Pengembangan Optimasi Rute Menggunakan *Deep Reinforcement Learning* Pada Model *Dynamic Vehicle Routing Problem With Time Windows* (DVRPTW)

KUALIFIKASI

Alifurrohman

99223116

PROGRAM DOKTOR TEKNOLOGI INFORMASI

UNIVERSITAS GUNADARMA

Juni 2024

DAFTAR ISI

BAB 1
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Machine Learning (ML) adalah cabang dari kecerdasan artifisial yang memanfaatkan teknik statistik dan algoritma agar dapat belajar dan membuat keputusan atau prediksi berdasarkan data. Dengan menggunakan algoritma ML, komputer dapat meningkatkan efisiensi dalam melakukan berbagai jenis pekerjaan tanpa harus di program secara eksplisit untuk setiap tugasnya (Karimi-Mamaghan, M., Mohammadi, M., Meyer, P., Karimi-Mamaghan, A. M., & Talbi, E. G, 2022). ML memanfaatkan berbagai teknik dari statistik, teori probabilitas, matematika, dan ilmu komputer untuk membangun model dari dataset yang ada. *Machine learning* adalah metode yang secara otomatis menganalisis data untuk mendapatkan aturan, kemudian menggunakan aturan ini untuk memprediksi data yang tidak diketahui. Algoritma dan metode statistik diterapkan untuk memberikan komputer kemampuan untuk "belajar" dari data dan meningkatkan kinerjanya dalam memecahkan masalah tanpa harus memprogram secara eksplisit untuk setiap masalah (Ni, Qiuping & Tang, Yuanxiang, 2023) .

Machine learning dibagi menjadi tiga kategori *supervised learning, unsupervised learning* dan *reinforcement learning* (Karimi-Mamaghan, M., Mohammadi, M., Meyer, P., Karimi-Mamaghan, A. M., & Talbi, E. G, 2022). *Reinforcement learning* merupakan bagian dari *machine learning* yang membedakan dari *supervised learning* dan *unsupervised learning* yaitu pada *reinforcement learning* dengan *trial and eror* selama interaksi langsung dengan lingkungan sekitar (Panzer & Bender, 2022). *Reinforcement learning* (RL) tidak memerlukan sinyal yang diawasi untuk belajar, RL bergantung pada sinyal umpan balik dari individu *(agent*) di lingkungannya. Umpan balik ini mengoreksi keadaan dan tindakan agen, sehingga agen secara bertahap dapat mempelajari cara memaksimalkan hadiah (*reward*) dengan cara memaksimalkan nilai *cumulative*

reward (hadiah atau imbalan yang dikumpulkan secara kumulatif) dan mencapai kemampuan belajar mandiri yang kuat (Ni & Tang, 2023).

Algoritma RL dapat dibagi menjadi dua kategori yaitu pembelajaran berbasis model dan pembelajaran bebas model (Mousavi, Seyed Sajad, Howley, Enda & Schukat, Michael, 2018). Pembelajaran berbasis model memiliki pengetahuan sebelumnya tentang lingkungan yang dapat dioptimalkan terlebih dahulu. Pembelajaran bebas model lebih rendah daripada yang pertama dalam hal kecepatan pelatihan, tetapi lebih mudah diimplementasikan dan dapat dengan cepat menyesuaikan diri dengan keadaan yang lebih baik dalam skenario nyata. Penerapan *reinforcement learning* telah menunjukkan hasil yang signifikan pada berbagai bidang seperti robotika (Jens Kober, J Andrew Bagnell, Jan Peters, 2013), permainan (Silver, D., Huang, A., Maddison, C. et al. 2016), kesehatan (Liu Siqi,See Kay Choong, Ngiam Kee Yuan, Celi Leo Anthony, Sun Xingzhi, Feng Mengling,2020) dan distribusi logistik (He Zhenhua, Chen Liang, Liu Bin, 2024).

Perkembangan teknik *machine learning*, khususnya dalam *deep learning*, telah memungkinkan penggunaan arsitektur *neural network* yang lebih kompleks untuk memecahkan berbagai masalah yang sulit diselesaikan dengan pendekatan konvensional. Salah satu teknik yang telah menunjukkan hasil signifikan adalah penggunaan mekanisme perhatian ganda atau *multi-header attention*. *Multi-header attention* adalah mekanisme di mana lapisan perhatian direplikasi beberapa kali untuk memungkinkan model fokus pada bagian berbeda dari urutan masukan secara bersamaan (Cordonnier, Loukas & Jaggi, 2020). Mekanisme ini pertama kali diperkenalkan dalam konteks model Transformer (Vaswani et al., 2017), dan telah digunakan secara luas dalam berbagai aplikasi salah satunya pengoptimalan rute logistik (Xin, Liang, Wen Song, Zhiguang Cao, and Jie Zhang, 2021).

Distribusi merupakan kegiatan proses penyaluran produk dari produsen sampai ke tangan masyarakat atau konsumen secara tepat waktu dan efisien (Tjiptono & Diana, 2020). Pengiriman yang tepat waktu merupakan salah satu tujuan dari proses distribusi yang dapat dilakukan dengan memahami lokasi tujuan distribusi. Terdapat beberapa lokasi tujuan pada proses pendistribusian yang

mengakibatkan biaya transportasi yang cukup tinggi. Biaya transportasi yang melebihi anggaran dikarenakan penentuan rute pendistribusian masih dilakukan secara manual atau acak yaitu penentuan jalur distribusi berdasarkan perkiraan saja.

Vehicle routing problem (VRP) merupakan masalah optimasi kombinatorial klasik yang pertama kali diusulkan oleh George Danztig pada tahun 1959 (Dantzig & Ramser, 1959). *Vehicle routing problem* (VRP) termasuk permasalahan *NP-Hard* yang umum dalam optimasi kombinatorial dan telah dipelajari selama beberapa dekade. Tujuan utama untuk menentukan rute optimal bagi armada kendaraan untuk melayani sekumpulan pelanggan. Penelitian terkait VRP adalah kunci untuk meningkatkan daya saing pada industri logistik. Perkembangan distribusi di dunia nyata dengan bermacam-macam karakteristik membuat banyaknya variasi VRP dari *single objective* hingga VRP *multi objective.* Terdapat berbagai jenis *vehicle routing problem* (VRP) misalnya *capacited vehicle routing problem* (CVRP), VRP *with time windows* (VRPTW), *Multi-Depot Vehicle Routing Problem* (MDVRP) (Abdirad Maryam, Krishnan Krishna, Gupta Deepak, 2022), *dynamic vehicle routing problem with time windows* (DVRPTW) (Ghannam & Gleixner, 2023) dan *vehicle routing problem with pickup and delivery* (VRRPPD) (M. Liu, Q. Song, Q. Zhao, L. Li, Z. Yang, Y. Zhang, 2022).

Dynamic vehicle routing problem with time window (DVRPTW) merupakan permasalahan optimasi rute yang menambahkan batasan jendela waktu ke dalam permasalahan. Hal ini berarti bahwa pelanggan memiliki periode waktu tertentu untuk dilayani. DVRPTW harus menjadwalkan pengiriman supaya barang diterima dalam rentang waktu yang ada sekaligus untuk meminimalkan biaya operasional (Liu et al., 2023). Permasalahan yang terjadi pada DVRPTW yaitu perubahan dinamis seperti pesanan baru, pembatalan, atau keterlambatan serta ketidak pastian lalu lintas, waktu pengiriman dan durasi pelayanan menambah kompleksitas permasalahan. Pengiriman dilakukan dalam jendela waktu yang menjadi kendala penting pada proses distribusi. Sebab jika pengiriman melebihi jendela waktu yang ditetapkan akan mengakibatkan ketidakpuasan pelanggan. Permasalahan ini yang

perlu untuk diselesaikan untuk meningkatkan solusi yang optimal untuk permasalahan yang ada.

