

**PREDIKSI KEBUTUHAN STOK BAHAN BAKAR PADA SPBU DENGAN
ALGORITMA RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN)**

SKRIPSI

DISUSUN OLEH

FAUZAN ILHAMDI

2109010108



**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
MEDAN
2025**

**PREDIKSI KEBUTUHAN STOK BAHAN BAKAR PADA SPBU DENGAN
ALGORITMA RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN)**

SKRIPSI

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
(S.Kom) dalam Program Studi Sistem Informasi pada Fakultas Ilmu Komputer dan
Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara**

**FAUZAN ILHAMDI
NPM. 2109010108**

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**

MEDAN

2025

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : PREDIKSI KEBUTUHAN STOK BAHAN BAKAR PADA SPBU
DENGAN ALGORITMA RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN)
Nama Mahasiswa : FAUZAN ILHAMDI
Npm : 2109010108
Program Studi : SISTEM INFORMASI

Menyetujui
Komisi Pembimbing



(Fatma Sari Hutagalung, S.Kom., M.Kom)
NIDN. 0117019301

Ketua Program Studi



(Dr. Firahmi Rizky, S.Kom., M.Kom)
NIDN. 0116079201

Dekan



(Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom.)
NIDN. 0127099201

PERNYATAAN ORISINALITAS

PREDIKSI KEBUTUHAN STOK BAHAN BAKAR PADA SPBU DENGAN ALGORITMA RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN)

SKRIPSI

Saya menyatakan bahwa karya tulis ini adalah hasil karya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing disebutkan sumbernya.

Medan, Agustus 2025

Yang membuat pernyataan



Fauzan Ilhamdi

NPM. 2109010108

**PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN
AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademika Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, saya bertanda tangan dibawah ini:

Nama	: Fauzan Ilhamdi
NPM	: 2109010108
Program Studi	: Sistem Informasi
Karya Ilmiah	: Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif (*Non-Exclusive Royalty free Right*) atas penelitian skripsi saya yang berjudul:

**PREDIKSI KEBUTUHAN STOK BAHAN BAKAR PADA SPBU DENGAN
ALGORITMA RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN)**

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif ini, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara berhak menyimpan, mengalih media, memformat, mengelola dalam bentuk database, merawat dan mempublikasikan Skripsi saya ini tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis dan sebagai pemegang dan atau sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya.

Medan, Agustus 2025

Yang membuat pernyataan



Fauzan Ilhamdi

NPM. 2109010108

RIWAYAT HIDUP

DATA PRIBADI

Nama Lengkap : Fauzan Ilhamdi
Tempat dan Tanggal Lahir : Medan, 24 Agustus 2003
Alamat Rumah : JL. Jatian Gg Wakaf, Lau Dendang
Telepon/Faks/HP : 082320851136
E-mail : fauzanilhamdi0@gmail.com
Instansi Tempat Kerja : -
Alamat Kantor : -

DATA PENDIDIKAN

SD	: MIN MEDAN TEMBUNG	TAMAT: 2015
SMP	: SMP NEGERI 12 MEDAN	TAMAT: 2018
SMA	: MAN 1 MEDAN	TAMAT: 2021

KATA PENGANTAR



Puji Syukur alhamdulillah, penulis ucapkan terima kasih kepada Allah SWT yang telah memberikan rahmat, hidayah, dan pertolongan-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik. Skripsi yang berjudul "**PREDIKSI KEBUTUHAN STOK BAHAN BAKAR PADA SPBU DENGAN ALGORITMA RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN)**" ini disusun sebagai salah satu syarat untuk meraih gelar Sarjana Strata 1 (S1) pada Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara. Shalawat dan salam selalu terlimpahkan kepada Nabi Muhammad SAW, sebagai teladan terbaik bagi umat manusia, beserta seluruh keluarga, sahabat, dan pengikut beliau.

Penulis menyadari bahwa keberhasilan penyelesaian skripsi ini tidak lepas dari dukungan, bimbingan, dan bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis tentunya berterima kasih kepada berbagai pihak dalam dukungan serta doa dalam penyelesaian skripsi. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Agussani, M.AP., Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (UMSU)
2. Bapak Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom.,M.Kom. Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (FIKTI UMSU).

3. Ibu Dr. Firahmi Rizky, S.Kom.,M.Kom selaku Ketua Program Studi Sistem Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (FIKTI UMSU).
4. Ibu Fatma Sari Hutagalung, S.Kom.,M.Kom Selaku Ketua Program Studi Teknologi Informasi dan juga Dosen Pembimbing Skripsi penulis yang selalu memberikan bimbingan, dukungan, arahan dan motivasi yang luar biasa untuk penulis selama proses pengerjaan skripsi ini,
5. Bapak/Ibu dosen Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (FIKTI UMSU).
6. Seluruh Pegawai Biro Administrasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (FIKTI UMSU).
7. Terimakasih Kepada kedua orangtua saya Bapak Suwarno dan Ibu Rusdah S.Pd dua orang yang sangat berjasa dalam hidup saya, orang yang selalu menjadi penyemangat saya, yang tidak henti-hentinya memberikan kasih sayang dan juga memberikan motivasi. Terimakasih untuk semuanya berkat do'a ibu dan bapak saya bisa berada dititik ini.
8. Pihak SPBU Letda Sujono selaku mitra yang telah memberikan dukungan, kesempatan, serta data yang diperlukan sehingga penelitian ini dapat terlaksana dengan baik.
9. Seluruh teman-teman Sistem Informasi Angkatan 2021 yang sama-sama berjuang.

PREDIKSI KEBUTUHAN STOK BAHAN BAKAR PADA SPBU DENGAN ALGORITMA RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN)

ABSTRAK

Kebutuhan bahan bakar pada Stasiun Pengisian Bahan Bakar Umum (SPBU) cenderung mengalami fluktuasi yang dipengaruhi oleh faktor waktu, pola konsumsi masyarakat, dan tren permintaan. Perencanaan persediaan yang tepat menjadi penting untuk menghindari kekurangan maupun kelebihan stok. Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem informasi prediksi kebutuhan bahan bakar menggunakan algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN) yang mampu memproses data historis penjualan bahan bakar untuk menghasilkan prediksi yang akurat. Data yang digunakan berasal dari catatan penjualan harian SPBU Letda Sujono, yang diolah melalui tahapan normalisasi, pembentukan data *sequence*, pelatihan model, serta evaluasi kinerja prediksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem ini dapat memberikan estimasi kebutuhan bahan bakar untuk periode berikutnya dengan tingkat akurasi yang baik. Implementasi sistem ini diharapkan dapat membantu pihak SPBU dalam merencanakan distribusi bahan bakar secara lebih efektif dan efisien.

Kata kunci: Sistem Informasi, Prediksi, Bahan Bakar, RNN, SPBU.

PREDICTION OF FUEL STOCK REQUIREMENT AS GAS STATIONS USING THE RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN) ALGORITHM

ABSTRACT

Fuel demand at gas stations tends to fluctuate due to factors such as time, community consumption patterns, and changing demand trends. Accurate inventory planning is therefore essential to avoid shortages or excess stock. This study aims to develop an information system for predicting fuel demand using the Recurrent Neural Network (RNN) algorithm, which is capable of processing historical sales data to produce accurate forecast. The dataset used was obtained from the daily sales records of the letda sujono gas station and processed through several stages, including normalization, sequence data formation, model training, and prediction performance evaluation. The result show that the system can generate reliable fuel demand estimates for the upcoming period with a good level of accuracy. The implementation of this system is expected to assist gas stations in planning fuel distribution more effectively and efficiently.

Keywords: Information System, Prediction, Fuel, RNN, Gas Station.

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGAJUAN	i
LEMBAR PENGESAHAN	ii
PERNYATAAN ORSINALITAS	iii
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI.....	iv
RIWAYAT HIDUP	v
KATA PENGANTAR.....	vi
ABSTRAK	viii
ABSTRACT	ix
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian.....	4
1.5 Manfaat Penelitian.....	4
BAB II. LANDASAN TEORI	5
2.1 Pengertian Sistem Informasi	5
2.2 Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar	6
2.3 Neural Network Dalam Prediksi	7
2.4 Algoritma Recurrent Neural Network (RNN).....	8

2.5 Web	10
2.6 Data Time Series	13
2.7 Literatur Review.....	14
2.8 Perbandingan RNN Dengan Metode Konvensional	16
2.9 Unified Modeling Language (UML).....	17
2.10. Blackbox Testing	20
BAB III. METODOLOGI PENELITIAN	21
3.1 Jenis Penelitian.....	21
3.2 Alur Penelitian	21
3.3 Metodologi Pengumpulan Data.....	22
3.4 Metode Analisis Data.....	23
3.5 Struktur Data Yang Digunakan.....	30
3.5.1 Use Case Diagram.....	30
3.5.2 Class Diagram	32
3.5.3 Activity Diagram.....	33
3.5.3.1 Activity Diagram Sistem Berjalan.....	33
3.5.3.2 Activity Diagram Bagian Admin.....	34
3.5.3.3 Activity Diagram Bagian User	37
3.5.4 Sequence Diagram	38
3.5.4.1 Sequence Diagram Sistem Berjalan.....	38
3.5.4.2 Sequence Diagram Bagian Admin.....	39
3.5.4.3 Sequence Diagram Bagian User	42
3.5.5 Desain Database	43
3.5.5.1 Desain Tabel	43

3.6 Rancangan Layar.....	45
3.6.1 Rancangan Halaman Login.....	45
3.6.2 Rancangan Halaman Dashboard.....	46
3.6.3 Rancangan Halaman Bahan Bakar.....	46
3.6.4 Rancangan Halaman Prediksi	47
3.6.7 Flowchart.....	48
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	51
4.1 Penerapan RNN.....	51
4.2 Hasil Sistem.....	63
4.3 Pengujian Black Box Testing.....	66
4.4 Hasil Uji Coba	67
BAB V PENUTUP.....	69
5.1 Kesimpulan.....	69
5.1 Saran.....	70
DAFTAR PUSTAKA	72
LAMPIRAN-LAMPIRAN	74

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Literatur Review	14
Tabel 2.2 Perbandingan RNN & Metode Konvensional.....	17
Tabel 3.1 Data Kebutuhan Bahan Bakar SPBU.....	23
Tabel 3.2 Normalisasi Peralite	25
Tabel 3.3 Urutan Data Sequence Peralite	26
Tabel 3.4 Hasil Perhitungan Data Sequence Peralite.....	28
Tabel 3.5 Denormalisasi Peralite	29
Tabel 3.6 Desain Tabel Login.....	43
Tabel 3.7 Desain Tabel Bahan Bakar.....	44
Tabel 3.8 Tabel Prediksi	44
Tabel 4.1 Normalisasi Peralite	52
Tabel 4.2 Urutan Data Sequence Peralite	53
Tabel 4.3 Hasil Perbandingan Data Sequence Peralite	55
Tabel 4.4 Denormalisasi Peralite	56
Tabel 4.5 Hasil Normalisasi Bahan Bakar Pertamina	57
Tabel 4.6 Denormalisasi Peralite	58
Tabel 4.7 Hasil Normalisasi Bahan Bakar Bio Solar	59
Tabel 4.8 Urutan Data Sequence Bio Solar	60
Tabel 4.9 Denormalisasi Bio Solar	60
Tabel 4.10 Hasil Normalisasi Bahan Bakar Dexlite	61
Tabel 4.11 Denormalisasi Dexlite.....	62

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Alur Proses Algoritma Recurrent Neural Network (RNN).....	10
Gambar 2.2 Diagram Blackbox Testing	20
Gambar 3.1 Alur Penelitian Prediksi Menggunakan RNN	21
Gambar 3.2 Use Case Diagram Aplikasi Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar Menggunakan Metode RNN	31
Gambar 3.3 Class Diagram Aplikasi Kebutuhan Bahan Bakar Menggunakan Algoritma RNN.....	32
Gambar 3.4 Activity Diagram Sistem Berjalan	33
Gambar 3.5 Activity Diagram Login	34
Gambar 3.6 Activity Diagram Form Bahan Bakar	35
Gambar 3.7 Activity Diagram Form Prediksi	36
Gambar 3.8 Activity Diagram Form User.....	37
Gambar 3.9 Sequence Diagram Sistem Berjalan	38
Gambar 3.10 Sequence Diagram Form Login	39
Gambar 3.11 Sequence Diagram Form Bahan Bakar	40
Gambar 3.12 Sequence Diagram Form Prediksi.....	41
Gambar 3.13 Sequence Diagram Form User	42
Gambar 3.14 Rancangan Form Login.....	45
Gambar 3.15 Rancangan Dashboard.....	46
Gambar 3.16 Rancangan Form Bahan Bakar.....	47
Gambar 3.17 Rancangan Form Data Prediksi.....	47
Gambar 3.18 Flowchart Login	48

Gambar 3.19 Flowchart Bahan Bakar.....	49
Gambar 3.20 Flowchart Prediksi.....	50
Gambar 4.1 Form Login.....	63
Gambar 4.2 Form Home	64
Gamabr 4.3 Form Bahan Bakar	64
Gambar 4.4 Form Data Historis.....	65
Gambar 4.5 Form Prediksi	65

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Stasiun Pengisian Bahan Bakar Umum (SPBU) sangat penting untuk memastikan bahwa semua orang memiliki bahan bakar, terutama bagi industri transportasi yang bergantung pada pasokan energi yang stabil. Permintaan bahan bakar di SPBU sangat beragam dan dipengaruhi oleh banyak hal, seperti tren penggunaan kendaraan, harga bahan bakar, dan data historis penjualan bahan bakar. Ketidaktepatan dalam memprediksi kebutuhan bahan bakar dapat menyebabkan masalah bagi pengelola SPBU dan pelanggan. Kelebihan stok bahan bakar dapat meningkatkan biaya penyimpanan serta meningkatkan risiko kerugian akibat fluktuasi harga, sementara kekurangan stok dapat menyebabkan antrean panjang dan ketidaknyamanan bagi pelanggan. Akibatnya, pengelolaan stok bahan bakar yang efektif dan akurat sangat penting untuk operasi SPBU.

Saat ini, banyak SPBU masih menggunakan pendekatan konvensional untuk memprediksi kebutuhan bahan bakar mereka. Ini termasuk prediksi yang didasarkan pada data historis sederhana atau perkiraan yang dibuat secara manual berdasarkan pengalaman. Metode ini sering kali tidak dapat mengidentifikasi pola konsumsi bahan bakar yang rumit dan berubah-ubah, sehingga menghasilkan prediksi yang tidak akurat. Kesalahan dalam memprediksi dapat menyebabkan ketidakseimbangan dalam distribusi bahan bakar, yang dapat mengganggu operasi SPBU. Untuk mengatasi masalah ini, diperlukan sebuah sistem informasi yang menggunakan algoritma Recurrent Neural Network, Recurrent Neural Network adalah algoritma yang mampu memodelkan urutan data dengan mempertahankan

konteks "memori" dari langkah sebelumnya, sehingga dapat digunakan untuk memprediksi kejadian yang bergantung pada waktu dan pola masa lalu. Dalam penelitian ini RNN digunakan untuk memprediksi kebutuhan bahan bakar dengan cara kerjanya yaitu memproses data secara berurutan dan mempertahankan informasi dari input sebelumnya melalui hidden state. Dalam prediksi kebutuhan bahan bakar, RNN menerima data historis seperti konsumsi per bulan, lalu mempelajari pola dari waktu ke waktu. Dengan proses ini, RNN mampu menghasilkan estimasi kebutuhan bahan bakar di periode berikutnya secara lebih akurat karena mempertimbangkan urutan dan hubungan antar data.

Dengan adanya sistem informasi ini akan meyakinkan manajemen bahan bakar yang lebih efisien di SPBU 14203136, yang pada akhirnya akan menghasilkan layanan pelanggan yang lebih baik. Selain itu, penggunaan teknologi dalam prediksi kebutuhan bahan bakar dapat membantu pengelolaan energi yang lebih baik di tingkat nasional, mengurangi pemborosan sumber daya, dan mendukung kebijakan distribusi bahan bakar yang lebih efisien. Oleh karena itu, pengembangan sistem informasi prediksi kebutuhan bahan bakar berbasis Recurrent Neural Network dapat menjadi solusi yang sangat potensial untuk berbagai masalah yang dihadapi oleh pengelolaan sumber daya.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, maka ada beberapa rumusan masalah yang dapat disimpulkan, yaitu:

1. Bagaimana membangun sebuah sistem informasi yang mampu memprediksi kebutuhan bahan bakar di SPBU 14203136 yang berlokasi di Jl. Letda Sujono dengan lebih akurat dibandingkan metode konvensional?
2. Bagaimana penerapan algoritma Recurrent Neural Network dalam sistem informasi prediksi kebutuhan bahan bakar untuk meningkatkan efisiensi pengelolaan stok dan mengurangi risiko kelebihan atau kekurangan pasokan?
3. Bagaimana sistem prediksi ini dapat diintegrasikan ke dalam proses operasional harian SPBU agar membantu manajemen stok yang lebih efisien?

