa algoritma dalam hal kualitas solusi dan waktu komputasi.

3. Analisis

Tahap Analisis dilakukan untuk mengevaluasi efektivitas parameter algoritma, kinerja operator lokal dan *crossover*, serta kemampuan seleksi. Parameter algoritma dianalisis untuk melihat dampaknya terhadap kualitas solusi dan waktu komputasi. Kinerja operator lokal dan *crossover* diperiksa untuk menilai efektivitasnya dalam memperbaiki solusi, sementara kemampuan seleksi dievaluasi untuk memastikan keseimbangan antara eksplorasi dan eksploitasi. Performa algoritma dibandingkan dengan metode lain untuk menilai keunggulan relatif dalam hal kualitas solusi dan waktu komputasi.

1.6 Sistematika Penulisan

Pada skripsi ini terdapat lima bab sistematika penulisan diantaranya:

BAB I PENDAHULUAN

Bab pendahuluan ini berisi latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, metode penelitian, dan sistematika penulisan dari masalah yang dikaji.

BAB II LANDASAN TEORI

Bab landasan teori ini menjelaskan tentang teori-teori yang melandasi pembahasan inti yang saling berkaitan dan sebagai penunjang dalam penulisan skripsi, seperti Optimasi, *Capacitated Vehicle Routing Problem*, *Vehicle Routing Problem*, Algoritma *Simulated Annealing*.

BAB III PENCARIAN SOLUSI OPTIMAL DENGAN MODIFIKASI ALGORITMA *SIMULATED ANNEALING* DENGAN OPERATOR *CROSSOVER* PADA *CAPACITATED VEHICLE ROUTING PROBLEM* (CVRP)

Pada bab ini akan diuraikan langkah-langkah dalam menyelesaikan masalah *Capacitated Vehicle Routing Problem* (CVRP) menggunakan modifikasi Algoritma *Simulated Annealing* (SA) dengan Operator *Crossover*.

BAB IV STUDI KASUS DAN ANALISIS

Bab ini akan membahas secara detail proses eksperimen, mulai dari parameter yang digunakan, hingga operator *local search*, operator *crossover* serta metode selection yang diterapkan. Selanjutnya, akan dipaparkan hasil dari berbagai pengujian yang dilakukan, termasuk performa algoritma dalam menyelesaikan masalah optimasi yang dihadapi.

BAB V PENUTUP

Bab penutup berisi hasil kesimpulan dari rumusan masalah yang telah dijelaskan dan berisi saran yang diperuntukan untuk penelitian berikutnya sebagai pengembangan dari penyelesaian CVRP menggunakan SA-OC.

DAFTAR PUSTAKA