Terdapat berbagai solusi untuk menyelesaikan permasalahan ini diantaranya metode eksak, metode heuristik dan metode metaheuristik (M. Liu, Q. Zhao, Q. Song, Y. Zhang,2023). Penggunaan *machine learning*, khususnya *reinforcement learning* dalam penyelesaian VRP menawarkan pendekatan baru. Ini memungkinkan pengembangan algoritma yang dapat secara otomatis belajar dari lingkungan untuk menghasilkan solusi optimal dalam kondisi yang dinamis, seperti arus lalu lintas dan kedatangan pelanggan baru. Metode *reinforcement learning* yang umum untuk menyelesaikan VRP termasuk *dynamic programing*, algoritma *Q learning*, algoritma *deep Q-network* (DQN), *policy-based reinforce algorithms*, *value and policy combined actor–critic algorithms,* dan *advantage actor–critic algorithms* (Ni & Tang, 2023).

Pada masalah *dynamic vehicle routing problem with time window* (DVRPTW) sudah banyak metode yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan ini seperti *brain storm optimization* (BSO) dan *ant colony optimization* (ACO) (Liu et al. 2022), algoritma *hybrid brain storm optimization* (BSO) (Liu et al. 2023), Algoritma *dynamic hybrid genetic search* (HGS) (Ghannam & Gleixner, 2023). Penggunaan *reinforcement learning* juga banyak digunakan untuk menyelesaikan permasalahan ini seperti yang dilakukan oleh Joe & Lau (2020) menggabungkan *deep reinforcement learning* dan *simulated annealing* (DRLSA).

Penggunaan *deep reinforcement learning* juga dapat digunakan pada berbagai permasalahan optimasi rute seperti yang dilakukan oleh Li et al. (2021) pada model permasalahan *heterogeneous capacited vehicle routing problem* (HCVRP), Jiuxiu Zhao (2020) meneliti pada *vehicle routig problem.* Penggunaan *deep Q-network* seperti yang dilakukan oleh Bdeir et al. (2021) untuk permasalahan route mengusulkan *routing problem deep q-network* (RPDQN) untuk masalah *vehicle routing problem* hasilnya bahwa pendekatan RP-DQN berhasil

meningkatkan kinerja dalam menyelesaikan masalah perutean kendaraan dengan memanfaatkan representasi status dinamis dan efisiensi sampel yang lebih baik.

Penggunaan model berbasis perhatian (*attenttion)* yang telah diteliti oleh Kool et al. (2018) untuk menyelesaikan masalah optimisasi kombinatorial, khususnya masalah perutean seperti *Travelling Salesman Problem* (TSP) dan *Vehicle Routing Problem* (VRP). Hasilnya menunjukkan bahwa model yang dibuat menunjukkan fleksibilitas yang baik dalam menangani berbagai jenis masalah optimisasi kombinatorial dengan satu set *hyperparameter*s.

Berdasarkan penelitian terdahulu penerapan *reinforcement learning* dapat secara otomatis mengidentifikasi pola dan strategi terbaik untuk mengoptimalkan rute distribusi dalam menghadapi berbagai kondisi dinamis yang sering berubah, seperti variabilitas arus lalu lintas yang tidak terduga dan permintaan pelanggan yang muncul tidak dapat diprediksi. Dengan kemampuan adaptasi ini, algoritma berbasis *reinforcement learning* tidak hanya meningkatkan efisiensi logistik dengan menemukan solusi rute yang optimal tetapi juga meningkatkan responsivitas terhadap kebutuhan pelanggan yang berfluktuasi, secara signifikan mengurangi waktu tunggu dan biaya operasional. Pendekatan ini, tidak hanya menjanjikan peningkatan dalam kinerja logistik tetapi juga menawarkan kemampuan untuk merespons secara lebih fleksibel terhadap tantangan operasional yang kompleks, memastikan kepuasan pelanggan dan keberlanjutan operasional dalam lingkungan bisnis yang semakin kompetitif.

Penelitian ini diharapkan mampu meingkatkan efisiensi dalam pemilihan rute pada konteks logistik dan distribusi yang dinamis, khususnya dalam menghadapi *dynamic vehicle routing problem with time windows* (DVRPTW). Masalah ini ditandai oleh kondisi yang terus berubah, seperti fluktuasi dalam arus lalu lintas, kedatangan pelanggan baru dan adanya jendela waktu untuk pengiriman, serta kebutuhan untuk mengirim produk dalam berbagai jenis atau kategori akan mempengaruhi proses pengiriman. Untuk mengatasi tantangan tersebut, penelitian ini mengusulkan penerapan *Deep Q-Network* (DQN) yang diperkaya dengan mekanisme *Multi-Header Attention*. Pendekatan ini dirancang untuk memanfaatkan

kemampuan DQN dalam memahami dan beradaptasi dengan kondisi dinamis, serta mengintegrasikan *Multi-Header Attention* untuk meningkatkan pemrosesan informasi. Penggabungan kedua teknologi ini, diharapkan sistem dapat secara efektif mengidentifikasi rute optimal yang memenuhi semua kriteria dan batasan yang ada, sekaligus menyesuaikan diri dengan perubahan kondisi yang ada.

1.2 Batasan Penelitian

Batasan pada penelitian ini dapat dijelaskan sebagai berikut.

1. Penelitian ini dibatasi pada penerapan dan evaluasi *Deep Q-Network* (DQN) dengan mekanisme *Multi-Header Attention* dalam konteks DVRPTW, tanpa membandingkan secara langsung dengan semua metode heuristik dan metaheuristik lainnya.
2. Analisis akan fokus pada kondisi dinamis seperti fluktuasi arus lalu lintas, dan kedatangan pelanggan baru.
3. Penelitian ini terbatas pada simulasi komputasi dan tidak mencakup implementasi fisik dalam operasi logistik nyata.

1.3 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, maka rumusan masalah yang dapat disusun sebagai berikut.

1. Bagaimana *Deep Q-Network* (DQN) dengan mekanisme *Multi-Header Attention* dapat diterapkan untuk menyelesaikan *Dynamic Vehicle Routing Problem with Time Windows* (DVRPTW)?
2. Apakah penerapan DQN dengan *Multi-Header Attention* dapat meningkatkan efisiensi dan efektivitas dalam menentukan rute optimal pada kondisi dinamis seperti fluktuasi arus lalu lintas, kedatangan pelanggan baru dan adanya jendela waktu?

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dipaparkan, tujuan penelitian dari penelitian ini sebagai berikut.

1. Mengembangkan model berbasis *Deep Q-Network* (DQN) yang diperkaya dengan mekanisme Multi-Header Attention untuk menyelesaikan *Dynamic Vehicle Routing Problem with Time Windows* (DVRPTW).
2. Menilai efektivitas model DQN dengan *Multi-Header Attention* dalam meningkatkan efisiensi pengiriman dan kepuasan pelanggan melalui penentuan rute optimal dalam kondisi yang dinamis.
3. Menunjukkan kemampuan adaptasi model terhadap perubahan kondisi seperti fluktuasi lalu lintas, kedatangan pelanggan baru dan batasan jendela waktu.

1.5 Kontribusi Dan Manfaat Hasil Penelitian

Penelitian ini memberikan wawasan tentang penerapan teknologi *machine learning*, khususnya *Deep Q-Network* dan mekanisme *Multi-Header Attention*, dalam menyelesaikan masalah logistik yang kompleks. Menawarkan solusi yang lebih efisien dan efektif untuk penjadwalan dan pengiriman dalam kondisi dinamis, yang dapat meningkatkan kepuasan pelanggan. Kontribusi pada perusahaan dengan menyediakan kerangka kerja yang dapat diadaptasi oleh perusahaan untuk meningkatkan proses pengambilan keputusan mereka dalam distribusi produk, khususnya dalam menghadapi kondisi yang berubah-ubah dan tidak pasti.

BAB 2

TELAAH PUSTAKA

2.1 Pengertian *Artificial intelligence*

Artificial intelligence (AI) merupakan bidang komputasi yang berfokus pada transmisi kecerdasan dan pemikiran antropomorfik yang dapat membantu manusia dalam berbagai cara. *Artificial intelligence* pertama kali dikemukakan oleh John McCarthy pada tahun 1956 (PK & most of all, 1984). AI secara perlahan-lahan bermunculan dan semakin kuat di berbagai bidang seperti teknik, matematika, fisika, teknologi, yang semuanya telah menyebabkan pergeseran luar biasa saat ini di bidang ini. *Artificial Intelligence* (AI) atau Kecerdasan Artifisial didefinisikan sebagai kapasitas untuk beradaptasi dengan pengetahuan dan sumber daya yang tidak memadai. Definisi ini menekankan pada kemampuan sistem AI untuk melakukan adaptasi dan membuat keputusan dalam situasi di mana informasi tidak lengkap atau sumber daya terbatas, yang mencerminkan aspek penting dari kecerdasan yang dihadapi oleh manusia dalam kehidupan nyata (Wang, 2019).