1.3. Batasan Masalah

Berdasarkan rumusan masalah diatas penulis memberikan batasan masalah sebagai berikut:

1. Sistem informasi yang dikembangkan hanya akan berfokus pada prediksi kebutuhan bahan bakar di SPBU 14203136 yang berlokasi di Jl. Letda Sujono dengan menggunakan algoritma Recurrent Neural Network, tanpa membahas aspek distribusi bahan bakar dari pemasok ke SPBU.
2. Data yang digunakan dalam prediksi hanya mencakup faktor-faktor tertentu seperti data historis penjualan bahan.
3. Algoritma yang digunakan dalam sistem ini hanya Recurrent Neural Network (RNN) tanpa membandingkan dengan metode lain.

1.4. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan yang dilakukan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengembangkan sistem informasi prediksi kebutuhan bahan bakar di SPBU menggunakan algoritma Recurrent Neural Network untuk meningkatkan akurasi prediksi dibandingkan metode konvensional
2. Menganalisis faktor-faktor utama yang mempengaruhi konsumsi bahan bakar di SPBU 14203136 Letda Sujonodan menguji efektivitas algoritma Recurrent Neural Network dalam mengolah data historis untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat.
3. Mengintegrasikan sistem prediksi ke dalam proses operasional SPBU untuk membantu pengambilan keputusan dalam manajemen stok.

1.5. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Bagi Universitas : Menambah kontribusi akademik dalam bidang sistem prediksi berbasis Recurrent Neural Network (RNN).
2. Bagi Pembaca : Menambah wawasan terhadap penerapan algoritma RNN.
3. Bagi SPBU : Membantu pengelolaan stok bahan bakar menjadi lebih efisien serta meminimalkan risiko kelebihan atau kekurangan pasokan.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Pengertian Sistem Informasi

Sistem informasi adalah kombinasi dari teknologi, manusia, prosedur, dan data yang dirancang untuk mengumpulkan, menyimpan, mengelola, dan menyampaikan informasi. Sistem ini membantu proses pengambilan keputusan serta meningkatkan efisiensi dan efektivitas suatu organisasi. Dalam dunia yang semakin digital, sistem informasi menjadi komponen penting dalam mendukung operasional dan strategi bisnis, termasuk dalam pengelolaan sumber daya seperti bahan bakar di SPBU. Berikut adalah definisi menurut para ahli:

Menurut Laudon & Laudon dalam bukunya, sistem informasi adalah sebuah kombinasi dari perangkat keras, perangkat lunak, jaringan komunikasi, dan data yang digunakan oleh organisasi untuk mengumpulkan, menyaring, dan mendistribusikan informasi yang mendukung koordinasi, pengendalian, analisis, dan pengambilan keputusan

Menurut Bodnar dan Hopwood dalam bukunya, sistem informasi merupakan kumpulan perangkat keras, perangkat lunak, prosedur, dan manusia yang dirancang untuk menghasilkan informasi yang tepat waktu dan relevan bagi pengguna. (Bodnar & Hopwood, 2010)

Menurut Gordon B. Davis dalam bukunya, sistem informasi adalah suatu sistem yang menerima input data dan intruksi, mengolah data sesuai dengan intruksi, serta menghasilkan output berupa informasi sebagai dasar pengambilan

keputusan. Dalam konteks ini, sistem informasi berfungsi sebagai alat bantu manajerial dalam mengelola dan menganalisis data. (Gordon B. Davis, 1991)

Menurut Jogiyanto dalam bukunya, sistem informasi sebagai kumpulan dari subsistem baik fisik maupun non-fisik yang saling berkaitan dan bekerja sama untuk mengolah data menjadi informasi yang berguna guna mendukung pengambilan keputusan dalam organisasi. (Jogiyanto, 2005)

Berdasarkan pendapat para ahli yang telah dijelaskan diatas, dapat disimpulkan bahwa sistem informasi adalah kombinasi dari teknologi dan aktivitas manusia yang menggunakan teknologi tersebut untuk mendukung operasi dan manajemen dalam organisasi. (Alter, 2002)

2.2 Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar

Prediksi kebutuhan bahan bakar adalah proses memperkirakan jumlah konsumsi bahan bakar dalam periode tertentu berdasarkan data historis seperti: data musiman, harga bahan bakar, kebijakan pemerintah, dll.

Menurut Makridakis et al. (2018), metode dalam memprediksi dapat diklasifikasikan menjadi dua kategori utama: metode tradisional (time series analysis dan regresi statistik) serta metode berbasis kecerdasan buatan seperti neural network. Dalam studi sebelumnya, metode regresi linear dan analisis deret waktu sering digunakan dalam prediksi konsumsi bahan bakar. Namun, metode ini memiliki keterbatasan dan menangkap pola yang kompleks dan dinamis, sehingga pendekatan berbasis kecerdasan buatan menjadi alternatif yang lebih efektif.

Dalam bukunya wang et al. (2019) juga menunjukkan bahwa dalam sistem distribusi energi modern, pemanfaatan metode prediksi berbasis kecerdasan buatan,

seperti Neural Network, dapat meningkatkan keakuratan dalam memprediksi dibandingkan metode konvensional

2.3 Neural Network Dalam Prediksi

Neural Network atau jaringan saraf tiruan merupakan salah satu metode dalam kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) yang terinspirasi dari cara kerja otak manusia dalam memproses informasi. Algoritma ini sangat efektif untuk mengenali pola, melakukan klasifikasi, serta melakukan prediksi berdasarkan data historis yang kompleks dan non-linear. Dalam konteks prediksi kebutuhan bahan bakar, *Neural Network* mampu mempelajari hubungan antara berbagai variabel seperti jumlah kendaraan, harga bahan bakar, dan waktu tertentu untuk memperkirakan permintaan secara akurat. Menurut Haykin (2009), jaringan syaraf tiruan (Artificial Neural Network/ANN) memiliki kemampuan untuk mempelajari hubungan kompleks dalam suatu dataset dengan cara menyesuaikan bobot-bobot dalam jaringannya melalui proses pelatihan. Salah satu keunggulan utama dari Neural Network adalah kemampuannya dalam menangani data yang bersifat non-linear dan dinamis, yang sering ditemukan dalam pola konsumsi bahan bakar di SPBU.

Penelitian yang dilakukan oleh Rumelheart et al. (1986) menunjukkan bahwa algoritma backpropagation dalam Neural Network mampu meningkatkan akurasi prediksi dalam berbagai bidang, termasuk ekonomi dan industri. Dalam konteks SPBU, Neural Network dapat digunakan untuk mengolah data historis dalam penggunaan bahan bakar, data musiman, harga bahan bakar, kebijakan pemerintah,

dan variabel eksternal lainnya untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan metode konvensional.

Penelitian yang dilakukan oleh Jain et al. (1996) menambahkan bahwa jaringan saraf tiruan sangat cocok untuk aplikasi prediktif karena kemampuannya dalam mengenali pola dari data yang tidak terstruktur, sehingga sangat cocok digunakan dalam sistem prediksi permintaan seperti pada pengelolaan stok bahan bakar di SPBU.

2.4 Algoritma Recurrent Neural Network

Recurrent Neural Network (RNN) ialah Jenis dari neural network yang dirancang untuk memproses data yang berurutan, RNN juga memiliki kemampuan untuk mengingat informasi dari langkah sebelumnya melalui struktur jaringan yang berulang (recurrent), memungkinkan hubungan antar data waktu untuk dipelajari. Menurut Goodfellow et al. (2016), Recurrent Neural Network adalah model jaringan saraf yang memiliki konteks timbal balik, ini juga memungkinkan informasi untuk mempertahankan status tersembunyi (hidden state) yang diperbarui disetiap waktu. Hal ini membuat RNN sangat efektif dalam menangani permasalahan yang membutuhkan pemahaman konteks dan pola dari waktu ke waktu, termasuk prediksi nilai di masa depan berdasarkan data historis

Secara matematis, hubungan antara input, hidden layer, dan output pada RNN dapat dituliskan sebagai berikut (Markel et al., 2017):

$$h_t = \tanh(\mathcal{W}_h h_{t-1} + \mathcal{W}_x x_t + b_h)$$

$$y_t = \mathcal{F}(\mathcal{W}_y h_t + b_y)$$

Keterangan:

x_t = Nilai input pada waktu berikutnya.

h_t = Hidden state pada waktu ke- t (waktu).

y_t = Output hasil prediksi pada waktu ke- t (waktu).

$\mathcal{W}_x \mathcal{W}_h \mathcal{W}_y$ = Bobot antara lapisan input, hidden, dan output.

$b_h b_y$ = Nilai bias pada masing-masing lapisan.

Untuk memahami algoritma Recurrent Neural Network (RNN), penting untuk menyadari bahwa proses prediksi pada deret waktu (time series) bergantung pada hubungan antar data di waktu sebelumnya dan waktu sekarang.

Berikut ini adalah garis besar prinsip kerja algoritma RNN, diantara aspek-aspek penting lainnya:

1. Menentukan nilai input data pada setiap langkah waktu, setiap input akan diproses bersama dengan hidden state dari waktu sebelumnya (h_{t-1}) untuk menghasilkan hidden state baru (h_t).

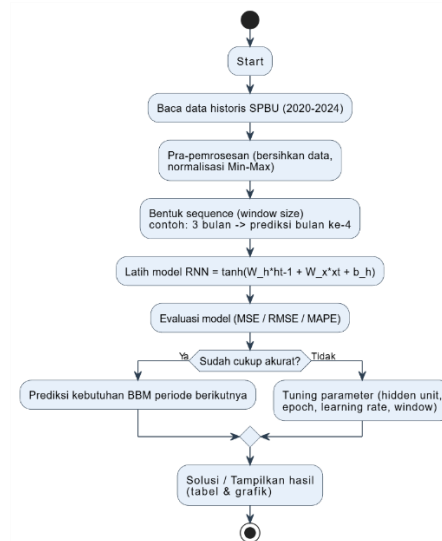
$$h_t = \tanh(\mathcal{W}_h h_{t-1} + \mathcal{W}_x x_t + b_h)$$

2. Menghasilkan keluaran atau prediksi yang berdasarkan data historis yang telah dipelajari

$$y_t = \mathcal{F}(\mathcal{W}_y h_t + b_y)$$

3. Melakukan pembaruan bobot (training) agar kesalahan error semakin kecil

$$\text{Error} = (y_{aktual} - y_t)$$



Gambar 2.1 Alur Proses Algoritma RNN

1. Baca data training.
2. Lakukan pra-pemrosesan data.
 - a. Membersihkan data dari nilai kosong (missing value) atau data yang tidak sesuai dengan format.
 - b. Melakukan normalisasi menggunakan metode Min-Max Scaler agar seluruh nilai berada pada rentang 0-1.
3. Membentuk data berurutan (sequence).
4. Melatih model RNN.
5. Melakukan evaluasi model.
6. Tuning parameter (mengulang model), jika belum akurat.
7. Melakukan prediksi akhir.
8. Menampilkan hasil prediksi.

2.5 Web

Web juga dikenal sebagai situs, adalah halaman web yang menyajikan informasi kepada user oleh pemilik situs. Halaman pertama setiap situs web dikenal

sebagai halaman depan atau halaman rumah. Web juga dikenal sebagai World Wide Web yang merupakan sebuah sistem yang terintegrasi dalam dokumen hypertext yang berisi berbagai informasi, termasuk tulisan, gambar, suara, video, dan informasi multimedia lainnya.

Semua informasi ini dapat diakses melalui web browser web, dengan menggunakan web browser dan web client, halaman web yang disimpan di web server akan diterjemahkan kedalam bentuk dokumen yang dapat dipahami melalui protokol yang biasa disebut http atau Hypertext Transfer Protocol (Wahyuni & Irawan, 2020).

2.5.1 HTML

Hypertext Markup Language adalah bahasa markup umum yang digunakan untuk membuat halaman web. HTML adalah pemrograman web yang mengajarkan perambanan web (web browser) bagaimana menyusun dan menampilkan konten di halaman web.,(Sudaria et al., 2021).

2.5.2 CSS

CSS atau Cascading Style Sheet digunakan untuk mengubah gaya tampilan website Anda, seperti tata letak halaman, warna, dan font. CSS bertujuan untuk membuat website terlihat lebih menarik. Cascading Style Sheet (CSS) merupakan aturan untuk mengatur berbagai bagian dari situs web sehingga lebih terstruktur. (Permana et al., 2022).

2.5.3 Python

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang dikenal karena sintaksisnya yang sederhana dan kemampuannya dalam berbagai bidang, termasuk pengembangan web, analisis data, pembelajaran mesin, dan otomatisasi. Python

sangat populer dikalangan pengembang karena kemudahan penggunaannya dan komunitas yang besar, yang menyediakan berbagai pustaka dan modul siap pakai. Python mendukung berbagai paradigma pemrograman seperti pemrograman prosedural, berorientasi objek, dan fungsional. (Galaharlambang et al., 2022).

2.5.4 PHP

PHP merupakan singkatan dari Hypertext Preprocessor yang digunakan sebagai bahasa script server-side dalam pengembangan web yang disisipkan pada dokumen HTML. PHP merupakan software opensource yang disebar dan dilisensikan secara gratis serta dapat didownload secara bebas dari situs resminya.

<http://www.php.net>. Kelebihan dari PHP, yaitu:

PHP adalah bahasa script yang tidak melakukan kompilasi oleh pengguna.

- a. Web server yang mendukung PHP termasuk apache, IIS, Lightpd, nginx, dan Xitami, dengan konfigurasi yang lebih mudah.
- b. Dalam hal pengembangan, ada banyak developer yang siap membantu.
- c. Dari perspektif pemahaman, PHP adalah bahasa scripting yang paling mudah digunakan karena memiliki banyak referensi.
- d. PHP adalah bahasa open source yang dapat digunakan di berbagai mesin, seperti Linux, Unix, Macintosh, dan Windows. Ini juga dapat dijalankan secara runtime melalui console dan juga memiliki kemampuan untuk menjalankan perintah sistem.(Sahi, 2020).

2.6 Data Time Series (Deret Waktu)

Data time series atau dikenal sebagai data deret waktu, merupakan jenis data yang direkam atau dikumpulkan dalam urutan waktu tertentu dan berinterval tetap, seperti harian, mingguan, bulanan. Ciri khas utama dari data time series adalah adanya ketergantungan antar titik data berdasarkan waktu yang artinya nilai data di masa lalu dapat mempengaruhi atau menjelaskan nilai data di masa sekarang maupun masa depan.

Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data konsumsi bahan bakar kendaraan yang dicatat secara periodik. Contoh data tersebut bisa berupa volume bahan bakar yang digunakan setiap hari. Karena nilai konsumsi bahan bakar sangat bergantung pada waktu, misalnya pada kondisi lalu lintas, maka pendekatan deret waktu yang sangat cepat digunakan.

Salah satu tantangan utama dalam menganalisis data time series adalah bagaimana mengelola ketergantungan antar waktu tersebut. Tidak seperti data biasa (independen), dalam data time series, setiap titik data sangat bergantung pada waktu sebelumnya. Oleh karena itu, dibutuhkan metode atau model yang mampu memahami dan mengingat pola dalam urutan waktu tersebut.

Dalam konteks ini, algoritma Recurrent Neural Network (RNN) dipilih karena kemampuannya dalam menangkap hubungan sekuensial antar data. RNN dirancang khusus untuk memproses data yang berbentuk waktu dan dapat mempertimbangkan konteks masa lalu ketika memproses input saat ini. Ini menjadikannya sangat sesuai untuk masalah prediksi yang memerlukan pemahaman pola historis, seperti prediksi konsumsi bahan bakar berdasarkan riwayat pemakaian.

2.7 Literatur Review

Penelitian terdahulu berkaitan dengan penulisan skripsi yang penulis buat dan disajikan pada tabel 2.1

Tabel 2.1 Literatur Review

No	Penulis	Judul	Tahun	Kesimpulan
1.	Agus Rifais	Prediksi konsumsi energi listrik menggunakan metode jaringan syaraf tiruan Recurrent di PLN APJ Salatiga	2019	Dengan menggunakan metode RNN untuk memprediksi konsumsi energi listrik berdasarkan data historis dari PLN APJ salatiga. Model RNN yang dibangun menunjukkan akurasi tinggi dengan nilai Mean Squared Error (MSE) terkecil sebesar 0.8 dan tingkat kesalahan sebesar 5.57 dibandingkan dengan data aktual. Dari hasil ini membuktikan bahwa RNN efektif dalam memprediksi data time series untuk kebutuhan energi listrik
2	Pandolfi & Adinolfi	Prediksi konsumsi bahan bakar secara Real-Time melalui Recurrent Neural Network	2023	Penelitian ini memperkenalkan pendekatan baru untuk memprediksi konsumsi bahan bakar kendaraan secara real-time menggunakan Recurrent Neural Network (RNN). Model ini hanya memanfaatkan data kecepatan dan percepatan kendaraan sebagai input, namun berhasil memberikan prediksi

				konsumsi bahan bakar yang akurat. Pendekatan ini menunjukkan bahwa RNN dapat digunakan untuk prediksi konsumsi bahan bakar dengan input data yang minimal
3	Pierpaolo Polverino & Cesare	Prediksi konsumsi bahan bakar secara Real-Time Melalui Recurrent Neural Network (RNN), untuk Monitoring, Optimasi Perencanaan Rute dan Pengurangan CO ₂	2023	Dengan menggunakan Recurrent Neural Network untuk memprediksi konsumsi bahan bakar secara real-time pada kendaraan berat menggunakan data kecepatan, akselerasi, dan kemiringan jalan. Model ini efektif dalam mendukung perencanaan rute dan pengurangan emisi CO₂ serta cocok untuk manajemen armada kendaraan
4	Jenny Veronica, Andri	Penerapan metode algoritma neural network untuk memprediksi penjualan bahan bakar minyak	2022	Dengan menggunakan algoritma neural network untuk memprediksi penjualan bahan bakar di SPBU PT. DEMPO MIGAS. Dengan menggunakan perangkat lunak RapidMiner dan data historis sebanyak 4.324 entri, model ini mencapai akurasi prediksi hingga 99.83% untuk jenis bahan bakar biosolar

5	Oktivianis Kusumaningrum, Suhartono, Haryono	Peramalan kebutuhan bahan bakar Premium di depot Ampenan dengan metode Hibrida Arima- Neural Network	2012	Penelitian ini menggabungkan metode ARIMA dan Neural Network untuk meramalkan kebutuhan bahan bakar premium di Depot Ampenan. Hasilnya menunjukkan bahwa model hibrida lebih ini memberikan akurasi lebih baik dibandingkan metode ARIMA atau Neural Network secara terpisah

2.8 Perbandingan Recurrent Neural Network (RNN) Dengan Metode Konvensional

Dalam melakukan prediksi kebutuhan bahan bakar, pemilihan metode analisis sangat menentukan tingkat akurasi dan efektivitas hasil prediksi. Metode konvensional seperti regresi linear umumnya digunakan untuk memodelkan data time series yang memiliki pola linear atau musiman yang sederhana. Metode ini relatif mudah diterapkan dan cepat dalam proses komputasi, namun memiliki keterbatasan dalam menangani data yang bersifat kompleks. Sebaliknya, algoritma Recurrent Neural Network (RNN) menawarkan pendekatan yang lebih fleksibel dan adaptif karena dirancang khusus untuk mengolah data yang sekuensial dan time series.

RNN mampu mempertahankan informasi dari data sebelumnya melalui struktur loop nya, sehingga lebih efektif dalam mengenali pola data jangka panjang yang tersembunyi dalam data konsumsi bahan bakar. Dengan demikian RNN

cenderung memberikan hasil prediksi yang lebih akurat dibandingkan metode konvensional, terutama dalam situasi dimana variabel yang mempengaruhi konsumsi bahan bakar bersifat dinamis dan saling bergantung terhadap waktu.

Tabel 2.2 Perbandingan RNN dengan Metode Konvensional

Aspek	Algoritma RNN	Regresi linear
Kemampuan Mengingat	Memiliki memori internal, mampu mengingat data historis yang panjang	Hanya melihat relasi linear terbatas
Akurasi	Umumnya lebih tinggi untuk data time series kompleks dan non-linear	Cocok untuk data dengan Pola sederhana dan hubungan linear
Kelebihan	Dapat menangani pola berurutan, fleksibel terhadap berbagai jenis data	Cepat dan ringan

2.9 Unified Modelling Language (UML)

UML (Unified Modelling Language) adalah bahasa pemodelan standar yang digunakan untuk merancang dan mendokumentasikan sistem perangkat lunak berbasis objek. UML membantu pengembang, analis sistem, dan pemangku kepentingan lainnya untuk memvisualisasikan struktur, perilaku, serta interaksi dari sebuah sistem sebelum tahap implementasi dilakukan.

Unified Modelling Language (UML), pertama kali diperkenalkan pada tahun 1997, kini telah berkembang menjadi bahasa pemodelan standar (de facto) dalam pengembangan perangkat lunak. (Engels et al., 2000).

UML dapat didefinisikan sebagai bahasa standar untuk visualisasi, perancangan, dan dokumentasi sistem, atau dikenal sebagai bahasa standar untuk menulis blueprint perangkat lunak. UML diharapkan dapat mempermudah pengembangan perangkat lunak (RPL) serta memenuhi kebutuhan pengguna secara efektif, lengkap, dan tepat. Hal ini mencakup faktor-faktor seperti skalabilitas, ketahanan, keamanan, dan lainnya.

1. Use Case Diagram

Use Case Diagram biasa digunakan untuk menjelaskan sistem dari pandangan si pemakai (user), oleh karena itu pembuatannya lebih sesuai dengan fungsionalitas sistem dan bukan berdasarkan keinginan atau asumsi yang tidak masuk akal. Use Case diagram menggambarkan interaksi antar aktor dan sistem yang akan diimplementasikan.

Dibawah ini berbagai relasi use case diagram:

- a) Association, menyambungkan link antar element.
- b) Generalization, sebuah elemen dari pewaris elemen lainnya.
- c) Dependency, bentuk association adalah suatu elemen yang berisikan elemen lainnya di dalam elemen tersebut.

Tipe relasi yang mungkin terjadi pada use case diagram:

- a) <<include>>, memiliki fungsi dimana harus memenuhi perintah dari kelakuan agar sebuah event dapat berjalan.

- b) <<extend>>, memiliki fungsi yang berjalan dibawah keadaan tertentu biasanya menggerakkan peringatan
- c) <<communicates>>, ialah pilihan selama asosiasi pada hubungan yang diperbolehkan antara aktor yang ada

Diagram use case adalah pemodelan atau perancangan terhadap sistem yang akan diciptakan, use case berfungsi untuk menjelaskan suatu interaksi atau hubungan antar satu aktor dengan lainnya

2. Diagram aktivitas (Activity Diagram)

Activity diagram dapat menggambarkan berbagai alir aktivitas dalam sistem yang sedang dirancang, bagaimana masing-masing alir berawal, keputusan yang mungkin terjadi, dan bagaimana mereka berakhir. Diagram aktivitas juga dapat menggambarkan proses paralel yang mungkin terjadi pada beberapa eksekusi.

3. Diagram urutan (Sequence Diagram)

Sequence Diagram menggambarkan interaksi antara komponen sistem, termasuk pengguna, display, dan lainnya, dalam bentuk pesan yang ditampilkan secara bertahap.

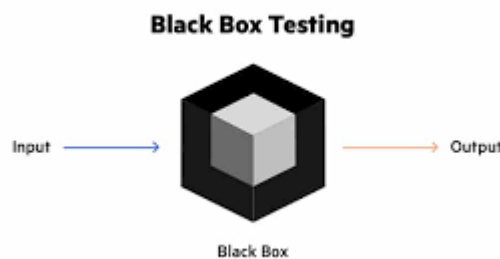
4. Class diagram (diagram kelas)

Class adalah spesifikasi yang jika diinstansiasi akan menghasilkan objek dan merupakan dasar dari pengembangan dan desain berorientasi objek. Class diagram menunjukkan struktur dan deskripsi *class*, *package*, dan objek serta hubungan satu sama lain seperti *containment*, pewarisan, dan asosiasi. Class diagram dapat digambarkan dengan simbol-simbol seperti tabel 2.6

2.10 Blackbox Testing

Black box testing adalah pengujian yang sederhana. Pengujian ini dilakukan dengan menguji semua input dan output sistem. Pengujian ini didasarkan pada skenario pengujian, yang terdiri dari kasus pengujian, perkiraan hasil pengujian, status pengujian, dan hasilnya. Nama lain untuk pemeriksaan ini adalah pemeriksaan fungsional, karena pemeriksaan ini lebih berfokus pada fungsi sistem secara keseluruhan, (Setiawam et al., 2022).

Terdapat tiga simbol dalam diagram blackbox testing yaitu blok input, blok sistem (black box), dan blok output. Masing-masing bagian ini dihubungkan oleh simbol panah untuk menunjukkan aliran data.



Gambar 2.2 Diagram Blackbox Testing

Penjelasan :

Pada gambar 2.2 terdapat diagram blackbox testing, dapat dilihat pada gambar diatas terdapat input block yang bisa berupa data pengguna, Panah Biru yang berfungsi sebagai simbol aliran data yang masuk ke dalam sistem yang akan diuji, Kotak hitam yang bertuliskan black box melambangkan sistem yang sedang diuji, Panah Orange sebagai output yang menyimbolkan aliran hasil keluaran dari sistem yang akan diproses, dan yang terakhir terdapat output block yang merupakan hasil dari sistem, seperti kebutuhan bahan bakar.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Jenis Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah kuantitatif dengan pendekatan eksperimen. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi kebutuhan bahan bakar di SPBU menggunakan algoritma *Recurrent Neural Network*. Dalam prediksi kebutuhan bahan bakar, RNN menerima data historis seperti kebutuhan bahan per bulan, lalu mempelajari pola dari waktu ke waktu. dengan melakukan pemrosesan data satu langkah waktu (time step) dalam satu waktu. Artinya setiap elemen dalam urutan data (misalnya data harian bahan bakar) diproses secara berurutan, bukan sekaligus seperti jaringan feedforward.

3.2. Alur Penelitian

Alur penelitian ini dimulai dengan studi literatur terkait prediksi kebutuhan bahan bakar dan Algoritma RNN. Selanjutnya, peneliti mengumpulkan data historis kebutuhan bahan bakar dari SPBU 14203136 Letda Sujono. Data diolah melalui proses normalisasi, pembentukan data sequence, dan melakukan perhitungan urutan input untuk diproses secara berurutan. Model prediksi berbasis RNN kemudian dibangun, dilatih, dan diuji untuk mengukur akurasi. Hasil prediksi diintegrasikan ke dalam sistem informasi berbasis web yang membantu SPBU dalam merencanakan kebutuhan bahan bakar. Penelitian ditutup dengan analisis, evaluasi, dan kesimpulan.



Gambar 3.1 Alur Penelitian Prediksi Menggunakan RNN

3.3 Metode Pengumpulan Data

3.1.1. Studi Literatur

Penelitian ini dilakukan dengan melakukan penelusuran literatur untuk mengumpulkan pengetahuan terkait prediksi kebutuhan bahan bakar di SPBU 14203136 Letda Sujono menggunakan algoritma RNN sebagai metode prediksi. Dalam studi ini, penulis mempelajari teori-teori, buku, dan artikel yang berkaitan dengan sistem pakar, metode Naïve Bayes, analisis dan perancangan sistem informasi, metodologi penelitian, serta pemrograman. Selain itu, penulis juga mengumpulkan informasi dari situs-situs internet yang relevan dengan topik skripsi penulis.

3.2.2. Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan dengan memperoleh data historis kebutuhan bahan bakar dari SPBU 14203136 Letda Sujono selama periode Januari-Desember. Data ini mencakup jumlah kebutuhan bahan bakar per bulan dan digunakan sebagai dasar dalam proses analisis serta pelatihan model Recurrent Neural Network (RNN) untuk prediksi kebutuhan bahan bakar di rentang waktu berikutnya.

Tabel 3.1 Data Kebutuhan Bahan Bakar SPBU 14203136

Bulan	Dexlite	Pertamax	Pertalite	Bio Solar
Januari	$1 \times 8000 = 8000$	$5 \times 8000 = 40000 + 8000 = 48000$	$44 \times 8000 = 352000 + 48000 = 400000$	$22 \times 8000 = 176000 + 400000 = 576000$
Februari	$1 \times 8000 = 8000$	$5 \times 8000 = 40000 + 8000 = 48000$	$43 \times 8000 = 344000 + 48000 = 392000$	$18 \times 8000 = 144000 + 392000 = 536000$
Maret	$1 \times 8000 = 8000$	$6 \times 8000 = 48000 + 8000 = 56000$	$45 \times 8000 = 360000 + 56000 = 416000$	$22 \times 8000 = 176000 + 416000 = 592000$
April	$1 \times 8000 = 8000$	$7 \times 8000 = 56000 + 8000 = 64000$	$46 \times 8000 = 368000 + 64000 = 432000$	$18 \times 8000 = 144000 + 432000 = 576000$
Mei	$1 \times 8000 = 8000$	$7 \times 8000 = 56000 + 8000 = 64000$	$43 \times 8000 = 344000 + 64000 = 408000$	$21 \times 8000 = 168000 + 408000 = 576000$
Juni	$1 \times 8000 = 8000$	$7 \times 8000 = 56000 + 8000 = 64000$	$43 \times 8000 = 344000 + 64000 = 408000$	$19 \times 8000 = 152000 + 408000 = 560000$
Juli	$1 \times 8000 = 8000$	$7 \times 8000 = 56000 + 8000 = 64000$	$46 \times 8000 = 368000 + 64000 = 432000$	$25 \times 8000 = 200000 + 432000 = 632000$
Agustus	$2 \times 8000 = 16000$	$7 \times 8000 = 56000 + 8000 = 64000$	$49 \times 8000 = 392000 + 72000 = 464000$	$25 \times 8000 = 200000 + 464000 = 664000$
September	$1 \times 8000 = 8000$	$8 \times 8000 = 64000 + 8000 = 72000$	$48 \times 8000 = 384000 + 72000 = 456000$	$22 \times 8000 = 176000 + 456000 = 632000$
Oktober	$2 \times 8000 = 16000$	$8 \times 8000 = 64000 + 16000 = 80000$	$48 \times 8000 = 384000 + 80000 = 464000$	$24 \times 8000 = 192000 + 464000 = 656000$
November	$1 \times 8000 = 8000$	$9 \times 8000 = 72000 + 8000 = 80000$	$45 \times 8000 = 360000 + 80000 = 440000$	$21 \times 8000 = 168000 + 440000 = 608000$
Desember	$2 \times 8000 = 16000$	$7 \times 8000 = 56000 + 8000 = 64000$	$46 \times 8000 = 368000 + 64000 = 432000$	$25 \times 8000 = 200000 + 432000 = 632000$

Keterangan dari tabel diatas

Setiap angka awal = angka kebutuhan bahan bakar dalam sebulan

3.4 Metode Analisis Data

Setelah data terkumpul langkah selanjutnya adalah melakukan pra-pemrosesan data. Proses ini diawali dengan pemeriksaan kelengkapan dan validasi data untuk memastikan tidak ada nilai yang hilang atau tidak valid. Selanjutnya dilakukan normalisasi data menggunakan metode Min-Max Scaling untuk mengubah nilai asli ke dalam rentang 0 hingga 1.

Data yang telah dinormalisasi kemudian diubah menjadi format deret waktu (Time Series) dengan membentuk sequence sesuai time step yang ditentukan.

Setiap sequence akan berisi data input, sedangkan nilai pada rentang waktu berikutnya menjadi target output. Dan langkah selanjutnya adalah pelatihan model RNN menggunakan data training untuk mempelajari pola historis kebutuhan bahan bakar. Setelah pelatihan, dilakukan pengujian model menggunakan data testing untuk mengukur kinerja prediksi.

Nilai pada pertalite :

Min : 392000

Max : 464000

Rumus Normalisasi (Min-Max Normalization)

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\text{min}}}{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}}$$

Hasil normalisasi dari bahan bakar pertalite

$$\text{Januari} = \frac{400000 - 392000}{464000 - 392000} = \frac{8000}{72000} = 0.111$$

$$\text{Februari} = \frac{392000 - 392000}{464000 - 392000} = \frac{0}{72000} = 0.000$$

$$\text{Maret} = \frac{416000 - 392000}{464000 - 392000} = \frac{24000}{72000} = 0.333$$

$$\text{April} = \frac{452000 - 392000}{464000 - 392000} = \frac{60000}{72000} = 0.833$$

$$\text{Mei} = \frac{408000 - 392000}{464000 - 392000} = \frac{16000}{72000} = 0.222$$

$$\text{Juni} = \frac{408000 - 392000}{464000 - 392000} = \frac{16000}{72000} = 0.222$$

$$\text{Juli} = \frac{440000 - 392000}{464000 - 392000} = \frac{48000}{72000} = 0.667$$

$$\text{Agustus} = \frac{464000 - 392000}{464000 - 392000} = \frac{72000}{72000} = 1.000$$

$$\text{September} = \frac{456000 - 392000}{464000 - 392000} = \frac{64000}{72000} = 0.889$$

$$\text{Oktober} = \frac{464000 - 392000}{464000 - 392000} = \frac{72000}{72000} = 1.000$$

$$\text{November} = \frac{440000 - 392000}{464000 - 392000} = \frac{48000}{72000} = 0.667$$

$$\text{Desember} = \frac{440000 - 392000}{464000 - 392000} = \frac{48000}{72000} = 0.667$$

Tabel 3.2 Normalisasi Peralite

Bulan	Liter	X (Normalisasi)
Januari	400000	0.111
Februari	392000	0.000
Maret	416000	0.333
April	452000	0.833
Mei	408000	0.222
Juni	408000	0.222
Juli	440000	0.667
Agustus	464000	1.000
September	456000	0.889
Oktober	464000	1.000
November	440000	0.667
Desember	440000	0.667

1. Membuat urutan input data secara berurutan (Data Sequence)

Pada tabel dibawah ini merupakan Data Sequence yang menggunakan data 3 bulan sebelumnya untuk memprediksi bulan ke-4 (Window Size = 3)

Tabel 3.3 Urutan Data Sequence Peralite

X (Input)	Y (Target)
[0.111, 0.000, 0.333]	0.833 (April)
[0.000, 0.333, 0.833]	0.222 (Mei)
[0.333, 0.833, 0.222]	0.222 (Juni)
[0.833, 0.222, 0.222]	0.667 (Juli)
[0.222, 0.222, 0.667]	1.000 (Agustus)
[0.222, 0.667, 1.000]	0.889 (September)
[0.667, 1.000, 0.889]	1.000 (Oktober)
[1.000, 0.889, 1.000]	0.667 (November)
[0.889, 1.000, 0.667]	0.667 (Desember)

Cara menentukan data Sequence dari tabel diatas :

- ✓ Pilih berapa panjang sequence (Misal 3 bulan)
- ✓ Membuat kombinasi urutan nilai-nilai normalisasi per window :
 - Window 1 = [Januari, Februari, Maret] → Prediksi April
 - Window 2 = [Februari, Maret, April] → Prediksi Mei
 - Window 3 = [Maret, April, Mei] → Prediksi Juni
- Dst.
- ✓ Pasangkan urutan dengan target output (bulan setelahnya).