AI merupakan salah satu bidang terbaru dalam sains dan teknik. Terdapat empat pendekataan terkait pengertian *Artificial intelligence* yaitu *Thinking Humanly, Thinking Rationally, Acting Humanly,* dan *Action Rationally (Russell & Norvig, 2016)*.

2.2 *Machine Learning*

Machine Learning (ML) merupakan cabang dari ilmu komputer yang memungkinkan sistem komputer memperoleh pengetahuan dari data secara mirip dengan cara kerja manusia. Secara sederhana, ML adalah bentuk dari kecerdasan artifisial yang dapat mengidentifikasi pola dalam data mentah melalui penggunaan algoritma atau teknik tertentu. Tujuan utama ML adalah untuk membuat sistem komputer dapat mengakuisisi pengetahuan dari pengalaman secara otomatis tanpa perlu pemrograman yang spesifik atau intervensi dari manusia.

Machine learning adalah cabang algoritma komputasi yang berkembang dan dirancang untuk meniru kecerdasan manusia dengan belajar dari lingkungan sekitar. *Machine learning* dianggap sebagai hal penting pada era *big data* seperti saat ini dan telah berhasil diterapkan pada berbagai bidang seperti pengenalan pola, *computer vision,* keuangan, dan medis (El Naqa & Murphy, 2015).

Machine learning dapat diklasifikasikan menjadi beberapa diantaranya yaitu *supervised learning, unsupervised learning, semi-supervised learning, transductive inference, on-line learning, reinforcement learning,* dan *active learning (Mohri et al., 2018).*

2.3 *Deep Learning*

Deep Learning adalah subbidang kecerdasan artifisial yang berfokus pada pembuatan model jaringan saraf besar yang mampu membuat keputusan berdasarkan data yang akurat. *Deep learning* sangat cocok untuk konteks dimana datanya kompleks dan terdapat kumpulan data yang besar (Kelleher, 2019). *Deep learning* merupakan perangkat metodologis untuk membangun saraf multilayer (*deep*) *neural network* untuk memecahkan permasalahan dalam *supervised clasification, generative modelling* atau *reinforcement learning* (Saxe, A., Nelli, S., & Summerfield, C. 2021).

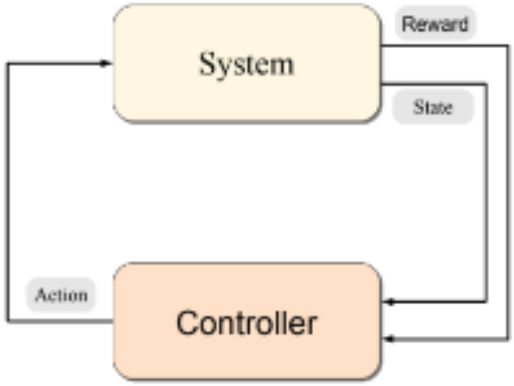
Deep learning adalah cabang pembelajaran mesin yang berkembang pesat yang menggunakan banyak lapisan tersembunyi (*hidden layer)* untuk mengekstrak fitur dari kumpulan data besar. pembelajaran mesin yang merupakan bentuk lanjutan dari algoritma jaringan saraf (*neural network*), di mana istilah "*neural*" digunakan untuk menekankan proses pembelajaran yang sebanding dengan otak manusia (Arif, T. M., & Rahim, M. A., 2024).

2.4 Reinforcement Learning

Reinforcement learning (RL) adalah bidang studi yang berfokus pada pengembangan algoritma dan model yang memungkinkan komputer untuk belajar dan membuat prediksi atau keputusan tanpa di program secara eksplisit. RL

melibatkan penggunaan teknik statistik dan model komputasi untuk menganalisis dan menafsirkan sejumlah besar data. Hal ini memungkinkan komputer untuk mengidentifikasi pola, membuat prediksi dan meningkatkan kinerja (Szepesvári, 2022).

Reinforcement learning adalah pendekatan komputasional untuk memahami dan mengotomatisasi pembelajaran dan pengambilan keputusan yang berorientasi pada tujuan. Pendekatan ini berbeda dari pendekatan komputasional lainnya karena menekankan pembelajaran oleh agen dari interaksi langsung dengan lingkungannya, tanpa memerlukan pengawasan contoh atau model lengkap dari lingkungan. *Reinforcement learning* menggunakan kerangka formal dari proses keputusan Markov untuk mendefinisikan interaksi antara agen pembelajar dan lingkungannya dalam hal keadaan (*states*), tindakan (*actions*), dan hadiah (*rewards*). Kerangka ini dimaksudkan sebagai cara sederhana untuk merepresentasikan fitur-fitur penting dari masalah kecerdasan artifisial (Sutton & Barto, 2018).



Gambar 2.1 Skenario Dasar *Reinforcement Learning*

Sumber : Szepesvari,2022

Pada gambar 2.1 Pengaturan tipikal dari *reinforcement learning* melibatkan sebuah *controller* (pengendali) yang menerima informasi tentang *state* (keadaan) dari sistem yang dikendalikan serta *reward* (hadiah) yang terkait dengan transisi

keadaan terakhir. Berdasarkan informasi tersebut, pengendali menghitung *action* (tindakan) yang harus diambil dan mengirimkannya kembali ke sistem. Sistem kemudian merespons dengan melakukan transisi ke keadaan baru, dan siklus ini berulang. Tujuan utama dari proses ini adalah untuk mempelajari cara mengontrol sistem agar dapat memaksimalkan total hadiah yang diperoleh dari waktu ke waktu (Szepesvari,2022).

Algoritma RL dapat dibagi menjadi dua kategori: pembelajaran berbasis model dan pembelajaran bebas model. Pembelajaran berbasis model memiliki pengetahuan sebelumnya tentang lingkungan, yang dapat dioptimalkan terlebih dahulu. Sedangkan pembelajaran bebas model lebih rendah daripada yang pertama dalam hal kecepatan pelatihan, tetapi lebih mudah diimplementasikan dan dapat dengan cepat menyesuaikan diri dengan keadaan yang lebih baik dalam skenario nyata. Pembelajaran berbasis model yang umum untuk menyelesaikan VRP termasuk pemrograman dinamis; pembelajaran bebas model algoritma terutama mencakup *value-based temporal difference algorithm*, *Q-learning*, algoritma *deep Q-Network* (DQN), algoritma *policy-based reinforc*.

2.5 Deep Reinforcement Learning

Pembelajaran penguatan mendalam (*Deep Reinforcement Learning* - DRL) menggabungkan kemampuan ekstraksi fitur dari pembelajaran mendalam (*deep learning*) dan kemampuan pengambilan keputusan dari pembelajaran penguatan (*Reinforcement Learning* - RL), yang secara langsung memungkinkan pembuatan keputusan terbaik berdasarkan data input multidimensional. Ini adalah sistem kontrol keputusan ujung ke ujung yang banyak digunakan dalam pengambilan keputusan dinamis, prediksi waktu nyata, simulasi, permainan, dan sebagainya. DRL berinteraksi dengan lingkungan secara *real time*, mengambil informasi lingkungan sebagai input untuk mendapatkan pengalaman kegagalan atau keberhasilan, dan memperbarui parameter jaringan keputusan, sehingga mempelajari keputusan optimal (Ni & Tang, 2023) .

Metode *deep reinforcement learning* diperoleh ketika kita menggunakan *deep neural networks* untuk mendekati salah satu komponen pembelajaran penguatan: fungsi nilai, $v^{\wedge}(s;\theta)$ atau $q^{\wedge}(s,a;\theta)$ kebijakan $\pi(a|s;\theta)$ dan model (fungsi transisi keadaan dan fungsi hadiah). Perkembangan *deep reinforcement learning* berkemang hingga berkembang menjadi *deep Q-Network (Li, 2017).*

2.6 *Deep Q-Network* (DQN)

Deep Q-Network (DQN) adalah pendekatan pembelajaran penguatan bebas model (*model-free*) yang menggunakan *deep neural networks* (DNN) untuk memperkirakan fungsi Q (*Q-function*) dalam ruang keadaan (*state space*) yang berdimensi tinggi dan kompleks. DQN diparameterisasi oleh bobot jaringan θ yang dapat diperbarui dengan berbagai algoritma *reinforcement learning* (Hong et al., 2017).