2. Melakukan perhitungan urutan input, untuk diproses secara berurutan

Menghitung menggunakan RNN dengan Rumus :

$$h_t = \tanh(\mathcal{W}_h h_{t-1} + \mathcal{W}_x x_t + b_h)$$

Keterangan :

h_t : hidden state pada waktu ke-t (waktu)

$\tanh$: mengontrol nilai output hidden layer agar tidak terlalu besar atau tidak terlalu kecil.

x_t : nilai input pada waktu berikutnya

$\mathcal{W}_h$: hidden ke hidden (state sebelumnya ke state sesudah)

h_{t-1} : hidden state dari waktu sebelumnya, yang digunakan untuk memperbarui state saat ini.

b_h : bias untuk hidden layer dan output layer

Untuk perhitungan manual nya, disederhakan asumsinya

➤ $W_{xh} = 0.5$

➤ $W_{hh} = 0.5$

➤ $B_h = 0$

Perhitungan menggunakan RNN

1. $t = 1$

$$h_1 = \tanh (0.5 * 0.111 + 0.5 * 0 + 0) = \tanh (0.0555) = 0.0554$$

2. $t = 2$

$$h_2 = \tanh (0.5 * 0.000 + 0.5 * 0 + 0.0554) = \tanh (0.0277) = 0.0277$$

3. $t = 3$

$$h_3 = \tanh (0.5 * 0.333 + 0.5 * 0.0277) = \tanh (0.18035) = 0.1784$$

4. $t = 4$

$$h_4 = \tanh (0.5 * 0.833 + 0.5 * 0.1784) = \tanh (0.5057) = 0.4660$$

5. $t = 5$

$$h_5 = \tanh (0.5 * 0.222 + 0.5 * 0.4660) = \tanh (0.34405) = 0.3311$$

6. $t = 6$

$$h_6 = \tanh (0.5 * 0.222 + 0.5 * 0.3311) = \tanh (0.2765) = 0.2697$$

7. $t = 7$

$$h_7 = \tanh (0.5 * 0.667 + 0.5 * 0.2697) = \tanh (0.46835) = 0.4369$$

8. $t = 8$

$$h_8 = \tanh (0.5 * 1.000 + 0.5 * 0.4369) = \tanh (0.71845) = 0.6156$$

9. $t = 9$

$$h_9 = \tanh (0.5 * 0.889 + 0.5 * 0.6156) = \tanh (0.7523) = 0.6378$$

10. $t = 10$

$$h_{10} = \tanh (0.5 * 1.000 + 0.5 * 0.6378) = \tanh (0.8189) = 0.6737$$

11. $t = 11$

$$h_{11} = \tanh (0.5 * 0.667 + 0.5 * 0.6737) = \tanh (0.67035) = 0.5855$$

12. $t = 12$

$$h_{12} = \tanh (0.5 * 0.667 + 0.5 * 0.5855) = \tanh (0.62625) = 0.5552$$

Tabel 3.4 Hasil Perhitungan Data Sequence Peralite

t	x_t (Nilai Input)	h_t (Hidden State)
1	0.111	0.0554
2	0.000	0.0277
3	0.333	0.1784
4	0.833	0.4660
5	0.222	0.3311
6	0.222	0.2697
7	0.667	0.4369
8	1.000	0.6156

9	0.889	0.6378
10	1.000	0.6737
11	0.667	0.5855
12	0.667	0.5552

Hasil Denormalisasi (Proses mengembalikan nilai data yang sebelumnya dinormalisasi ke bentuk aslinya)

Nilai Pertalite

Min = 392000

Max = 464000

Rumus : $X_{asli} = h_t (\text{Max} - \text{Min}) + \text{Min}$

Tabel 3.5 Denormalisasi Pertalite

t	h_t	Perhitungan	Hasil Denormalisasi (liter)
t_1	0,0554	$0,0554 * 72000 + 392000 = 3988,8 + 392000$	395.988,8
t_2	0,0277	$0,0277 * 72000 + 392000 = 1994,4 + 392000$	393.994,4
t_3	0,1784	$0,1784 * 72000 + 392000 = 12844,8 + 392000$	404.844,8
t_4	0,4660	$0,4660 * 72000 + 392000 = 33552,0 + 392000$	425.552,0
t_5	0,2222	$0,2222 * 72000 + 392000 = 15998,4 + 392000$	407.998,4
t_6	0,3064	$0,3064 * 72000 + 392000 = 22060,8 + 392000$	414.060,8

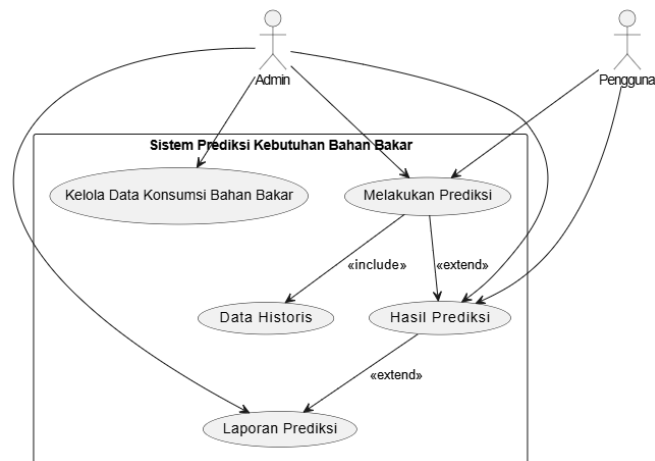
t_7	0,6667	$0,6667 * 72000 + 392000 = 48002,4 + 392000$	440.002,4
t_8	1,0000	$1,0000 * 72000 + 392000 = 72000,0 + 392000$	464.000,0
t_9	0,8889	$0,8889 * 72000 + 392000 = 63999,6 + 392000$	455.999,6
t_{10}	1,0000	$1,0000 * 72000 + 392000 = 72000,0 + 392000$	464.000,0
t_{11}	0,6667	$0,6667 * 72000 + 392000 = 48002,4 + 392000$	440.002,4
t_{12}	0,6667	$0,6667 * 72000 + 392000 = 48002,4 + 392000$	440.002,4

3.5 Struktur Data Yang Digunakan

Struktur data yang digunakan yaitu dengan Unified Modelling Language dan membuat tabel-tabel untuk media pengolahan data.

3.5.1 Use Case Diagram

Use Case Diagram aplikasi prediksi kebutuhan bahan bakar menggunakan Metode Recurrent Neural Network berikut terdiri dari pengguna dan juga admin.



Gambar 3.2 Use Case Diagram Aplikasi prediksi kebutuhan bahan bakar dengan menggunakan metode Recurrent Neural Network

Penjelasan :

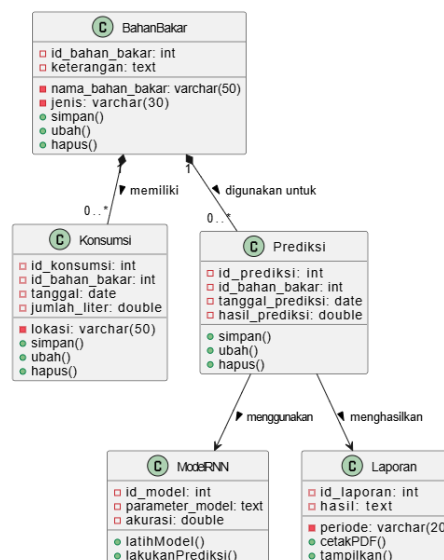
Pada gambar 3.2 terdapat use case diagram aplikasi prediksi kebutuhan bahan bakar. Pada *use case diagram* diatas dapat dilihat bahwa admin memiliki peran penting dalam mengelola data konsumsi bahan bakar melalui fitur *kelola konsumsi bahan bakar*, yang memungkinkan mereka untuk menambahkan, memperbarui, yang menjadi dasar bagi proses prediksi. Baik admin maupun pengguna dapat menggunakan fitur *Melakukan Prediksi* untuk memproses data historis menggunakan algoritma Recurrent Neural Network (RNN). Proses prediksi ini memerlukan input berupa *Data Historis*, sehingga relasinya bersifat <<include>> karena selalu digunakan dalam setiap proses prediksi. Setelah prediksi dilakukan, sistem akan menghasilkan *Hasil Prediksi* yang dapat dilihat oleh kedua aktor dan memiliki relasi <<extend>>, karena hanya muncul setelah proses prediksi selesai. Selain itu, admin juga dapat mengakses fitur *Laporan Prediksi* untuk menghasilkan laporan akhir dari prediksi yang tersedia, yang juga

memiliki relasi <<extend>> karena bersifat opsional dan tergantung pada hasil yang telah dihasilkan sebelumnya. Diagram ini mencerminkan alur kerja sistem secara menyeluruh, dimana admin bertindak sebagai pengelola sistem dan pengguna sebagai pihak yang memanfaatkan hasil prediksi untuk keperluan operasional atau perencanaan.

3.5.2 Class Diagram

Class Diagram Aplikasi Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar

Menggunakan Metode RNN dapat di lihat pada Gambar 3.2



Gambar 3.3 Class Diagram Aplikasi Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar

Menggunakan Algoritma RNN

Penjelasan :

Pada gambar 3.3 terdapat Class Diagram Aplikasi Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar Menggunakan Algoritma Recurrent Neural Network. Pada class diagram diatas dapat dilihat bahwa mencakup tiga kelas utama : Data Bahan Bakar, Prediksi, dan Pengguna. Ketiga kelas ini saling berinteraksi untuk membentuk proses yang utuh mulai dari input data historis konsumsi bahan bakar, pemrosesan dan pelatihan

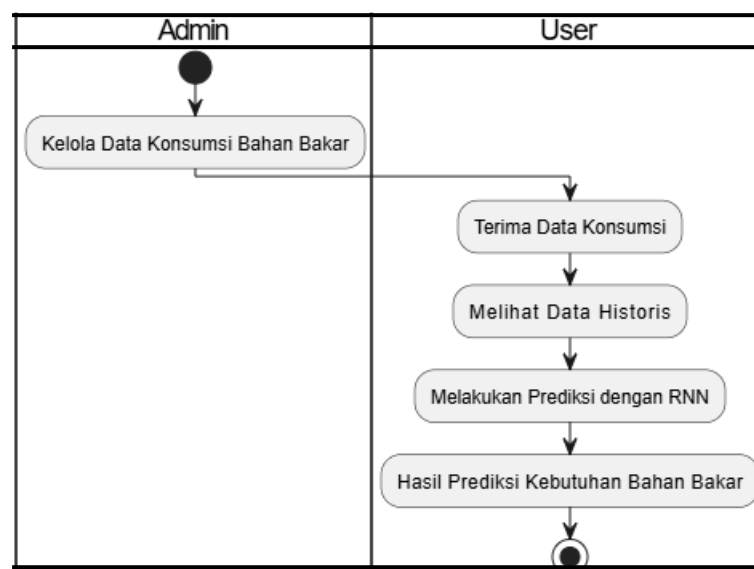
model prediksi menggunakan RNN, hingga penyajian hasil prediksi kepada pengguna. Keterhubungan antar kelas mempresentasikan alur sistem secara logis dan terstruktur. Dengan desain ini, sistem mampu mendukung proses prediksi yang efisien, terkelola dengan baik.

3.5.3 Activity Diagram

Activity Diagram Aplikasi Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar dapat dilihat sebagai berikut :

3.5.3.1 Activity Diagram Sistem Berjalan

Activity Diagram yang digunakan untuk menggambarkan sistem berjalan untuk prediksi kebutuhan bahan bakar.



Gambar 3.4 Activity Diagram Sistem Berjalan

Penjelasan :

Pada activity diatas pada sistem yang berjalan dapat dilihat bahwa sebagian besar tujuan dari sistem yang digunakan untuk user. Admin hanya dapat mengelola data konsumsi bahan bakar, seperti memasukkan, memperbarui, dan menghapus data. Setelah itu, data dikirim ke user yang dapat melihat data historis dan

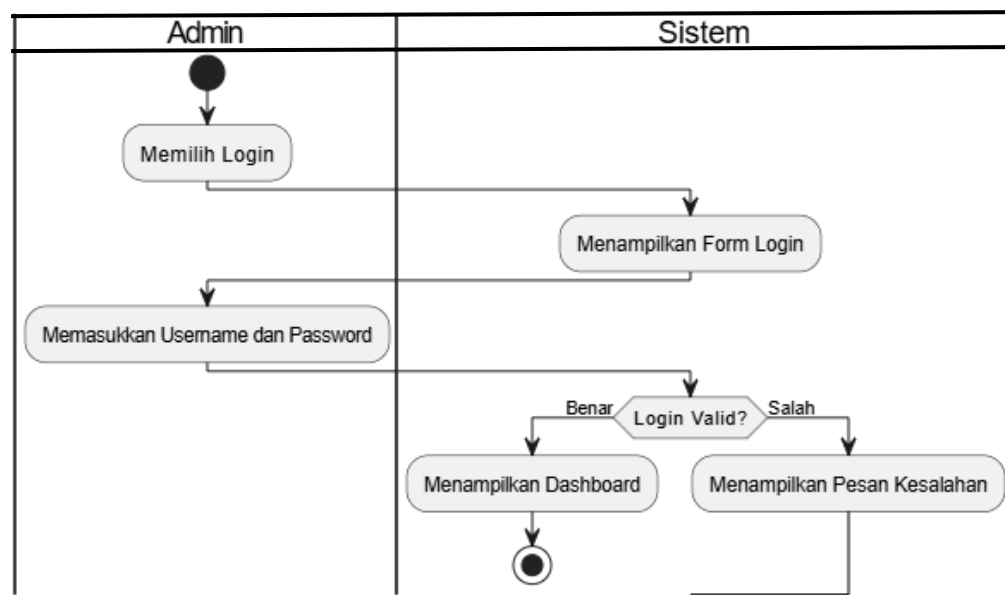
melakukan prediksi, proses prediksi dijalankan menggunakan algoritma Recurrent Neural Network (RNN) untuk memproyeksikan kebutuhan bahan bakar ke depan, dan Akhirnya sistem akan menampilkan hasil prediksi.

3.5.3.2 Activity Diagram Bagian Admin

Activity Diagram Usulan dibawah ini merupakan activity diagram admin dari awal hingga akhir pada aplikasi prediksi kebutuhan bahan bakar.

1. Activity Diagram Form Login

Activity diagram login admin merupakan Activity diagram proses login admin.



Gambar 3.5 Activity diagram Login

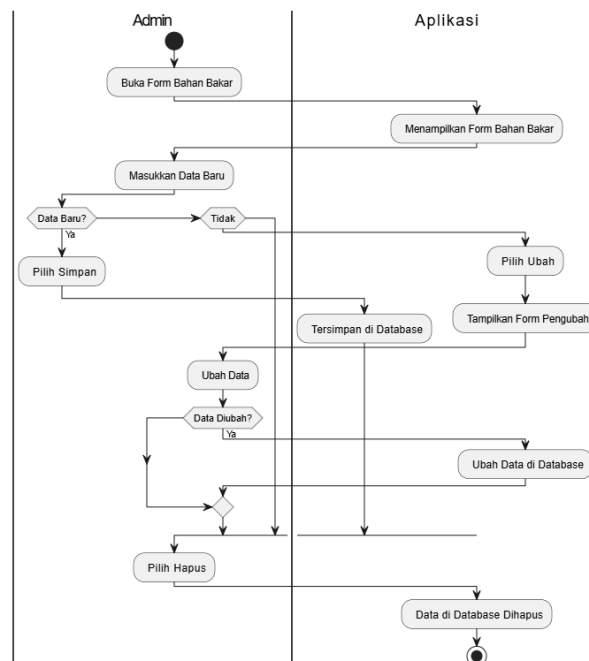
Penjelasan :

Pada activity diagram 3.5 merupakan activity diagram login yang menampilkan proses di mana admin masuk ke dalam aplikasi. Selanjutnya, sistem akan menampilkan form login yang berisi kolom isian username dan password. Admin kemudian memasukkan data autentifikasi tersebut, dan sistem akan melakukan

proses verifikasi. Jika data yang dimasukkan sesuai dan valid, maka sistem akan memberikan akses masuk dan menampilkan tampilan dashboard sebagai halaman utama. Sebaliknya, apabila username atau password tidak sesuai, sistem akan menampilkan pesan kesalahan dan mengarahkan kembali admin ke form login untuk mencoba kembali.

2. Activity Diagram Form Bahan Bakar

Activity Diagram Form bahan bakar merupakan activity diagram yang menampilkan seluruh data bahan bakar yang dijual.



Gambar 3.6 Activity Diagram Form Bahan Bakar

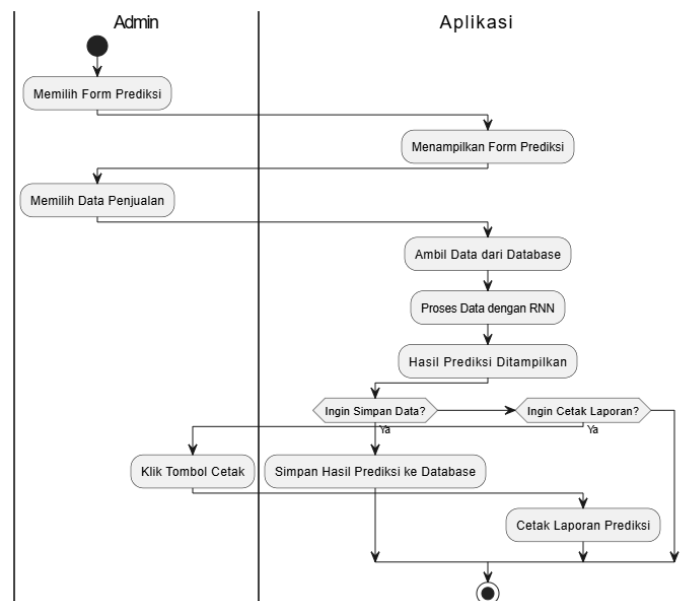
Penjelasan :

Pada activity diagram 3.6 merupakan activity diagram form bahan bakar, Proses diawali ketika admin membuka form bahan bakar, Setelah form ditampilkan oleh aplikasi, admin dapat melakukan berbagai aksi, seperti memasukkan data baru, mengubah data yang sudah ada, atau menghapus data. Jika admin memasukkan data baru dan memilih untuk menyimpannya, data tersebut akan tersimpan ke dalam

basis data oleh sistem. Apabila admin memilih untuk mengubah data, aplikasi akan menampilkan form perubahan, lalu admin dapat melakukan perubahan data dan sistem akan memperbarui data di dalam basis data. Selain itu, admin juga dapat menghapus data jika diperlukan, dan sistem akan menindaklanjuti dengan menghapus dari basis data. Diagram ini secara visual menunjukkan hubungan antara aksi-aksi admin dengan sistem aplikasi, serta pengaruh dari keputusan yang diambil terhadap status data dalam sistem.

3. Activity Diagram Form Prediksi

Activity Diagram Form Prediksi merupakan activity diagram yang menampilkan seluruh hasil data prediksi yang dilakukan oleh user.



Gambar 3.7 Activity Diagram Form Prediksi

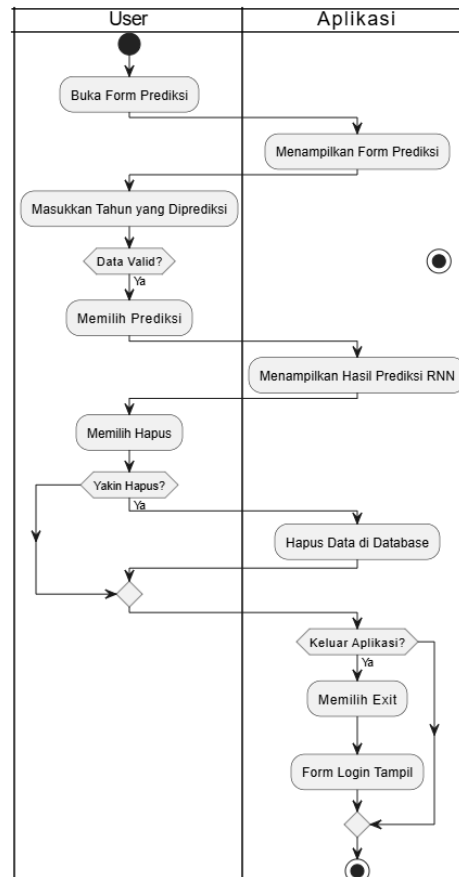
Penjelasan:

Pada activity diagram 3.7 dapat dilihat bahwa ketika admin memilih from prediksi, aplikasi menampilkan form, admin memilih data penjualan, lalu sistem (aplikasi) memproses data tersebut menggunakan algoritma RNN untuk

menghasilkan prediksi kebutuhan bahan bakar. Setelah itu, admin memilih opsi untuk menyimpan hasil prediksi ke database atau mencetak laporan.

3.5.3.3 Activity Diagram Bagian User

Activity Diagram bagian user merupakan activity diagram yang menampilkan tampilan untuk user yaitu tampilan untuk melakukan prediksi kebutuhan bahan bakar.



Gambar 3.8 Activity Diagram Form User

Penjelasan :

Pada activity diagram 3.8 merupakan activity diagram bagian user. Proses diawali saat user membuka form prediksi, yang kemudian sistem akan menampilkan form tersebut. Selanjutnya, user memasukkan tahun yang ingin di prediksi. Jika data input valid, user memilih proses prediksi dan sistem akan

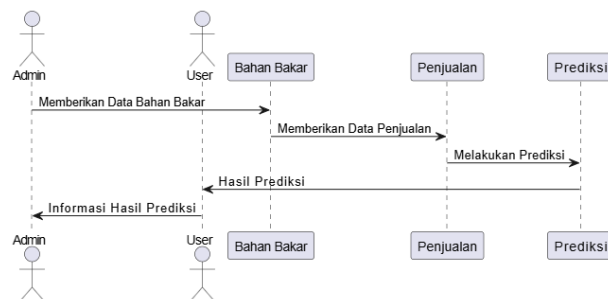
menampilkan hasil prediksi kebutuhan bahan bakar menggunakan algoritma RNN. Setelah hasil ditampilkan, user memiliki opsi untuk menghapus data jika diperlukan. Jika user mengonfirmasi penghapusan, sistem akan menghapus data dari database. Diakhir sesi, user dapat memilih untuk keluar dari aplikasi, dan sistem akan mengarahkan kembali ke form login.

3.5.4 Sequence Diagram

Sequence Diagram aplikasi prediksi kebutuhan bahan bakar jumlah penjualan dapat dilihat sebagai berikut :

3.5.4.1. Sequence Diagram Sistem Berjalan

Sequence Diagram sistem berjalan yang digunakan untuk prediksi kebutuhan bahan bakar dapat dilihat pada Gambar 3.9



Gambar 3.9 Sequence Diagram Sistem Berjalan

Penjelasan :

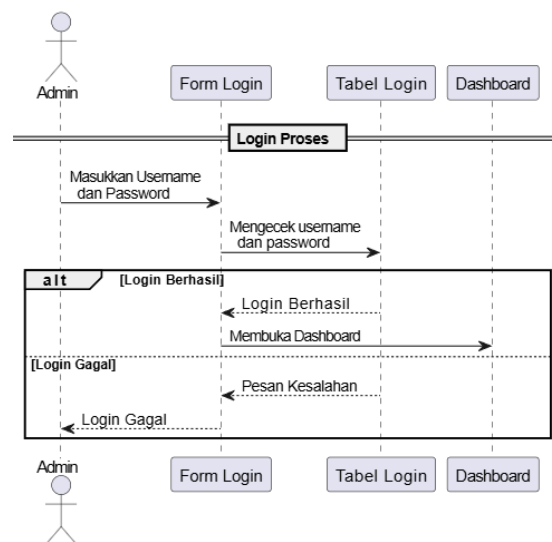
Pada Sequence Diagram 3.9 dapat dilihat bahwa admin memberikan data terkait Bahan Bakar, yang kemudian diteruskan ke bagian penjualan untuk mengolah dan melengkapi data yang dibutuhkan. Selanjutnya, data penjualan tersebut dikirim ke modul prediksi, dimana sistem menjalankan proses perhitungan prediksi berdasarkan data yang ada. Setelah proses prediksi selesai, sistem menampilkan hasil prediksi kepada user. Terakhir, informasi hasil prediksi ini dapat dikembali dilaporkan atau diverifikasi oleh admin.

3.5.4.2. Sequence Diagram Bagian Admin

Sequence Diagram bagian admin dibawah ini merupakan sequence diagram dari awal hingga akhir pada aplikasi Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar.

1. Sequence Diagram Form Login

Sequence Diagram Form Login yang dilakukan oleh admin dengan memasukkan username dan password pada form login.



Gambar 3.10 Sequence Diagram Form Login

Penjelasan :

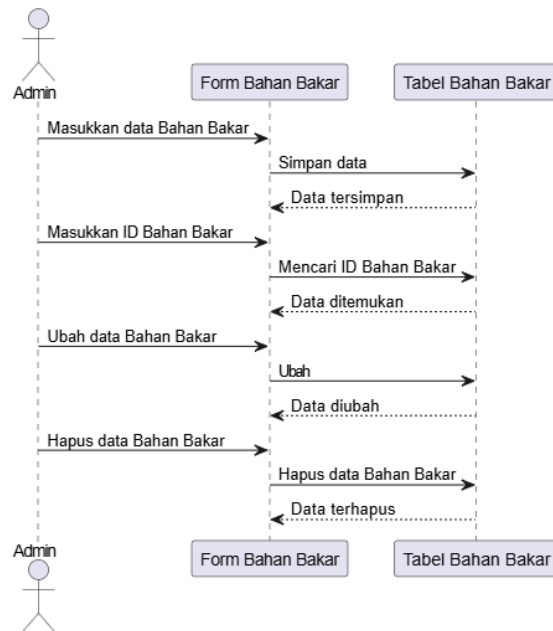
Dapat dilihat pada sequence diagram 3.10 yang menggambarkan alur proses autentifikasi yang dilakukan oleh admin untuk mengakses sistem. Proses dimulai saat admin memasukkan username dan password ke dalam form login. Selanjutnya, sistem akan mengirimkan informasi tersebut ke tabel login untuk dilakukan proses verifikasi kecocokan data.

Jika data yang dimasukkan valid, maka tabel login akan mengirimkan notifikasi login berhasil login ke form Login, dan sistem akan meneruskan proses dengan membuka tampilan dashboard sebagai halaman utama sistem. Namun, jika data yang dimasukkan tidak sesuai, maka sistem akan mengirimkan Pesan

Kesalahan ke form Login dan memberikan umpan balik kepada admin bahwa proses login gagal.

2. Sequence Diagram Form Bahan Bakar

Sequence Diagram ini digunakan admin untuk mengelola bahan bakar pada Aplikasi Prediksi Kebutuhan Bakar Menggunakan Algoritma RNN.



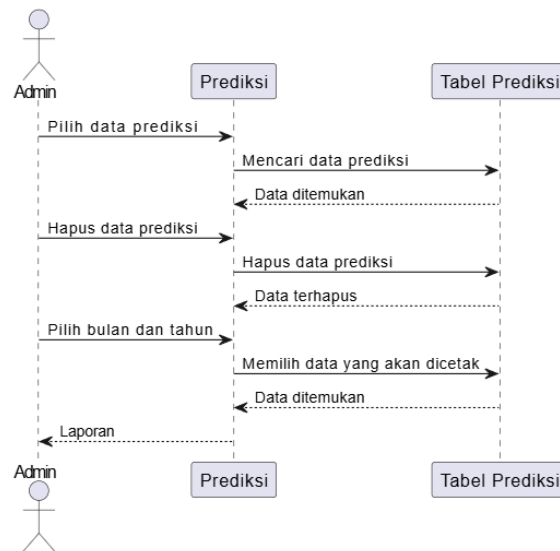
Gambar 3.11 Sequence Diagram Form Bahan Bakar

Penjelasan :

Dapat dilihat pada sequence diagram 3.11 Proses ini menggambarkan interaksi antara admin, form bahan bakar, dan tabel bahan bakar dalam mengelola data. Admin memasukkan, mencari, mengubah, dan menghapus bahan bakar. Setiap aksi dari admin akan diproses oleh sistem dan menghasilkan respon seperti data tersimpan, ditemukan, diubah, atau dihapus sesuai permintaan.

3. Sequence Diagram Form Prediksi

Sequence Diagram ini digunakan admin untuk melihat informasi hasil prediksi yang dilakukan oleh user pada Aplikasi Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar Menggunakan Algoritma RNN.



Gambar 3.12 Sequence Diagram Form Prediksi

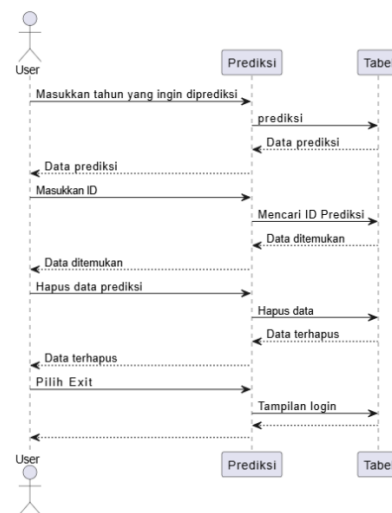
Penjelasan :

Dapat dilihat pada sequence diagram 3.12 Proses ini menggambarkan alur interaksi antara admin, modul prediksi, dan tabel prediksi dalam sistem informasi kebutuhan bahan bakar. Proses ini dimulai ketika admin memilih data prediksi yang ingin ditampilkan. Modul prediksi kemudian mengakses tabel prediksi untuk mencari data yang sesuai dan menampilkannya kembali kepada admin jika ditemukan. Modul prediksi kemudian mengakses tabel prediksi untuk mencari data yang sesuai dan menampilkannya kembali kepada admin jika ditemukan. Admin juga memiliki opsi untuk menghapus data prediksi yang tidak diperlukan, yang akan diteruskan ke tabel prediksi untuk di hapus secara permanen. Selanjutnya, admin dapat memilih bulan dan tahun tertentu untuk mencetak laporan. Sistem akan

kembali mengambil data prediksi dari tabel, dan apabila data ditemukan, laporan hasil prediksi akan disajikan kepada admin.

3.5.4.3. Sequence Diagram Bagian User

Sequence Diagram Aplikasi Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar Menggunakan Algoritma RNN bagian User untuk melakukan prediksi bahan bakar.



Gambar 3.13 Sequence Diagram Form User

Penjelasan:

Dapat dilihat pada sequence diagram 3.13 proses ini menggambarkan interaksi antara pengguna (user) dengan sistem dalam melakukan proses prediksi kebutuhan bahan bakar. Proses ini dimulai ketika user memasukkan tahun yang ingin diprediksi. Sistem kemudian mengirim permintaan ke modul prediksi dan mengambil data hasil prediksi dari tabel, yang diolah menggunakan algoritma RNN, setelah itu data berhasil diprediksi, hasilnya ditampilkan kepada user. Selanjutnya, user dapat memasukkan ID prediksi tertentu untuk melihat detail, sistem akan mencari ID tersebut di tabel dan menampilkannya. User juga memiliki opsi untuk menghapus data dari tabel dan memberikan konfirmasi bahwa data telah

dihapus. Dan yang terakhir, ketika uer memilih Exit, sistem akan mengembalikan user ke tampilan login.

3.5.5 Desain Database

Desain tabel-tabel dari database yang terdapat pada Aplikasi Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar

3.5.5.1. Desain Tabel

Berikut ini adalah desain tabel dari Aplikasi Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar Menggunakan Algoritma Recurrent Neural Network (RNN)

1. Desain Tabel Login

Pada tabel 3.6 merupakan desain tabel Login pada Aplikasi Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar Menggunakan Algoritma Recurrent Neural Network (RNN).

Nama Database : RNN
 Nama Tabel : Login
 Primary Key : ID_Login

Tabel 3.6 Desain Tabel Login

Nama Field	Tipe Data	Ukuran	Keterangan
ID_Login	Int	-	ID Pencarian (PK)
Username	Varchar	50	Nama pengguna
Sandi	Varchar	200	Kata sandi (password)

2. Desain Tabel Bahan Bakar

Pada Tabel 3.7 merupakan desain tabel Bahan Bakar pada Aplikasi Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar Menggunakan Algoritma RNN.