Untuk mendekati fungsi Q optimal yang diberikan kebijakan π dan pasangan keadaan-tindakan (s,a), DQN secara bertahap memperbarui parameternya θ sehingga $Q*(s,a)\approx Q(s,a;\theta)$.

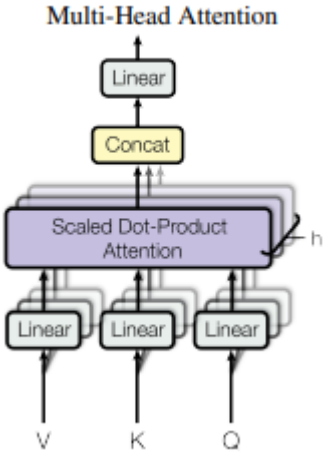
Parameter-parameter ini diperbarui melalui metode penurunan gradien (gradient descent) yang secara iteratif meminimalkan fungsi kerugian $L(\theta)$. Proses ini menggunakan sampel (s, a, r, s') yang diambil dari *memori replay* pengalaman Z. Fungsi kerugian $L(\theta)$ dinyatakan sebagai:

$$L(\theta)=\mathrm{E}_{s,a,r,s'\sim U(Z)}[(y-Q(s,a;\theta))^2]$$

Di mana $y=r+\gamma \max a'Q(s',a';\theta-)$, $U(Z)$ adalah distribusi acak uniform dari Z, dan $\theta-$ adalah parameter dari jaringan target. Jaringan target adalah versi dari jaringan online, namun parameternya $\theta-$ diperbarui oleh jaringan online pada interval waktu yang telah ditentukan. *Memori replay* dan jaringan target bersama-sama meningkatkan stabilitas proses pembelajaran secara signifikan.

2.7 Multi-Header Attention

Multi-header attention adalah mekanisme dalam model pembelajaran mendalam yang memungkinkan model untuk fokus pada berbagai bagian input secara simultan dengan menggunakan beberapa "*head*". Setiap "*head*" memproses input dengan cara yang berbeda, memungkinkan model untuk menangkap berbagai jenis informasi dari data. Hal ini meningkatkan pemahaman dan representasi model terhadap data yang kompleks (Baan et al., 2019).



Mekanisme *multi header-attention* bergantung pada *scaled dot-product attention* yang beroperasi pada *query (*Q), *key* (K), dan *value* (V).

$$Attention\ (Q,K,V) = softmax\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V$$

Dimana d_k adalah dimensi kunci. Pada *self-attention, qery, key,* dan *value* berasal dari hasil lapisan sebelumnya (Voita, 2019).

Multi-header attention memungkinkan model untuk secara bersamaan memperhatikan informasi dari subruang representasi yang berbeda pada posisi yang berbeda (Vaswani et al., 2017). Mekanisme *multi-header attention* menghasilkan beberapa representasi berbeda dari (Q, K, V) untuk setiap *head*, melakukan perhitungan *scaled dot-product attention* pada setiap representasi, menggabungkan hasilnya, dan memproyeksikan gabungan tersebut melalui lapisan *feed-forward*.

Proses ini dapat diungkapkan menggunakan notasi yang sama seperti pada Persamaan.

$$Multihead\ (Q, K, V) = Concat(Head_1, \dots, Head_h)W^O$$

$$Where\ Head_i = Attention\ (QW_i^Q, KW_i^K, VW_i^V)$$

Dimana W_i dan W^o adalah parameter matriks.

2.8 *Vehicle Routing Problem* (VRP)

Vehicle routing problem (VRP) merupakan masalah optimasi kombinatorial klasik yang pertama kali diusulkan oleh George Danztig pada tahun 1959 (Dantzig & Ramser, 1959). *Vehicle Routing Problem* (VRP) adalah masalah optimasi yang berfokus pada perencanaan rute terbaik bagi armada kendaraan untuk mengunjungi pelanggan atau lokasi tertentu, dengan tujuan mengoptimalkan biaya seperti jarak atau waktu. VRP merupakan inti dari manajemen distribusi dan dihadapi setiap hari oleh ribuan perusahaan yang bergerak dalam pengiriman dan pengumpulan barang atau orang. Karena kondisi bervariasi antara satu kasus dengan kasus lainnya, tujuan dan kendala dalam praktik juga sangat beragam. Studi VRP telah menghasilkan berbagai teknik solusi eksak dan heuristik yang dapat diterapkan secara umum, dan banyak di antaranya telah diadaptasi untuk menyelesaikan varian lain dari masalah ini (Cordeau et al., 2007).

VRP didefinisikan pada graf tak berarah lengkap G=(V,E). Dimana set V: $\{0,\dots,n\}$ adalah himpunan titik, di mana setiap titik $i \in V \setminus \{0\}$ mewakili pelanggan dengan permintaan tidak negatif qi, dan titik 0 mewakili depot. Set E: (i,j) adalah himpunan sisi dengan biaya perjalanan ce atau cij untuk setiap sisi. Armada Tetap: Armada terdiri dari m kendaraan identik dengan kapasitas Q, yang tersedia di depot.

VRP didefinisikan pada graf berarah G=(V,A), di mana A adalah himpunan busur. Dalam hal ini, rute kendaraan dihubungkan dengan siklus berarah.

Tujuan dari VRP yaitu menentukan serangkaian m rute dengan biaya perjalanan total minimal yang memenuhi (Cordeau, 2007):

1. Setiap pelanggan dikunjungi tepat sekali oleh satu rute.
2. Setiap rute dimulai dan diakhiri di depot.
3. Total permintaan pelanggan dalam satu rute tidak melebihi kapasitas kendaraan Q.
4. Panjang setiap rute tidak melebihi batas yang ditetapkan L.

2.9 *Dynamic Vehicle Routing Problem with Time Windows* (DVRPTW)

Dynamic Vehicle Routing Problem with Time Windows (DVRPTW) merupakan perluasan dari *vehicle routin problem* (VRP) klasik yang mempertimbangkan sifat dinamis dari permasalahan tersebut, memerlukan pembaruan terus-menerus terhadap rute kendaraan saat permintaan pelanggan baru tiba. Permasalahan DVRPTW melibatkan pencarian rute optimal untuk kendaraan melayani pelanggan dengan jendela waktu, memastikan setiap pelanggan dikunjungi tepat sekali oleh satu kendaraan sambil mempertimbangkan batasan waktu dan permintaan yang berkembang (Necula, 2017). *Dynamic vehicle routing problem with time window* (DVRPTW) adalah turunan dari VRPTW tradisional yang mempertimbangkan karakteristik pelanggan yang dinamis. Tujuan DVRPTW adalah menggunakan jumlah kendaraan sedikit mungkin untuk memenuhi permintaan pelanggan dengan total waktu perjalanan yang minimum (Teng, 2024).

DVRPTW dapat didefinisikan pada graf lengkap *G (C,E)* dimana $C = \{C_0, C_1, \ldots, C_n\}$ menyatakan himpunan pelanggan dan C_0 yaitu depot. $E = \{(C_i, C_j) \mid C_i, C_j \in C, i \neq j\}$ menandakan sisi-sisi yang menghubungkan para pelanggan. Dalam konteks VRPTW, maka depot menampung *K* kendaraan, masing-masing dengan kapasitas *Q dan* kecepatan kendaraan ditandai dengan *V.* Setiap pelanggan memiliki jendela waktu pelayanan yang dinotasikan sebagai $[e_i, l_i]$. Jumlah permintaan pelanggan dinotasikan sebagai q_i. Ketika kendaraan k dijadwalkan untuk melayani pelanggan sangat penting untuk memastikan kapasitas kendaraan Q tidak kurang dari total nilai q_i yang sesuai dengan pelanggan yang

dilayani. Kendaraan k harus melayani pelanggan c_i dalam jendela waktu $[e_i, l_i]$. Jika kendaraan tiba sebelum e_i maka kendaraan harus menunggu hingga e_i dimana waktu tunggunya adalah w_i. Model matematis didefinisikan sebagai berikut.

K jumlah kendaraan

C jumlah pelanggan

V kecepatan kendaraan

Q kapasitas kendaraan

C_{ij} biaya jarak antara c_i dan c_j

T_{ij} waktu tempuh antara c_i dan c_j

q_i permintaan c_i

e_i waktu paling awal c_i dapat dilayani

l_i waktu terakhir c_i dapat dilayani

s_i waktu yang diperlukan untuk melayani c_i

t_i waktu kendaraan tiba di c_i

w_i waktu tunggu kendaraan di c_i

T'_{ij} waktu tempuh dinamis antara c_i dan c_j pada waktu t, mempertimbangkan kondisi lalu lintas

D_{ij} (t) keterlambatan karena lalu lintas c_i dan c_j pada waktu t

A_k (t) pelanggan baru yang tiba yang bisa dilayani oleh kendaraan k pada waktu t

R_k (t) rute dinamis kendaraan k pada waktu t, sebagai urutan pelanggan yang dilayani. Berikut merupakan fungsi objektif

1. Meminimalkan biaya

$$\min_{x} \sum_{k \in K} \sum_{(i,j)\, p \in E} \cos t_{(i,j)} px_{(i,j)} pk$$

Fungsi minimal biaya total dari biaya perjalanan, yang disimbolkan sebagai $cost_{(i,j)}$ dikalikan dengan keputusan rute $px_{(i,j)}$, dan faktor kendaraan pk dijumlahkan melalui semua kendaraan dalam himpunan K dan semua pasangan titik (i,j) dalam himpunan E.

2. Mewakili variasi biner yang digunakan untuk menunjukkan apakah kendaraan k menggunakan jalur ij

$$x_{ijk} = \{^{1\ jika\ kendaraan\ k\ menuju\ (i,j)^p}_{0\ sebaliknya}$$

Dimana jika nilai x_{ijk} bernilai 1 maka kendaraan *k* melakukan perjalanan dari lokasi *i* ke lokasi *j*. sebaliknya jika nilai x_{ijk} bernilai 0 maka kendaraan *k* tidak mengunjungi lokasi *i* ke lokasi *j*.

3. Kendaraan harus berangkat dan berakhir di depot

$$\sum_{i \in V} \sum_{p \in E_{(I,0)}} x(i,0)\, pk = \sum_{j \in V} \sum_{p \in E_{(0,j)}} x(0,j)\, pk = 1 (\forall k \in K)$$

Kendala diatas memastikan bahwa setiap kendaraan *k* dalam himpunan *K* mulai dan diakhiri di depot. *x* (*i,0*) mengartikan berangkat dari depot dan *x* (*0,j*) untuk kembali ke depot. persamaan diatas menyatakan bahwa jumlah dari *x* (*i,0*) dan *x* (*0,j*) dikalikan dengan *pk* harus sama dengan 1 untuk setiap kendaraan *k.*

4. Batasan kapasitas kendaraan

$$\sum_{i \in C} qi \sum_{j \in C, j \neq i} x(i,j)\, pk \leq Q (\forall k \in K)$$

Menjelaskan bahwa setiap kendaraan *k* yang ada dalam himpunan *K,* jumlah produk permintaan pelanggan q_i dan variabel keputusan *x* (*i,j*) yang dijumlahkan untuk semua pelanggan *i* dalam himpunan *C* dan untuk semua pelanggan *j* yang berbeda dari *i* dalam himpunan *C* dikalikan dengan parameter *pk* harus kurang dari atau sama dengan kapasitas total kendaraan *Q.*

5. Batasan jendela waktu kendaraan

$$t'_1 = t_i + w_i + s_i$$

Menjelaskan waktu layanan dipelanggan berikutnya yaitu penjumlahan antara waktu kedatangan pelanggan saat t_i, waktu tunggu pelanggan pada saat w_i, dan waktu layanan di pelanggan s_i.

$$w_j = \{^{\max\{e_j - t'_i - t_{ij}, 0\}\ if\ j \in C}_{0 \qquad\qquad if\ j \in C} \qquad (\forall i, j \in V)$$

Waktu tunggu di pelanggan *j* jika *j* merupakan pelanggan maka pengurangan antara selisih waktu paling awal pelanggan dapat dilayani dikurangi waktu layanan

di pelanggan sebelumnya dan waktu perjalanan dari pelanggan *i* dan *j.* jika bukan pelanggan maka waktu tunggunya adalah nol.

$$t_i + s_i + t_{ij} + w_i \le t_j \forall i \in V, j \in C, i \ne j$$

Waktu kedatangan di pelanggan *i* ditambah waktu layanan di pelanggan *i,* ditambah waktu perjalanan dari pelanggan *i* ke *j* dan ditambah waktu tunggu pada pelanggan *i* harus kurang dari atau sama dengan waktu kedatangan pada pelanggan *j*.

$$e_i \le t_i + w_i \le l_i \quad (\forall i \in C)$$

Waktu paling awal pelanggan *i* dapat dilayani harus kurang atau sama dengan waktu kedatangan ditambah waktu tunggu di pelanggan *i* dan harus kurang dari atau sama dengan waktu paling akhir pelanggan *i* dapat dilayani.

Parameter yang digunakan pada DVRPTW pada jaringan jalan raya yaitu:

A_t^k menggunakan rute di $(t-1) \sim t$

RN_t pelanggan yang ditolak di $(t-1) \sim t$

T himpunan sepanjang waktu dalam sehari

d_{kt} titik awal kendaraan *k* pada momen *t,* berisi titik awal virtual dan depot

6. Jumlah kumulatif biaya pengiriman

$$\min TD = \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} \sum_{(i,j)\, p \in A_t^k} \cos t_{(i,j)} px_{(i,j)} pk$$

7. Jumlah kumulatif permintaan yang tidak terlayani

$$\min RN = \sum_{t \in T} RN_t$$

Nilai yang hendak diminimalkan ini merupakan hasil penjumlahan dari semua RN_t sepanjang himpunan waktu T, yang mana RN_t merepresentasikan jumlah pelanggan yang ditolak pada waktu t.

8. Kendaraan berangkat dari titik awal atau depot dan kembali ke depot

Sama dengan: $\sum_{i \in V} \sum_{p \in A_{(i,c_0)}} x(i,0) pk = \sum_{j \in V} \sum_{p \in A(d_{kt}, j)} x(d_{kt}, j) pk = 1 \ (\forall k \in K)$

2.10 Perbandingan Tinjauan

Perbandingan tinjauan pustaka ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang komprehensif mengenai fokus penelitian, permasalahan dan metode dari tiap-tiap pendekatan yang telah diusulkan oleh peneliti sebelumnya. Berikut merupakat tabel perbandingan tinjauan.

Tabel 2.1 Perbandingan Tinjauan

Judul	Penulis	Fokus	Permasalahan	Metode
A Hybrid of Deep Reinforcement learning and Local Search for the VehicleRoutin g Problems	Jiuxia Zhao, Minjia Mao, Xi Zhao, dan Jianhua Zou (2021)	Peningkatan masalah waktu dan solusi optimal	*Vehicle routing problem*	*Deep reinforcement learning dan local search*
Deep Reinforcement learning Approach to Solve Dynamic Vehicle Routing Problem with Stochastic Customers	Waldy Joe, Hoong Chuin Lau (2020)	Pelanggan yang diketahui dan yang tidak diketahui, serta terdapat jendela waktu	*dynamic vehicle routing problem* (DVRP)	*deep reinforcement learning dan Simulasted annealing*
Deep Reinforcement learning for Solving the Heterogeneou s Capacitated Vehicle Routing Problem	Jingwen Li, Yining Ma, Ruize Gao, Zhiguang Caoy, Andrew Lim, Wen Song, Jie Zhang (2021)	Pengambilan Keputusan pada Pemilihan kendaraan	*heterogeounu s capacited vehicle routing problem* (HCVRP)	*Deep reinforcement learning*
A novel reinforcement learning based hyper-heuristic for heterogeneous vehicle routing problem	Wei Qin, Zilongzhuan, Zizhao Huang,Haozhe Huang (2021)	Rute kendaraan dengan kapasitas kendaraan yang berbeda	*heterogenous vehicle routing problem* (HVRP)	*mengembangka n reinforcement learning based hyper-heuristic (RLHH)*
Efficiently Solving the Practical	Lu Duan, Yang Zhan, Haoyuan Hu, Yu Gong,	Koordinasi dan permintaan	*Vehicle routing problem*	*Deep reinforcement learning dengan*