Nama Database : RNN

Nama Tabel : Bahan_Bakar

Primary Key : ID_Bahanbakar

Tabel 3.7 Desain Tabel Bahan Bakar

Nama Field	Tipe Data	Ukuran	Keterangan
ID_BahanBakar	Int	-	ID Pencarian
Nama_BahanBakar	Varchar	50	Nama jenis bahan bakar
Jenis	Varchar	30	Jenis bahan bakar (Pertalite, dsb)
Satuan	Varchar	10	Satuan penggunaan (Liter)
Keterangan	Text	-	Keterangan tambahan

3. Desain Tabel Prediksi

Pada Tabel 3.8 merupakan desain tabel prediksi pada Aplikasi Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar Menggunakan Algoritma RNN

Nama Database : RNN

Nama Tabel : Prediksi

Primary Key : ID_Prediksi

Tabel 3.8 Tabel Prediksi

Nama Field	Tipe Data	Ukuran	Keterangan
ID_Prediksi	Int	-	ID Pencarian
ID_BahanBakar	Int	-	ID Bahan Bakar
Tahun	Varchar	20	Tahun
Jan	Varchar	20	Januari
Feb	Varchar	20	Februari
Mar	Varchar	20	Maret
Apr	Varchar	20	April
Mei	Varchar	20	Mei

Jun	Varchar	20	Juni
Jul	Varchar	20	Juli
Agu	Varchar	20	Agustus
Sep	Varchar	20	September
Okt	Varchar	20	Oktober
Nov	Varchar	20	November
Des	Varchar	20	Desember

3.6. Rancangan Layar

Rancangan Layar dibawah ini merupakan rancangan layar berbentuk website yang akan dibuat untuk digunakan oleh pengguna dalam mengelola data penjualan dan memprediksi kebutuhan bahan bakar.

3.6.1. Rancangan Form Login

Rancangan form login digunakan pengguna untuk masuk ke dalam aplikasi yang harus memasukkan username dan password untuk verifikasi agar bisa masuk ke tampilan dashboard. Dapat dilihat pada gambar 3.14 sebagai berikut :

The image shows a web browser window with the title 'Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar'. The address bar displays 'http://PrediksiBahanBakar.id'. The main content area has the heading 'Silahkan Login Terlebih Dahulu'. Below this, there are two input fields: 'Username' and 'Password'. There is also a checkbox labeled 'Ingat Saya' and a 'Login' button. The browser window includes standard navigation icons (back, forward, stop, home) and a search icon.

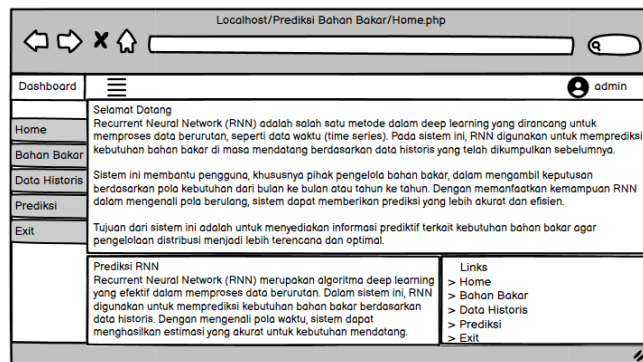
Gambar 3.14 Rancangan Form Login

Penjelasan :

Dapat dilihat pada gambar 3.14 merupakan tampilan form login yang akan digunakan pengguna untuk masuk ke dalam aplikasi. Pada tampilan login pengguna diharuskan menginput username dan password untuk diverifikasi dengan tujuan untuk menjaga keamanan sistem dengan membatasi akses hanya pengguna yang terdaftar, seperti admin atau pihak pengelola data prediksi bahan bakar.

3.6.2. Rancangan Dashboard

Rancangan dashboard merupakan tampilan ketika pengguna berhasil masuk ke dalam aplikasi yang menampilkan seluruh isi dari form yang terdapat di dalam aplikasi. Adapun rancangan dashboard dapat dilihat pada gambar 3.15 sebagai berikut :



Gambar 3.15 Rancangan Dashboard

Penjelasan :

Dapat dilihat pada gambar 3.15 merupakan tampilan dashboard yang mana ketika admin berhasil masuk ke dalam aplikasi maka tampilan ini menampilkan semua form yang ada pada aplikasi.

3.6.3. Rancangan Form Bahan Bakar

Rancangan form bahan bakar digunakan untuk menampilkan seluruh isi data bahan bakar yang terdapat di dalam aplikasi. Adapun rancangan form bahan bakar dapat dilihat pada gambar 3.16 sebagai berikut.

Gambar 3.16 Rancangan Form Bahan Bakar

Penjelasan :

Dapat dilihat pada gambar 3.16 merupakan tampilan form bahan bakar yang dimana halaman ini berfungsi sebagai modul input dan manajemen data jenis bahan bakar yang menjadi komponen utama dalam sistem prediksi. Data yang dimasukkan di sini akan menjadi bagian dari input yang digunakan oleh Model RNN untuk menghasilkan estimasi kebutuhan bahan bakar dimasa depan.

3.6.4. Rancangan Form Prediksi

Rancangan form prediksi ini digunakan admin untuk melihat seluruh isi data prediksi yang dilakukan oleh user yang terdapat di dalam aplikasi. Adapun rancangan form prediksi dapat dilihat pada gambar 3.17 sebagai berikut.

Gambar 3.17 Rancangan Form Data Prediksi

Penjelasan :

Dapat dilihat pada gambar 3.17 merupakan tampilan form prediksi bagian admin yang menampilkan data prediksi yang dilakukan oleh user. Halaman inilah

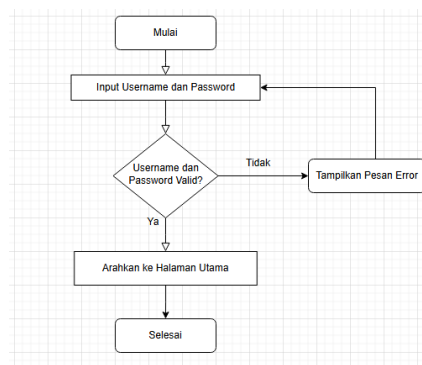
yang menjadi inti dari sistem prediksi, karena menyajikan hasil akhir berupa estimasi kebutuhan bahan bakar per bulan. Terdapat beberapa field pada halaman ini yaitu nama bulan januari sampai dengan desember, pada aksi terdapat cetak hasil prediksi dan hapus data.

3.6. Flowchart

Flowchart dibawah ini merupakan flowchart dari semua menu yang ada pada Aplikasi Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar Menggunakan Algoritma RNN yaitu :

1. Flowchart Login

Flowchart form login berisi alur kerja dari rancangan tampilan login yang dapat dilihat pada gambar 3.18.



Gambar 3.18 Flowchart Login

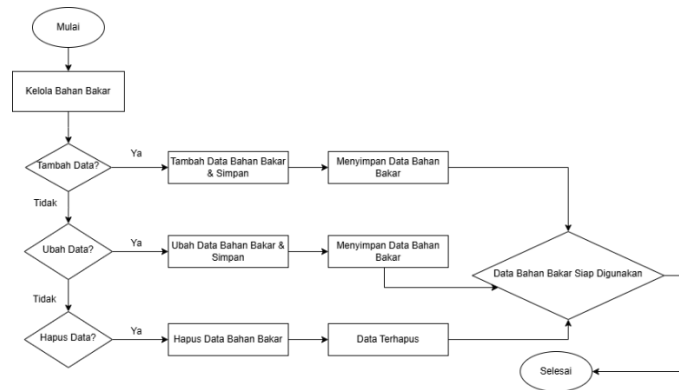
Penjelasan:

Dapat dilihat pada gambar 3.18 terdapat flowchart login. Admin diminta untuk memasukkan username dan juga password, apabila username dan password valid maka sistem akan mengarahkan ke halaman utama dan aplikasi terbuka. Namun apabila saat admin menginput username dan juga password tetapi tidak valid maka sistem akan menampilkan pesan error kemudian diarahkan ke halaman

input username atau password, dan dimintai username dan password yang terdaftar agar bisa mengarahkan ke halaman utama.

2. Flowchart Bahan Bakar

Flowchart bahan bakar berisi alur kerja dari rancangan tampilan form bahan bakar yang dapat dilihat pada gambar 3.19



Gambar 3.19 Flowchart Bahan Bakar

Penjelasan:

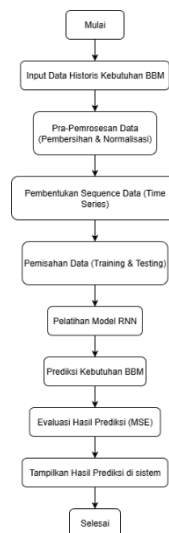
Dapat dilihat pada gambar 3.19 terdapat flowchart Bahan Bakar yang dimana proses pengelolaan bahan bakar dimulai dari langkah awal (Mulai) ketika pengguna mengakses sistem. Selanjutnya, pengguna diarahkan ke fitur kelola Bahan Bakar yang merupakan bagian utama melakukan manajemen data. Ditahap ini, pengguna diberi tiga opsi tindakan yaitu menambah, mengubah, atau menghapus data.

Jika pengguna memilih menambah data, maka sistem akan membuka form input untuk menambahkan data bahan bakar dan menyimpannya ke dalam basis data. Setelah itu, data disimpan kedalam sistem. Jika pengguna tidak menambah data, maka sistem akan menanyakan apakah ingin mengubah data. Apabila Ya, maka pengguna dapat melakukan pengeditan data bahan bakar yang telah tersimpan sebelumnya, dan sistem kemudian menyimpan perubahan tersebut.

Jika pengguna tidak mengubah data, maka sistem akan mengecek apakah pengguna ingin menghapus data. Bila pengguna memilih untuk menghapus, maka sistem akan menjalankan proses penghapusan. Setelah salah satu dari ketiga proses (tambah, ubah, hapus) selesai dijalankan, sistem melakukan pemeriksaan apakah data yang ada sudah siap digunakan. Jika data dinyatakan siap. Maka proses akan berakhir dengan kondisi sistem selesai.

3. Flowchart Prediksi

Flowchart prediksi berisi alur kerja dari rancangan tampilan form prediksi yang dapat dilihat pada gambar 3.20.



Gambar 3.20 Flowchart Prediksi

Penjelasan :

Pada gambar 3.20 terdapat flowchart prediksi. Ketika admin memilih tambah maka admin menambah data prediksi yang baru lalu pilih simpan maka aplikasi akan memproses untuk menyimpan data prediksi dan data prediksi tersimpan. ketika admin menghapus data prediksi maka aplikasi memproses untuk menghapus data prediksi lalu data terhapus dan data tersimpan.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Penerapan Recurrent Neural Network

1. Metode Recurrent Neural Network (RNN)

Penelitian ini menggunakan metode Recurrent Neural Network (RNN) yang digunakan sebagai proses pencarian hasil. Berikut adalah tahapan Metode Recurrent Neural Network (RNN) :

2. Mengumpulkan data historis kebutuhan Bahan Bakar
3. Menormalisasi data, untuk meningkatkan akurasi dengan menggunakan RNN

❖ Nilai pada pertalite :

Min : 392000

Max : 464000

Rumus Normalisasi (Min-Max Normalization)

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\text{min}}}{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}}$$

Hasil normalisasi dari bahan bakar pertalite

$$\text{Januari} = \frac{400000 - 392000}{464000 - 392000} = \frac{8000}{72000} = 0.111$$

$$\text{Februari} = \frac{392000 - 392000}{464000 - 392000} = \frac{0}{72000} = 0.000$$

$$\text{Maret} = \frac{416000 - 392000}{464000 - 392000} = \frac{24000}{72000} = 0.333$$

$$\text{April} = \frac{452000 - 392000}{464000 - 392000} = \frac{60000}{72000} = 0.833$$

$$\text{Mei} = \frac{408000 - 392000}{464000 - 392000} = \frac{16000}{72000} = 0.222$$

$$\text{Juni} = \frac{408000 - 392000}{464000 - 392000} = \frac{16000}{72000} = 0.222$$

$$\text{Juli} = \frac{440000 - 392000}{464000 - 392000} = \frac{48000}{72000} = 0.667$$

$$\text{Agustus} = \frac{464000-392000}{464000-392000} = \frac{72000}{72000} = 1.000$$

$$\text{September} = \frac{456000-392000}{464000-392000} = \frac{64000}{72000} = 0.889$$

$$\text{Oktober} = \frac{464000-392000}{464000-392000} = \frac{72000}{72000} = 1.000$$

$$\text{November} = \frac{440000-392000}{464000-392000} = \frac{48000}{72000} = 0.667$$

$$\text{Desember} = \frac{440000-392000}{464000-392000} = \frac{48000}{72000} = 0.667$$

Tabel 4.1 Normalisasi Pertalite

Bulan	Liter	X (Normalisasi)
Januari	400000	0.111
Februari	392000	0.000
Maret	416000	0.333
April	452000	0.833
Mei	408000	0.222
Juni	408000	0.222
Juli	440000	0.667
Agustus	464000	1.000
September	456000	0.889
Oktober	464000	1.000
November	440000	0.667
Desember	440000	0.667

4. Membuat urutan input data secara berurutan (Data Sequence)

Pada tabel dibawah ini merupakan Data Sequence yang menggunakan data

3 bulan sebelumnya untuk memprediksi bulan ke-4 (Window Size = 3)

Tabel 4.2 Urutan Data Sequence Peralite

X (Input)	Y (Target)
[0.111, 0.000, 0.333]	0.833 (April)
[0.000, 0.333, 0.833]	0.222 (Mei)
[0.333, 0.833, 0.222]	0.222 (Juni)
[0.833, 0.222, 0.222]	0.667 (Juli)
[0.222, 0.222, 0.667]	1.000 (Agustus)
[0.222, 0.667, 1.000]	0.889 (September)
[0.667, 1.000, 0.889]	1.000 (Oktober)
[1.000, 0.889, 1.000]	0.667 (November)
[0.889, 1.000, 0.667]	0.667 (Desember)

Cara menentukan data Sequence dari tabel diatas :

- ✓ Pilih berapa panjang sequence (Misal 3 bulan)
- ✓ Membuat kombinasi urutan nilai-nilai normalisasi per window :
- ✓ Window 1 = [Januari, Februari, Maret] → Prediksi April
- ✓ Window 2 = [Februari, Maret, April] → Prediksi Mei
- ✓ Window 3 = [Maret, April, Mei] → Prediksi Juni
- ✓ Dst.
- ✓ Pasangkan urutan dengan target output (bulan setelahnya).

5. Melakukan perhitungan urutan input, untuk diproses secara berurutan

Menghitung menggunakan RNN dengan Rumus :

$$h_t = \tanh (W_{xh} \cdot x_t + W_{hh} \cdot h_{t-1} + b_h)$$

Keterangan :

h_t : hidden state pada waktu ke-t (waktu)

$\tanh$: mengontrol nilai output hidden layer agar tidak terlalu besar atau tidak terlalu kecil.

x_t : nilai input pada waktu berikutnya

W_{hh} : hidden ke hidden (state sebelumnya ke state sesudah)

h_{t-1} : hidden state dari waktu sebelumnya, yang digunakan untuk memperbarui state saat ini.

b_h / b_y : bias untuk hidden layer dan output layer

Untuk perhitungan manual nya, disederhakan asumsinya

➤ $W_{xh} = 0.5$

➤ $W_{hh} = 0.5$

➤ $B_h = 0$

Perhitungan menggunakan RNN

13. $t = 1$

$$h_1 = \tanh (0.5 \cdot 0.111 + 0.5 \cdot 0 + 0) = \tanh(0.0555) = 0.0554$$

14. $t = 2$

$$h_2 = \tanh (0.5 \cdot 0.000 + 0.5 \cdot 0.0554) = \tanh(0.0277) = 0.0277$$

15. $t = 3$

$$h_3 = \tanh (0.5 \cdot 0.333 + 0.5 \cdot 0.0277) = \tanh(0.18035) = 0.1784$$

16. $t = 4$

$$h_4 = \tanh (0.5 \cdot 0.833 + 0.5 \cdot 0.1784) = \tanh(0.5057) = 0.4660$$

17. $t = 5$

$$h_5 = \tanh (0.5 \cdot 0.222 + 0.5 \cdot 0.4660) = \tanh(0.34405) = 0.3311$$

$$18. t = 6$$

$$h_6 = \tanh(0.5 \cdot 0.222 + 0.5 \cdot 0.3311 = \tanh(0.2765) = 0.2697$$

$$19. t = 7$$

$$h_7 = \tanh(0.5 \cdot 0.667 + 0.5 \cdot 0.2697 = \tanh(0.46835) = 0.4369$$

$$20. t = 8$$

$$h_8 = \tanh(0.5 \cdot 1.000 + 0.5 \cdot 0.4369 = \tanh(0.71845) = 0.6156$$

$$21. t = 9$$

$$h_9 = \tanh(0.5 \cdot 0.889 + 0.5 \cdot 0.6156 = \tanh(0.7523) = 0.6378$$

$$22. t = 10$$

$$h_{10} = \tanh(0.5 \cdot 1.000 + 0.5 \cdot 0.6378 = \tanh(0.8189) = 0.6737$$

$$23. t = 11$$

$$h_{11} = \tanh(0.5 \cdot 0.667 + 0.5 \cdot 0.6737 = \tanh(0.67035) = 0.5855$$

$$24. t = 12$$

$$h_{12} = \tanh(0.5 \cdot 0.667 + 0.5 \cdot 0.5855 = \tanh(0.62625) = 0.5552$$

Tabel 4.3 Hasil Perhitungan Data Sequence Peralite

t	x _t (Nilai Input)	h _t (Hidden State)
1	0.111	0.0554
2	0.000	0.0277
3	0.333	0.1784
4	0.833	0.4660
5	0.222	0.3311
6	0.222	0.2697