Judul	Penulis	Fokus	Permasalahan	Metode
Vehicle Routing Problem: A Novel Joint Learning Approach	Jiangwen Wei, Xiaodong Zhang, Yinghui Xu (2020)	serta jarak antar node atau pelanggan		*GCN dan fitur edge*
Learning Improvement Heuristic for Solving Routing Problems	Yaoxin Wu, Wen Song, Zhiguang Cao, Jie Zhang, Andrew Lim (2021)	Peningkatan solusi awal dalam optimasi rute	*Travelling salesman problem* (TSP) dan *capacited vehicle routing problem* (CVRP)	*Arsitektur baru berdasarkan self attention, dan kerangka kerja Reinforcement learning*
Reinforcement learning with Combinatorial Actions: An Application to Vehicle Routing	Arthur Delarue, Ross Anerson, Christian Tjandraatmadja (2020)	Fokus pada kapasitas yang terbatas saat pengiriman	*Capacited vehicle routing problem* (CVRP)	*Value function based deep reinforcement learning*
Hybrid genetic search for dynamic vehicle routing with time windows	Muhammed Ghannam, Ambros Gleixner (2023)	Fokus pada pelanggan datang secara berkelompok dan menentukan pelanggan mana yang akan dikirim	*Dynamic Vehicle Routing Problem with Time Windows* (DVRPTW)	*Dynamic hybrid genetic search (DHGS)*
A hybrid brain strom optimization algorithm for dynamic vehicle routing problem with time windows	Mingde Liu, Qi Zhao, Qi Song, Yingbin Zhang (2023)	Kemunculam pelanggan baru yang tidak pasti dan meminimalkan pelanggan yang tidak terlayani	*Dynamic Vehicle Routing Problem with Time Windows* (DVRPTW)	*Hybrid Brain Storm Optimization (BSO)*
A Hybrid BSO-ACO for Dynamic Vehicle Routing Problem on Real-World Road Networks	Mingde Liu, Qi Song, Qi Zhao, Ling Li, Zhiming Yang, Yingbin Zhang (2022)	Fokus pada jaringan jalan raya	*Dynamic Vehicle Routing Problem with Time Windows* (DVRPTW)	*algoritma hybrid BSO-ACO*

Judul	Penulis	Fokus	Permasalahan	Metode
Attention, Learn to Solve Routing Problems	Kool, W., Van Hoof, H., & Welling, M. (2018)	Optimasi permasalahan perutean	*Travelling Salesman Problem (TSP) dan Vehicle Routing Problem (VRP)*	*Attention model* untuk urutan rute dan algoritma *reinforce* dengan *baseline rollout greedy*
RP-DQN: An application of Q-Learning to Vehicle Routing Problems	Bdeir, A., Boeder, S., Dernedde, T., Tkachuk, K., Falkner, J. K., & Schmidt-Thieme, L.	Mengatasi permasalahan rute	*capacited vehicle routing problem (CVRP), Multi-Depot Vehicle Routing Problem (MDVRP)*	*routing problem deep q-network (RPDQN)*

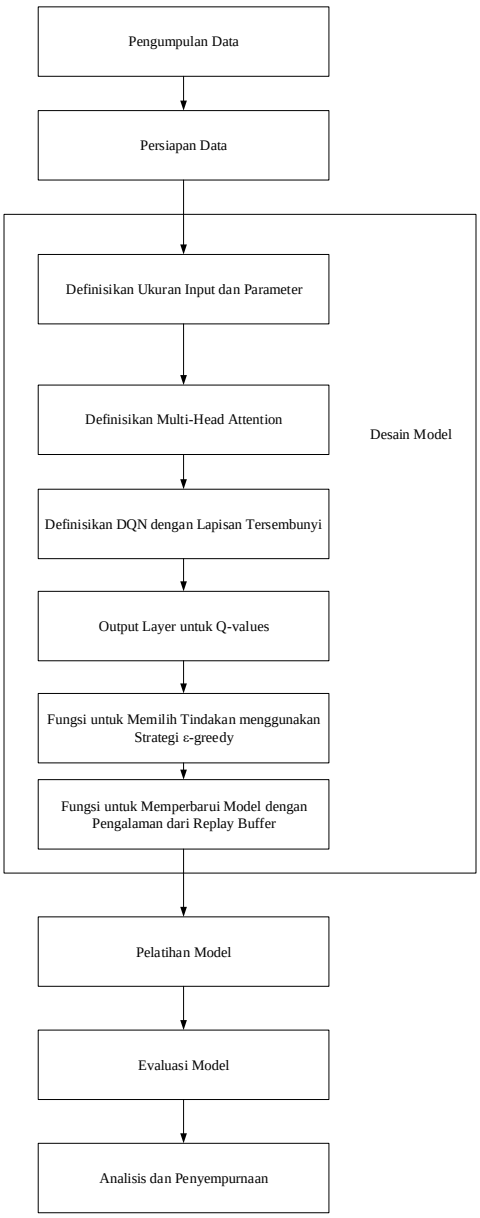
Berdasarkan tabel perbandingan di atas dapat diketahui berbagai perbedaan pada masing-masing penelitian. Model permasalahan pada penelitian terdahulu terbagi menjadi beberapa model yaitu *dynamic vehicle routing problem* (DVRP), *Dynamic Vehicle Routing Problem with Time Windows* (DVRPTW), *capacited vehicle routing problem* (CVRP), *heterogeounus capacited vehicle routing problem* (HCVRP), *travel salesman problem* (TSP). Terkait fokus permasalahan yang diambil pada berbagai penelitian mulai dari permintaan pelanggan yang tidak pasti, keadaan lalu lintas, dan terkait kendaraan yang digunakan pada proses pengiriman. Penyelesaian dilakukan dengan menggunakan metaheuristik diantaranya *Hybrid Brain Storm Optimization* (BSO), *ant colony optimization*, dan yang lainnya. Penggabungan algoritma juga dilakukan pada beberapa penelitian terdahulu seperti *hybrid* antara *brain strom optimization* dengan *ant colony optimization*. Penggunaan *machine learning* yaitu *reinforcement learning, deep reinforcement learning* dan *deep q-network* digunakan pada berbagai penelitian sebab memiliki kelebihan yaitu lebih optimal pada data yang banyak. *Multi attention* juga digunakan pada penyelesaian permasalahan optimasi rute dan menunjukan hasil yang optimal.

Pada penelitian selanjutnya fokus penelitian pada model masalah *dynamic vehicle routing problem with time windows* (DVRPTW) dengan fokus terhadap ketidakpastian jalan raya serta ketidakpastian pelanggan yang berubah-ubah, dimana pada proses pengiriman ke pelanggan terdapat jendela waktu atau batasan waktu pengiriman sampai ke pelanggan. Pada penelitian terdahulu hanya fokus pada salah satu saja seperti hanya fokus pada pelanggan yang tidak pasti atau ketidakpastian jalan raya. Penyelesaian dilakukan dengan menggunakan *deep reinforcement learning* pada hal ini menggunakan metode *deep Q-network* (DQN) dengan menggabungkan *multi-header attention* kedalam arsitektur DQN.

BAB 3
METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Kerangka Umum Penelitian

Berikut ini merupakan kerangka penelitian yang menjelaskan tahapan yang dilakukan dalam penelitan ini. Berikut gambar 3.1 diagram alir penelitian



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

3.2 Pengumpulan Data

Langkah awal adalah mengumpulkan dataset yang akurat dan relevan. Dataset didapatkan dari data sekunder, dataset ini merupakan hal yang penting dari simulasi dan eksperimen, mencakup koordinat lokasi yang mungkin meliputi lokasi depot dan titik pengiriman, jendela waktu untuk setiap pengiriman yang menentukan batas awal dan akhir kapan pengiriman harus dilakukan, serta jumlah kendaraan. Data ini harus mencerminkan situasi dunia nyata untuk memastikan bahwa model yang dikembangkan dapat diaplikasikan secara praktis.