7	0.667	0.4369
8	1.000	0.6156
9	0.889	0.6378
10	1.000	0.6737
11	0.667	0.5855
12	0.667	0.5552

Hasil Denormalisasi (Proses mengembalikan nilai data yang sebelumnya

dinormalisasi ke bentuk aslinya)

Nilai Pertalite

Min = 392000

Max = 464000

Rumus : $X_{asli} = h_t (Max - Min) + Min$

Tabel 4.4 Denormalisasi Pertalite

t	h_t	Perhitungan	Hasil Denormalisasi (liter)
t_1	0,0554	$0,0554 \times 72000 + 392000 = 3988,8 + 392000$	395.988,8
t_2	0,0277	$0,0277 \times 72000 + 392000 = 1994,4 + 392000$	393.994,4
t_3	0,1784	$0,1784 \times 72000 + 392000 = 12844,8 + 392000$	404.844,8
t_4	0,4660	$0,4660 \times 72000 + 392000 = 33552,0 + 392000$	425.552,0
t_5	0,2222	$0,2222 \times 72000 + 392000 = 15998,4 + 392000$	407.998,4

t ₆	0,3064	$0,3064 \times 72000 + 392000 = 22060,8 + 392000$	414.060,8
t ₇	0,6667	$0,6667 \times 72000 + 392000 = 48002,4 + 392000$	440.002,4
t ₈	1,0000	$1,0000 \times 72000 + 392000 = 72000,0 + 392000$	464.000,0
t ₉	0,8889	$0,8889 \times 72000 + 392000 = 63999,6 + 392000$	455.999,6
t ₁₀	1,0000	$1,0000 \times 72000 + 392000 = 72000,0 + 392000$	464.000,0
t ₁₁	0,6667	$0,6667 \times 72000 + 392000 = 48002,4 + 392000$	440.002,4
t ₁₂	0,6667	$0,6667 \times 72000 + 392000 = 48002,4 + 392000$	440.002,4

❖ Nilai pada pertamax :

Min : 48000

Max : 80000

Rumus Normalisasi (Min-Max Normalization)

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\text{min}}}{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}}$$

Hasil normalisasi dari bahan bakar pertamax

Tabel 4.5 Hasil Normalisasi Bahan Bakar Pertamax

Bulan	Total (Liter)	Normalisasi
Januari	48.000	0.000

Februari	48.000	0.000
Maret	56.000	0.250
April	64.000	0.500
Mei	64.000	0.500
Juni	64.000	0.500
Juli	64.000	0.500
Agustus	72.000	0.750
September	72.000	0.750
Oktober	80.000	1.000
November	80.000	1.000
Desember	72.000	0.750

Hasil Denormalisasi (Proses mengembalikan nilai data yang sebelumnya dinormalisasi ke bentuk aslinya)

❖ Nilai Pertamina

Min = 48000

Max = 80000

Rumus : $X_{asli} = h_t (\text{Max} - \text{Min}) + \text{Min}$

Tabel 4.6 Denormalisasi Pertamina

t	Hidden State (h_t)	Rumus Denormalisasi	Hasil Denormalisasi (Liter)
1	0.0000	$(0.0000 \times 32000) + 48000$	48.000,0
2	0.0000	$(0.0000 \times 32000) + 48000$	48.000,0
3	0.1244	$(0.1244 \times 32000) + 48000$	48.780,8

4	0.3024	$(0.3024 \times 32000) + 48000$	57.676,8
5	0.3809	$(0.3809 \times 32000) + 48000$	60.188,8
6	0.4137	$(0.4137 \times 32000) + 48000$	61.238,4
7	0.4277	$(0.4277 \times 32000) + 48000$	61.686,4
8	0.5282	$(0.5282 \times 32000) + 48000$	64.902,4
9	0.5647	$(0.5647 \times 32000) + 48000$	66.070,4
10	0.6544	$(0.6544 \times 32000) + 48000$	68.940,8
11	0.6793	$(0.6793 \times 32000) + 48000$	69.817,6
12	0.6133	$(0.6133 \times 32000) + 48000$	67.625,6

❖ Nilai Pada Bio Solar

Min : 536000

Max : 664000

Rumus Normalisasi (Min-Max Normalization)

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\text{min}}}{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}}$$

Hasil normalisasi dari bahan bakar Bio Solar

Tabel 4.7 Hasil Normalisasi Bahan Bakar Bio Solar

Bulan	Total (Liter)	Normalisasi
Januari	576000	0.31
Februari	536000	0.00
Maret	592000	0.44
April	576000	0.31
Mei	576000	0.31
Juni	560000	0.19
Juli	640000	0.81
Agustus	664000	1.00

September	632000	0.75
Oktober	656000	0.94
November	608000	0.56
Desember	640000	0.81

Membuat urutan input data secara berurutan

Tabel 4.8 Urutan Data Sequence Bio Solar

X (Input)	Y (Target)
0.31, 0.00, 0.44	0.31 (April)
0.00, 0.44, 0.31	0.31 (Mei)
0.44, 0.31, 0.31	0.19 (Juni)
0.31, 0.31, 0.19	0.81 (Juli)
0.31, 0.19, 0.81	1.00 (Agustus)
0.19, 0.81, 1.00	0.75 (September)
0.81, 1.00, 0.75	0.94 (Oktober)
1.00, 0.75, 0.94	0.56 (November)
0.75, 0.94, 0.56	0.81 (Desember)

Hasil Denormalisasi (Proses mengembalikan nilai data yang sebelumnya dinormalisasi ke bentuk aslinya)

❖ Nilai Bio Solar

Min = 536000

Max = 664000

Rumus : $X_{asli} = h_t (Max - Min) + Min$

Tabel 4.9 Denormalisasi Bio Solar

t	Hidden State (h_t)	Rumus Denormalisasi	Hasil Denormalisasi (Liter)
1	0.1537	$(0.1537 \times 128000) + 536000 = 555679,6$	555.679,6
2	0.0767	$(0.0767 \times 128000) + 536000 = 545817,6$	545.817,6

3	0.2526	$(0.2526 \times 128000) + 536000 = 568732,8$	568.732,8
4	0.2741	$(0.2741 \times 128000) + 536000 = 570684,8$	570.684,8
5	0.2842	$(0.2842 \times 128000) + 536000 = 571993,6$	571.993,6
6	0.2326	$(0.2326 \times 128000) + 536000 = 565372,8$	565.372,8
7	0.4783	$(0.4783 \times 128000) + 536000 = 596822,4$	596.822,4
8	0.6285	$(0.6285 \times 128000) + 536000 = 616848,0$	616.848,0
9	0.5979	$(0.5979 \times 128000) + 536000 = 612531,2$	612.531,2
10	0.6451	$(0.6451 \times 128000) + 536000 = 618969,6$	618.969,6
11	0.5390	$(0.5390 \times 128000) + 536000 = 604992,0$	604.992,0
12	0.5883	$(0.5883 \times 128000) + 536000 = 611302,4$	611.302,4

❖ Nilai Pada Dexlite

Min : 8000

Max : 16000

Rumus Normalisasi (Min-Max Normalization)

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\text{min}}}{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}}$$

Hasil normalisasi dari bahan bakar Dexlite

Tabel 4.10 Hasil Normalisasi Bahan Bakar Dexlite

Bulan	Total (Liter)	Normalisasi
Januari	8000	0.00
Februari	8000	0.00
Maret	8000	0.00
April	8000	0.00
Mei	8000	0.00
Juni	8000	0.00

Juli	8000	0.00
Agustus	16000	1.00
September	8000	0.00
Oktober	16000	1.00
November	8000	0.00
Desember	16000	1.00

Hasil Denormalisasi (Proses mengembalikan nilai data yang sebelumnya

dinormalisasi ke bentuk aslinya)

❖ Nilai Dextrite

Min = 8000

Max = 16000

Rumus : $X_{asli} = h_t (\text{Max} - \text{Min}) + \text{Min}$

Tabel 4.11 Denormalisasi Dextrite

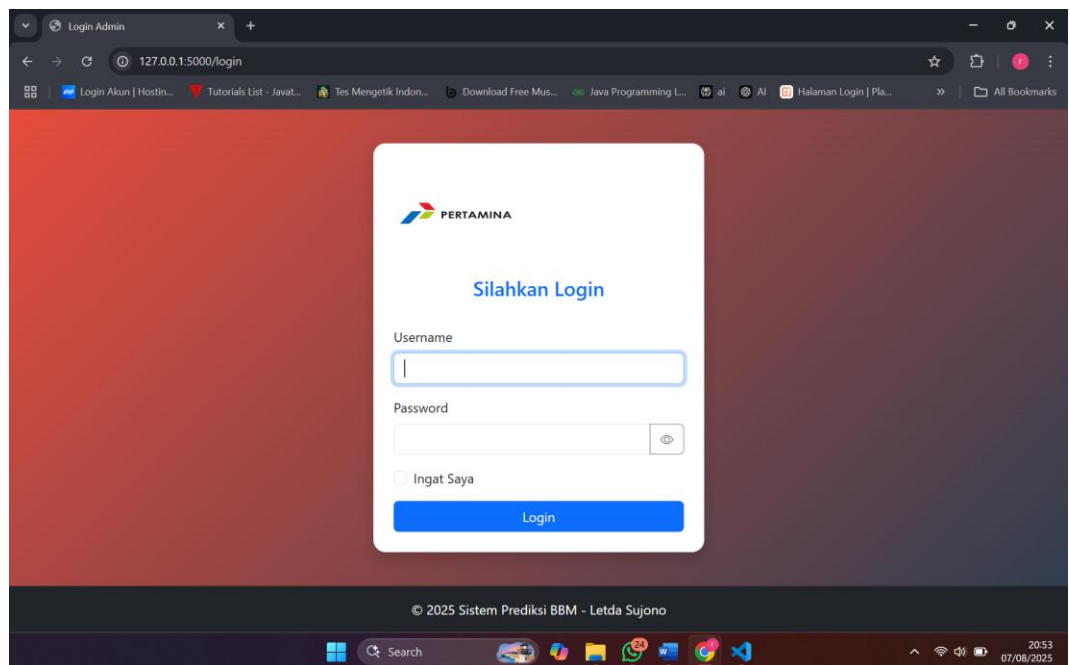
t	Hidden State (h t)	Perhitungan	Hasil Denormalisasi (Liter)
t1	0.00	$(0.00 \times 8000) + 8000$	8000.00
t2	0.00	$(0.00 \times 8000) + 8000$	8000.00
t3	0.00	$(0.00 \times 8000) + 8000$	8000.00
t4	0.00	$(0.00 \times 8000) + 8000$	8000.00
t5	0.00	$(0.00 \times 8000) + 8000$	8000.00
t6	0.00	$(0.00 \times 8000) + 8000$	8000.00
t7	0.00	$(0.00 \times 8000) + 8000$	8000.00
t8	0.46	$(0.46 \times 8000) + 8000 = 3680 + 8000$	11680.00
t9	0.23	$(0.23 \times 8000) + 8000 = 1840 + 8000$	9840.00
t10	0.55	$(0.55 \times 8000) + 8000 = 4400 + 8000$	12400.00
t11	0.27	$(0.27 \times 8000) + 8000 = 2160 + 8000$	10160.00
t12	0.56	$(0.56 \times 8000) + 8000 = 4480 + 8000$	12480.00

4.2 Hasil Sistem

Hasil dari prediksi kebutuhan bahan bakar dengan menggunakan algoritma Recurrent Neural Network sebagai berikut :

1. Halaman Login

Form login pada sistem prediksi kebutuhan bahan bakar dapat dilihat pada gambar 4.1

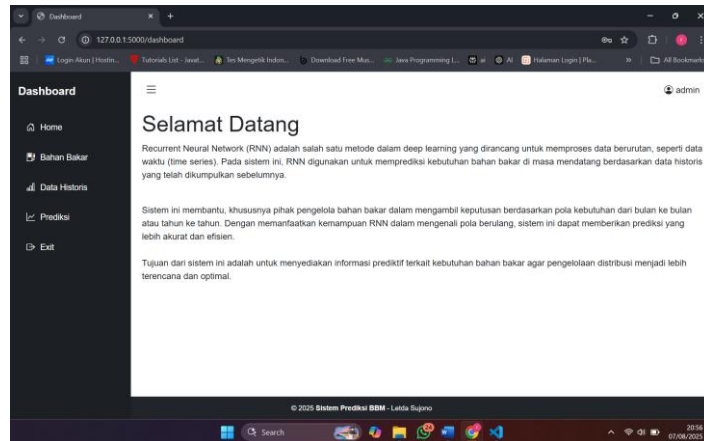


Gambar 4.1 Form Login

Form login ini digunakan user dan admin untuk login ke sistem dengan menggunakan username dan password yang sudah terdaftar.

2. Halaman Home

Form Home pada sistem prediksi kebutuhan bahan bakar dapat dilihat pada gambar 4.2

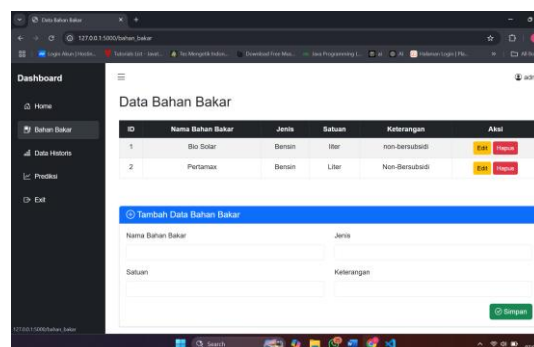


Gambar 4.2 Form Home

Pada halaman ini menampilkan beberapa menu-menu yang ada pada sistem yaitu form bahan bakar, data historis, prediksi, dan juga exit, yang mana ketika pengguna memilih salah satu menu akan tampil menu lainnya.

3. Halaman Bahan Bakar

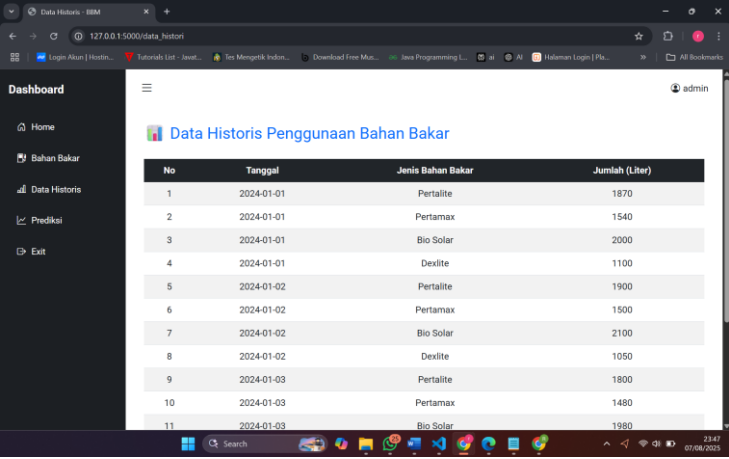
Form Bahan Bakar pada sistem prediksi kebutuhan bahan bakar dapat dilihat pada gambar 4.3



Gambar 4.3 Form Bahan Bakar

Pada halaman ini menampilkan data bahan bakar dan juga form untuk menambah data bahan bakar lengkap dengan nama bahan bakar, jenis, satuan, dan juga keterangan.

4. Halaman Data Historis

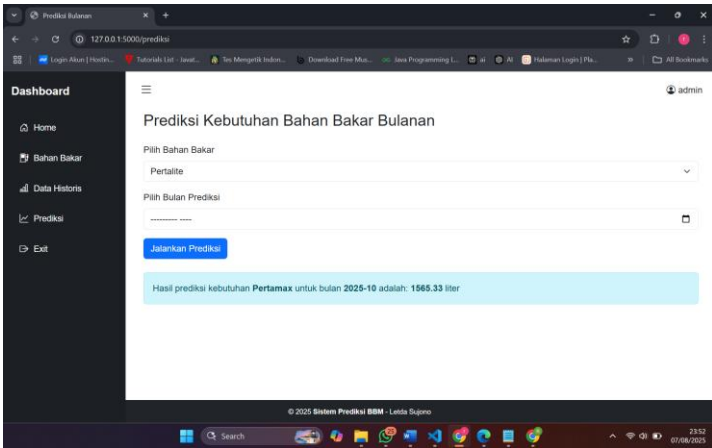


No	Tanggal	Jenis Bahan Bakar	Jumlah (Liter)
1	2024-01-01	Pertalite	1870
2	2024-01-01	Pertamax	1540
3	2024-01-01	Bio Solar	2000
4	2024-01-01	Dexlite	1100
5	2024-01-02	Pertalite	1900
6	2024-01-02	Pertamax	1500
7	2024-01-02	Bio Solar	2100
8	2024-01-02	Dexlite	1050
9	2024-01-03	Pertalite	1800
10	2024-01-03	Pertamax	1480
11	2024-01-03	Bio Solar	1980

Gambar 4.4 Form Data Historis

Pada form ini menampilkan rincian penggunaan bahan bakar dengan berisi beberapa informasi mulai dari No, sampai dengan Jumlah dalam satuan liter.