3.3 Persiapan Data

Langkah berikutnya adalah persiapan data. Pada persiapan data dilakukan normalisasi data. Normalisasi merupakan proses penting untuk menyamakan skala data, memastikan bahwa model dapat memprosesnya dengan efisien. Normalisasi *min-max* digunakan pada penelitian ini. *Min-max* adalah teknik yang mengubah skala nilai data ke dalam rentang baru seperti 0 hingga 1 atau -1 hingga 1. Teknik ini memastikan bahwa setiap fitur atau kolom data memberikan kontribusi yang seimbang dalam analisis tanpa membiarkan fitur dengan skala besar mendominasi.

Pengecekan matriks korelasi dilakukan untuk memahami hubungan antara variabel-variabel dalam dataset. Korelasi membantu mengidentifikasi fitur-fitur yang saling terkait dan memberikan wawasan tentang bagaimana setiap fitur dapat mempengaruhi model prediksi rute. Koefisien Korelasi *Pearson* digunakan untuk mengukur hubungan linear antara fitur.

3.4 Desain model

Implementasi *Deep Q-Network* (DQN) dengan mekanisme *attention* untuk *Dynamic Vehicle Routing Problem with Time Windows* (DVRPTW) melibatkan beberapa langkah utama, mulai dari pemilihan kerangka kerja hingga pembuatan lingkungan simulasi.

1. Pemilihan Kerangka Kerja

Kerangka kerja yang digunakan yaitu *TensorFlow,* dimana kerangka kerja ini menawarkan lingkungan yang komprehensif dengan *TensorBoard* untuk visualisasi, serta dukungan terhadap TPU untuk akselerasi komputasi. *TensorFlow* mungkin lebih cocok untuk produksi dan skala besar.

2. Desain model DQN dan Multi header-attention

DQN adalah algoritma pembelajaran penguatan yang menggunakan jaringan saraf tiruan untuk memperkirakan fungsi nilai Q, yang merepresentasikan nilai maksimum hadiah kumulatif yang diharapkan, diberikan sebuah state dan semua strategi yang mungkin diambil. Implementasi DQN melibatkan beberapa komponen utama:

Jaringan Q: Jaringan ini memperkirakan nilai Q untuk setiap aksi dari *state* tertentu. Dalam kasus DVRPTW, input bisa berupa representasi dari *state* saat ini (misalnya, lokasi kendaraan, status pengiriman) dan *output* adalah nilai Q untuk setiap kemungkinan aksi (misalnya, memilih lokasi pengiriman berikutnya).

Memory Replay: Untuk meningkatkan stabilitas dan efisiensi pembelajaran, DQN menggunakan teknik *memory replay*, di mana transisi *(state*, aksi, *reward,* state baru) disimpan dalam sebuah *buffer*. *Batch* transisi ini kemudian digunakan untuk melatih jaringan Q, memungkinkan pengalaman dari masa lalu digunakan kembali.

Strategi Eksplorasi: Seperti ε-greedy, di mana aksi acak dipilih dengan probabilitas ε untuk mendorong eksplorasi lingkungan.

Mekanisme attention terdiri dari tiga matriks utama: *Query* (Q), *Key* (K), dan *Value* (V) untuk setiap head *i*. Adapun langkah-langkahnya implementasinya sebagai berikut:

a. Definisikan Ukuran Input dan Parameter

Mentukan jumlah fitur input, dimensi *embedding*, jumlah *heads* untuk mekanisme *attention*, dan jumlah unit dalam lapisan tersembunyi DQN. Serta jumlah tindakan yang mungkin dilakukan oleh agen.

b. Definisikan *Multi-Header Attention*

Menerapkan mekanisme *Multi-Header Attention* pada representasi vektor dari *embedding layer*. *Multi-Header Attention* menggunakan *Query* (Q), *Key* (K),

dan *Value* (V) untuk menangkap hubungan kontekstual dalam data. Proses ini membantu model untuk fokus pada aspek-aspek penting dari data input. *Attention Score* dihitung dengan mengalikan *Query* dengan *Key*, kemudian membaginya dengan skala (biasanya akar dari dimensi *Key*) dan menerapkan fungsi *softmax* untuk mendapatkan bobot *attention*. *Output Attention* diperoleh dengan mengalikan bobot perhatian dengan *Value*. *Multi-Header Attention* melakukan proses ini beberapa kali secara paralel (dengan beberapa "heads") dan hasilnya digabungkan untuk data input.

c. Definisikan DQN dengan Lapisan Tersembunyi

Membuat beberapa lapisan tersembunyi (*hidden layers*) menggunakan fungsi aktivasi ReLU. Lapisan tersembunyi ini memungkinkan jaringan untuk belajar representasi yang kompleks dari data input. Output dari mekanisme *attention* diberikan sebagai input ke DQN. DQN memperkirakan Q-*value*s untuk setiap tindakan yang mungkin dilakukan oleh agen berdasarkan representasi *state* yang telah diperkaya.

d. *Output Layer* untuk Q-*value*s

Lapisan output menghasilkan Q-*value*s untuk setiap tindakan yang mungkin dilakukan oleh agen. Q-*value*s ini menunjukkan seberapa baik setiap tindakan dalam memaksimalkan *reward* di masa depan. Misalnya, jika agen memiliki 5 kemungkinan tindakan, lapisan output akan menghasilkan 5 Q-*value*s, satu untuk setiap tindakan.

e. Memilih Tindakan menggunakan Strategi ε-greedy

Implementasikan strategi ε-greedy untuk memastikan agen mengeksplorasi lingkungan sekaligus mengeksploitasi pengetahuan yang ada. Dengan probabilitas ε, agen memilih tindakan secara acak untuk eksplorasi, dan dengan probabilitas 1-ε, agen memilih tindakan dengan Q-*value* tertinggi untuk eksploitasi.

f. Memperbarui Model dengan Pengalaman dari *Replay Buffer*

Menggunakan *replay buffer* untuk menyimpan transisi (*state, action, reward, next state*) dan menggunakannya untuk melatih model. *Batch* transisi

diambil secara acak dari *replay buffer* untuk mengurangi korelasi antara sampel pelatihan dan meningkatkan stabilitas pelatihan.

3.5 Pelatihan Model

Selama fase pelatihan, model secara berulang kali dihadapkan pada berbagai skenario dari masalah rute kendaraan. Untuk setiap episode, model mengambil serangkaian aksi berdasarkan *policy* atau kebijakan saat ini yang awalnya adalah kebijakan acak dengan tujuan meminimalkan jarak total dan memenuhi jendela waktu pengiriman. Setelah mengambil aksi, model menerima *feedback* dari lingkungan berupa *reward* yang merupakan ukuran dari performa aksi tersebut dan *state* baru yang mencerminkan kondisi terkini dari lingkungan setelah aksi diambil. Informasi ini digunakan untuk memperbarui kebijakan model dengan cara mengoptimalkan parameter jaringan sehingga meningkatkan estimasi nilai Q, yang merepresentasikan hadiah kumulatif yang diharapkan.

Untuk meningkatkan stabilitas dan efisiensi pelatihan, teknik seperti *experience replay* dan target *networks* digunakan. *Experience replay* memungkinkan model untuk belajar dari pengalaman masa lalu yang disimpan dalam *memory replay*, sedangkan target *networks* membantu mengurangi pergeseran target yang bergerak selama proses pembelajaran. Melalui interaksi yang berulang dan proses optimisasi ini, model secara bertahap belajar untuk memprediksi nilai Q yang lebih akurat untuk setiap kombinasi *state* dan aksi, yang mengarah pada pembentukan kebijakan rute yang lebih optimal.

Selain itu pada tahap pelatihan model ini juga dilakukan penyetelan *hyperparameter* untuk menemukan nilai optimal *hyperparameter* guna meningkatkan kinerja model. Ini merupakan langkah penting dalam *machine learning* karena dapat menghasilkan peningkatan akurasi, efisiensi, dan *generalizability* model. Penyetelan *hyperparameter* menggunakan teknik *random search*, yaitu teknik yang digunakan untuk penyetelan *hyperparameter* yang melibatkan pemilihan acak dari ruang yang ditentukan untuk menemukan kombinasi terbaik yang mengoptimalkan kinerja model. Teknik ini lebih efektif dan

efisien untuk penyetelan *hyperparameter* terutama pada kasus dengan ruang pencarian yang besar, serta dapat menemukan solusi yang baik dalam waktu yang lebih singkat.