5. Halaman Prediksi



Gambar 4.5 Form Prediksi

Pada halaman ini menampilkan form prediksi kebutuhan bahan bakar dan juga terdapat beberapa pilihan bahan bakar maupun bulan, dan juga hasil prediksi dari kebutuhan bahan bakar tersebut.

4.3 Pengujian *Black Box* Testing

Tabel Pengujian Black Box Testing

No	Fungsi yang diuji	Fungsi yang diuji	Input yang diberikan	Output yang diperiksa
1.	Halaman Login	Tampilan Login	Navigasi ke halaman	Ditampilkan halaman login sesuai dengan yang diharapkan
2.	Halaman Home	Tampilan Home	Navigasi ke halaman	Ditampilkan halaman home sesuai dengan yang diharapkan.
3.	Halaman Data Bahan Bakar	Menampilkan data bahan bakar beserta form untuk menambah data bahan bakar	Form isian data baru yang akan dimasukkan kedalam sistem.	Rincian dan detail halaman data bahan bakar yang diharapkan.
4.	Halaman Data Historis	Tampilan Data Historis	Halaman ini menampilkan data historis yang telah tersimpan	Ditampilkan halaman informasi tabel yang berisi beberapa kolom penting seperti

			sebelumnya ke sistem	nomor urut, tanggal penggunaan dan juga jenis bahan bakar.
5.	Halaman Prediksi	Tampilan Hasil Prediksi	Halaman ini berupa pilihan jenis bahan bakar yang ingin diprediksi seperti pertalite, pertamax, Bio Solar, dan juga dextrite	Ditampilkan hasil yang berupa jumlah kebutuhan bahan bakar yang diprediksi untuk periode tertentu berdasarkan input yang diberikan oleh pengguna.

4.4 Hasil Uji Coba

Setelah melaksanakan serangkaian uji coba terhadap aplikasi yang telah dikembangkan, saya dapat menarik beberapa kesimpulan mengenai hasil yang diperoleh dari sistem tersebut, sebagai berikut :

1. Hasil perhitungan yang dilakukan menggunakan Algoritma Recurrent Neural Network (RNN) dalam aplikasi ini menunjukkan kesesuaian yang signifikan dengan pola data historis. Ini berarti bahwa algoritma yang

diterapkan mampu mempelajari urutan data dan menghasilkan prediksi kebutuhan bahan bakar secara akurat, sesuai dengan prinsip dasar RNN yang mengandalkan hubungan temporal antar data.

2. Algoritma RNN telah berhasil diintegrasikan dan diterapkan dalam aplikasi prediksi kebutuhan bahan bakar. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak hanya dirancang secara teoritis, tetapi juga telah diimplementasikan secara praktis, sehingga pengguna dapat memanfaatkan aplikasi untuk memproyeksikan kebutuhan bahan bakar berdasarkan data historis dengan lebih efisien.
3. Antarmuka pengguna (UI) dalam sistem ini telah dirancang sesuai dengan kebutuhan pengguna, dengan memperhatikan aspek kemudahan dan kenyamanan dalam penggunaan.
4. Sistem yang telah dibangun membutuhkan data historis sebagai data pelatihan dan data input untuk diproses prediksi. Oleh karena itu, keberhasilan prediksi sangat dipengaruhi oleh kelengkapan dan konsistensi data historis yang dimasukkan oleh pengguna ke dalam sistem.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Dari hasil penelitian dan implementasi sistem yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa:

1. Implementasi algoritma Recurrent Neural Network (RNN) ke dalam sistem informasi prediksi kebutuhan bahan bakar dapat dilakukan dengan baik dan memberikan hasil yang relevan. Algoritma ini mampu memproses data historis penggunaan bahan bakar dan menghasilkan prediksi jumlah kebutuhan bahan bakar untuk periode berikutnya. Sistem ini telah diuji menggunakan data penggunaan dari berbagai jenis bahan bakar, seperti Pertalite, Pertamax, Dexlite, dan Bio Solar, dan mampu memberikan hasil prediksi dalam bentuk angka kebutuhan yang mendekati pola riil yang ada.

No.	Jenis Bahan Bakar	Bulan Prediksi	Hasil Prediksi (Liter)
1.	Pertalite	September 2025	1,558.34
2.	Pertamax	September 2025	1,570.03
3.	Dexlite	September 2025	1,571.63
4.	Bio Solar	September 2025	1,557.09

2. Sistem ini dirancang dengan antarmuka yang sederhana dan user-friendly, sehingga dapat digunakan oleh pengguna dari berbagai latar belakang, termasuk petugas SPBU maupun pengelola distribusi bahan bakar. Informasi hasil prediksi ditampilkan dengan jelas dan informatif, membantu pengguna dalam merencanakan kebutuhan distribusi bahan bakar dengan lebih tepat waktu dan efisien.
3. Dengan adanya sistem ini, diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata dalam membantu pengelolaan logistik dan perencanaan stok bahan bakar, khususnya dalam mendukung ketersediaan pasokan bahan bakar yang stabil. Sistem ini juga dapat menjadi dasar pengambilan keputusan strategis berdasarkan data historis yang tersedia.

5.2. Saran

Untuk pengembangan lebih lanjut dari penelitian ini, penulis menyarankan beberapa hal berikut:

1. Peneliti selanjutnya disarankan untuk meningkatkan akurasi prediksi dengan melakukan pelatihan model menggunakan dataset yang lebih besar dan mencakup lebih banyak variabel pendukung, seperti hari libur, tren musiman, atau data distribusi per wilayah.
2. Perlu dilakukan perbandingan antara algoritma RNN dengan algoritma prediksi lainnya, seperti LSTM, GRU, atau metode statistik tradisional, agar dapat diketahui kelebihan dan kekurangan masing-masing metode dalam konteks prediksi kebutuhan bahan bakar.

3. Dari sisi sistem, pengembangan ke arah aplikasi berbasis mobile atau integrasi dengan API SPBU dapat menjadi langkah lanjutan, agar sistem dapat digunakan secara lebih luas dan real-time di lapangan.

DAFTAR PUSTAKA

- Alter, S. (2002). *Information Systems: Foundation of E-Business*. Prentice Hall.
- Bodnar, G. H., & Hopwood, W. S. (2010). *Sistem Informasi Akuntansi*. Salemba Empat.
- Davis, G. B. (1991). *Management Information Systems: Conceptual Foundations, Structure, and Development*. McGraw-Hill.
- Engels, G., Hausmann, J. H., Heckel, R., & Sauer, S. (2000). *Testing UML models for structural correctness*. Proceedings of the 5th International Conference on the Unified Modeling Language.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- Haykin, S. (2009). *Neural Networks and Learning Machines* (3rd ed.). Prentice Hall.
- Jain, A. K., Mao, J., & Mohiuddin, K. M. (1996). Artificial neural networks: A tutorial. *Computer*, 29(3), 31–44.
- Jogiyanto, H. M. (2005). *Analisis dan Desain Sistem Informasi: Pendekatan Terstruktur Teori dan Praktek Aplikasi Bisnis*. Andi.
- Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2018). Statistical and Machine Learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PLOS ONE*, 13(3).
- Pandolfi, R., & Adinolfi, V. (2023). *Prediksi konsumsi bahan bakar secara Real-Time melalui Recurrent Neural Network*. Journal of Transportation AI.
- Polverino, P., & Cesare, A. (2023). *Fuel Consumption Forecasting with RNNs for Fleet Optimization and CO2 Reduction*. Transportation Engineering Reports.
- Rifais, A. (2019). *Prediksi Konsumsi Energi Listrik Menggunakan Recurrent Neural Network (RNN) di PLN APJ Salatiga*. Universitas Negeri Semarang.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323, 533–536.
- Sahi, S. (2020). *Pemrograman Web Dinamis dengan PHP dan MySQL*. Informatika.

Setiawan, H., Dewi, R. P., & Putri, A. D. (2022). *Pengujian Perangkat Lunak Menggunakan Metode Black Box*. Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi.

Sudaria, T., Wijaya, A. S., & Putra, D. (2021). *Belajar HTML & CSS Untuk Pemula*. Deepublish.

Uminingsih, E., Kurniawan, D., & Rahmah, M. (2022). *Pengujian White Box dan Black Box pada Aplikasi Berbasis Web*. Jurnal Teknik Informatika.

Wahyuni, R., & Irawan, A. (2020). *Pemanfaatan Web sebagai Media Informasi Digital*. Jurnal Sistem Informasi dan Informatika.

Wang, Y., Wang, J., & Zhang, Y. (2019). A Review of Smart Energy Forecasting Using Artificial Neural Networks. *Energy Reports*, 5, 435–450.

Wiradiputra, A. (2021). *Rekayasa Perangkat Lunak*. Universitas Terbuka.

LAMPIRAN-LAMPIRAN

1. TEMPAT PENELITIAN





2. SURAT PENETAPAN DOSEN PEMBIMBING



PENETAPAN DOSEN PEMBIMBING PROPOSAL/SKRIPSI MAHASISWA NOMOR : 3/II.3-AU/UMSU-09/F/2025

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, berdasarkan Persetujuan permohonan judul penelitian Proposal / Skripsi dari Ketua / Sekretaris.

Program Studi : Sistem Informasi
Pada tanggal : 03 Januari 2025

Dengan ini menetapkan Dosen Pembimbing Proposal / Skripsi Mahasiswa.

Nama : Fauzan Ilhamdi
NPM : 2109010108
Semester : VII (Tujuh)
Program studi : Sistem Informasi
Judul Proposal / Skripsi : Sistem Informasi Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar Dengan Algoritma Neural Network Di Pertamina Letda Sujono

Dosen Pembimbing : Fatma Sari Hutagalung, S.Kom., M.Kom.

Dengan demikian di izinkan menulis Proposal / Skripsi dengan ketentuan

1. Penulisan berpedoman pada buku panduan penulisan Proposal / Skripsi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi UMSU
2. Pelaksanaan Sidang Skripsi harus berjarak 3 bulan setelah dikeluarkannya Surat Penetapan Dosen Pembimbing Skripsi.
3. Proyek Proposal / Skripsi dinyatakan " BATAL " bila tidak selesai sebelum Masa Kadaluarsa tanggal : 03 Januari 2026
4. Revisi judul.....

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Ditetapkan di : Medan
Pada Tanggal : 03 Rajab 1446 H
03 Januari 2025 M



a.n.Dekan
Wakil Dekan I
[Signature]
Fatma Sari Hutagalung, S.T., M.Kom.
NIDN : 0121119102

Cc. File



3. UNDANGAN SEMINAR PROPOSAL

UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
Nomor : 709/II.3-AU/UMSU-09/F/2025

UNDANGAN SEMINAR PROPOSAL
Fakultas : Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi
Program Studi : Sistem Informasi
Hari/Tanggal : Senin, 07 Juli 2025
Waktu /Tempat : 09.00/G
Peminpin Seminar : Yoshida Sary, S.E., S.Kom., M.Kom.

NPM	NAMA ALUMNUS/IA	Dosen Pembimbing	Dosen Pembimbing	Judul PROPOSAL
2109010108	Fauzan Ihammi	Fatma Sari Hutagalung, S.Kom., M.Kom	Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom.	Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar Dengan Algoritma Recurent Neural Network (RNN)
2109010013	Setyo Harry Nugroho	Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom	Hafim Maulana, S.T., M.Kom	Analisis Sentimen Terhadap Jual Beli Produk Sepatu Preloved Berdasarkan Ulasan X Dengan Pertbandingan Algoritma Support Vector Machine dan Long Short-Term Memory (LSTM)
2109010026	Dimas Arya Prayoga	Mulikan Azhari, M.Kom	Yohanni Syahra, S.St.,M.Kom.	Identifikasi Buah Kelapa Sawit Dengan Berdasarkan Citra Reti Menggunakan Algoritma Naive Bayes

- Laki-laki berbustana hitam putih dan memakai dasi
Perempuan: berbustana muslimah hitam putih




Medan, 08 Muharram 1447 H
03 Juli 2025 M


Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom
NIDN: 121099201



4. BERITA ACARA BIMBINGAN SKRIPSI (SIDANG)


UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UMSU Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Gedung 1001 Jalan Bina Bangsa No. 1 Medan 20132 Telp. (061) 8523450 - 8523451 Fax. (061) 8523451 - 8523452
 Pusat Administrasi Jalan Mubtahir Basri No. 1 Medan 20132 Telp. (061) 8523450 - 8523451 Fax. (061) 8523451 - 8523452
 E-mail: umsu@umsu.ac.id, info@umsu.ac.id, umsu@umsu.ac.id, umsu@umsu.ac.id

Berita Acara Pembimbingan Skripsi

Nama Mahasiswa : **FAUZHAN UHARUDI** Program Studi : **Sistem Informasi**
 NPM : **2109010108** Konsentrasi :
 Nama Dosen Pembimbing : **Fatma Sari Hutagaung** Judul Penelitian : **Prediksi kebutuhan stok bahan bakar Pelda Jitu dengan algoritma RNN**
S.Kom., M.Kom

Item	Hasil Evaluasi	Tanggal	Paraf Dosen
	Menambahkan diagram Alir/Flowchart RNN		
	Menjelaskan bagaimana cara RNN itu bekerja untuk prediksi		

Medan, ...

Diketahui oleh :
Ketua Program Studi Sistem Informasi

Disetujui oleh :
Dosen Pembimbing









5. UNDANGAN SIDANG MEJA HIJAU

Logo UMSU: **UMSU**
Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara

Tanggal Undangan: Sabtu, 13 September 2020
Waktu / Tempat : 08:00-14.00 WIB/Gedung G

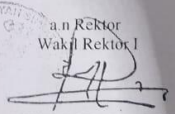
dalam bentuk tim (2 Orang)
*Dosen Penguji yang telah akan digamti

No	NAMA MAHASISWA	NPM	JUDUL SKRIPSI	DOSEN PENGUJI		
12	Fauzan Ilhanidi	2109010108	Prediksi Kebutuhan Stok Bahan Bakar pada SPBU Dengan Algoritma Recurrent Neural Network (RNN)	Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom.	Halim Maulana, S.T., M.Kom.	Fatma Sari, S.Kom., M.Kom.
13	Sultan Zaky	2109010134	Analisis Kinerja Dengan Clustering Terhadap Kepuasan Pelanggan Pada Perusahaan Air Minum Perumda Tirtanadi Menggunakan Metode Fuzzy K-Means	Yoshida Sary, S.E., S.Kom., M.Kom.	Dr. Zainal Aziz, M.Si.	Indah Purnama, S.T., M.Kom.
14	Faiz Amrizal	2109010908	Klasifikasi Penjualan Produk Kuliner Di Tenant 1 PT.Usaha Mitra Milenial Menggunakan Metode K-Nearest Neighbors (KNN)	Martiano, S.Pd., S.Kom., M.Kom.	Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom.	Fatma Sari, S.Kom., M.Kom.
15	Setyo Harry Nugroho	2109010013	Analisis Sentimen Terhadap Jual Beli Produk Sepatu Preloved Berdasarkan Ulasan X Dengan Perbandingan Algoritma Support Vector Machine (SVM) Dan Long Short-Term Memory (LSTM)	Halim Maulana, S.T., M.Kom.	Mahardika Abdi Prawira, S.Kom., M.Kom.	Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom.

Asisten Pengambilan Berita Acara :
1. Suvia Agustin S.I.Kom
2. Andika Suras Saputra, S.M

Medan, 19 September 2020
11 September 2020

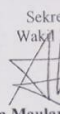
Ditetapkan Oleh

Wakil Rektor I

Prof. Dr. MUHAMMAD ARIFIN, S.H., M.Hum.

Panitia Ujian

Ketua Dewan

Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom.

Sekretaris Dewan

Halim Maulana

6. HASIL CEK TURNITIN

proposal_revisian-1760253469710

ORIGINALITY REPORT

24%	22%	11%	16%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	Submitted to Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Student Paper	2%
2	repository.umsu.ac.id Internet Source	2%
3	jurnal.untan.ac.id Internet Source	1%
4	Submitted to Universiti Teknologi Petronas Student Paper	1%
5	repository.mercubuana.ac.id Internet Source	1%
6	ojs.stttexmaco.ac.id Internet Source	1%
7	Submitted to Universitas Putera Batam Student Paper	1%
8	docplayer.info Internet Source	<1%
9	pt.scribd.com Internet Source	<1%