3.6 Evaluasi Model

Setelah fase pelatihan model *Deep Q-Network* (DQN) dengan *multi-header attention* untuk *Dynamic Vehicle Routing Problem with Time Windows* (DVRPTW) selesai, langkah evaluasi menjadi penting untuk memahami seberapa efektif model dalam menyelesaikan masalah yang ditargetkan. Evaluasi dilakukan dengan menguji model terhadap kumpulan data pengujian yang tidak terlibat selama proses pelatihan, memberikan masukan penting tentang kemampuan generalisasi model terhadap skenario baru dan belum pernah dilihat. Dalam konteks DVRPTW, metrik yang relevan seperti total jarak tempuh oleh semua kendaraan dan kepatuhan terhadap jendela waktu pengiriman menjadi fokus utama. Total jarak tempuh mencerminkan efisiensi rute yang dihasilkan, sementara kepatuhan terhadap jendela waktu mencerminkan kualitas layanan yang dapat dijamin oleh model.

3.7 Analisis dan Penyempurnaan

Langkah terakhir yaitu analisis secara mendalam kinerja model pada dataset pengujian. Penyempurnaan dilakukan untuk mengatasi kelemahan yang telah dianalisis sebelumnya seperti penyempurnaan pada *tuning hyperparameter* untuk peningkatan kinerja, modifikasi arsitektur dan pelatihan ulang model.

3.8 Jadwal Penelitian

Jadwal penelitian digunakan untuk meningkatkan efektivitas dalam proses penelitian. Adanya jadwal penelitian ini setiap proses penelitian sudah terjadwal dalam tabel 3.1 sehingga penelitian lebih efektif dan optimal.

Tabel 3.1 Jadwal Penelitian

No.	Uraian Kegiatan	2023				2024											
		9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1.	Penyusunan Proposal																
2.	Uji Kualifikasi																
3.	Evaluasi Progres Pertama																
4.	Paper Pertama																
5.	Evaluasi Progres Kedua																
6.	Paper Kedua																

No.	Uraian Kegiatan	2025												2026			
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	4
7.	Paper Ketiga																
8.	Evaluasi RKP																
9.	Sidang Tertutup																
10.	Sidang Terbuka																

DAFTAR PUSTAKA

Abdirad, M., Krishnan, K., & Gupta, D. (2022). Three-stage algorithms for the large-scale dynamic vehicle routing problem with industry 4.0 approach. *Journal of Management Analytics*, *9*(3), 313-329. https://doi.org/10.1080/23270012.2022.2113161

Arif, T. M., & Rahim, M. A. (2024). Deep Learning for Engineers. CRC Press.

Baan, J., ter Hoeve, M., van der Wees, M., Schuth, A., & de Rijke, M. J. a. p. a. (2019). Understanding multi-head attention in abstractive summarization.

Bdeir, A., Boeder, S., Dernedde, T., Tkachuk, K., Falkner, J. K., & Schmidt-Thieme, L. (2021). RP-DQN: An application of Q-learning to vehicle routing problems. In KI 2021: Advances in Artificial Intelligence: 44th German Conference on AI, Virtual Event, September 27–October 1, 2021, Proceedings 44 (pp. 3-16). Springer International Publishing.

Cordeau, J.-F., Laporte, G., Savelsbergh, M. W., Vigo, D. J. H. i. o. r., & science, m. (2007). Vehicle routing. *14*, 367-428.

Dantzig, G. B., & Ramser, J. H. J. M. s. (1959). The truck dispatching problem. *6*(1), 80-91.

El Naqa, I., & Murphy, M. J. (2015). What Is Machine Learning? In I. El Naqa, R. Li, & M. J. Murphy (Eds.), *Machine Learning in Radiation Oncology: Theory and Applications* (pp. 3-11). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-18305-3_1

Ghannam, M., & Gleixner, A. J. a. p. a. (2023). Adapting Hybrid Genetic Search for Dynamic Vehicle Routing.

He, Z., Chen, L., & Liu, B. J. I. D. T. (2024). Application of integrating reinforcement learning and intelligent scheduling in logistics distribution. (Preprint), 1-18.

Hong, Z.-W., Su, S.-Y., Shann, T.-Y., Chang, Y.-H., & Lee, C.-Y. J. a. p. a. (2017). A deep policy inference q-network for multi-agent systems.

Joe, W., & Lau, H. C. (2020). Deep reinforcement learning approach to solve dynamic vehicle routing problem with stochastic customers. Proceedings of the international conference on automated planning and scheduling,

Kelleher, J. D. (2019). Deep learning. MIT press.

Kober, J., Bagnell, J. A., & Peters, J. J. T. I. J. o. R. R. (2013). Reinforcement learning in robotics: A survey. *32*(11), 1238-1274.

Kool, W., Van Hoof, H., & Welling, M. (2018). Attention, learn to solve routing problems!. arXiv preprint arXiv:1803.08475.

Li, J., Ma, Y., Gao, R., Cao, Z., Lim, A., Song, W., & Zhang, J. J. I. T. o. C. (2021). Deep reinforcement learning for solving the heterogeneous capacitated vehicle routing problem. *52*(12), 13572-13585.

Li, Y. J. a. p. a. (2017). Deep reinforcement learning: An overview.

Liu, M., Song, Q., Zhao, Q., Li, L., Yang, Z., & Zhang, Y. (2022). A Hybrid BSO-ACO for Dynamic Vehicle Routing Problem on Real-World Road

Networks. *IEEE Access*, *10*, 118302-118312. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3221191

Liu, M., Zhao, Q., Song, Q., & Zhang, Y. (2023). A Hybrid Brain Storm Optimization Algorithm for Dynamic Vehicle Routing Problem With Time Windows. *IEEE Access*, *11*, 121087-121095. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3328404

Liu, S., See, K. C., Ngiam, K. Y., Celi, L. A., Sun, X., & Feng, M. J. J. o. m. I. r. (2020). Reinforcement learning for clinical decision support in critical care: comprehensive review. *22*(7), e18477.

Mohri, M., Rostamizadeh, A., & Talwalkar, A. (2018). *Foundations of machine learning*. MIT press.

Mousavi, S. S., Schukat, M., & Howley, E. (2018). Deep reinforcement learning: an overview. Proceedings of SAI Intelligent Systems Conference (IntelliSys) 2016: Volume 2,

Ni, Q., & Tang, Y. J. S. (2023). A Bibliometric Visualized Analysis and Classification of Vehicle Routing Problem Research. *15*(9), 7394.

PK, F. A. J. S. i. n. a. I. i. h. w., perseverance, learning, studying, sacrifice, & most of all, l. o. w. y. a. d. o. l. t. d. (1984). What is artificial intelligence? , 65.

Russell, S. J., & Norvig, P. (2016). *Artificial intelligence: a modern approach*. Pearson.

Saxe, A., Nelli, S., & Summerfield, C. (2021). If deep learning is the answer, what is the question?. Nature Reviews Neuroscience, 22(1), 55-67.

Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., Van Den Driessche, G., . . . Lanctot, M. J. n. (2016). Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *529*(7587), 484-489.

Su, Y., Liu, J., Xiang, X., & Zhang, X. (2021). A responsive ant colony optimization for large-scale dynamic vehicle routing problems via pheromone diversity enhancement. *Complex & Intelligent Systems*, *7*(5), 2543-2558. https://doi.org/10.1007/s40747-021-00433-7

Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement learning: An introduction*. MIT press.

Szepesvári, C. (2022). *Algorithms for reinforcement learning*. Springer Nature.

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., . . . Polosukhin, I. J. A. i. n. i. p. s. (2017). Attention is all you need. *30*.

Xin, L., Song, W., Cao, Z., & Zhang, J. (2021, May). Multi-decoder attention model with embedding glimpse for solving vehicle routing problems. In Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence (Vol. 35, No. 13, pp. 12042-12049).

Wang, P. J. J. o. A. G. I. (2019). On defining artificial intelligence. *10*(2), 1-37.