

Sistem Prediksi Kebutuhan Stock Obat Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM) Time Series Berbasis Deep Learning

Salahuddin¹, M.Khadafi², Orizka Yusrianti³

^{1,2,3} Jurusan Teknologi Informasi dan Komputer Politeknik Negeri Lhokseumawe
Jln. B.Aceh Medan Km.280 Buketrata 24301 INDONESIA

^{1*}salahuddintik@pnl.ac.id

Abstrak— Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan turunan dari Recurrent Neural Network (RNN) yang menerapkan prinsip ilmu komputer dan statistik untuk mengenali pola data kompleks. Fokus penelitian ini adalah mengatasi tantangan rumah sakit dalam mengelola stok obat secara efisien, guna memastikan ketersediaan optimal tanpa kelebihan atau kekurangan. Ketidakmampuan dalam memprediksi kebutuhan stok obat dapat menghambat proses perawatan dan mengancam keselamatan pasien. Metodologi penelitian meliputi tujuh tahapan identifikasi masalah, perumusan masalah, studi literatur, pengumpulan data, perancangan model LSTM, implementasi, dan analisis hasil. Model prediksi stok obat dikembangkan menggunakan dataset pengeluaran obat dari RSUD Aceh Tamiang, yang mencakup 1096 record pengeluaran untuk setiap obat dari 30 jenis obat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa dari 30 model obat yang diteliti, hanya 5 model menunjukkan akurasi di bawah 70% ketika dilatih menggunakan GPU (Graphics Processing Unit), sedangkan dengan CPU (Central Processing Unit), 8 model menunjukkan akurasi serupa. Evaluasi menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) menunjukkan variasi akurasi antar model, dipengaruhi oleh fluktuasi data. Penelitian ini merekomendasikan penggunaan dataset yang lebih besar, minimal 10,000 record, untuk meningkatkan akurasi prediksi. Model yang dikembangkan akan diimplementasikan dalam aplikasi Paperless Hospital untuk mengoptimalkan pengelolaan stok obat. Kesimpulannya, algoritma LSTM efektif dalam memprediksi data time series pengeluaran obat, dengan beberapa model mencapai akurasi di atas 70%.

Kata kunci— Prediksi, Stok Obat, LSTM, MAPE, RNN.

Abstract— Long Short-Term Memory (LSTM) is a variant of Recurrent Neural Network (RNN) that applies principles of computer science and statistics to recognize complex data patterns. This research focuses on addressing the challenges hospitals face in efficiently managing medication stock to ensure optimal availability without excess or shortage. The inability to predict medication stock needs can hinder patient care and threaten patient safety. The research methodology comprises seven stages: problem identification, problem formulation, literature review, data collection, LSTM model design, implementation, and result analysis. The medication stock prediction model was developed using a dataset of medication issuance records from RSUD Aceh Tamiang, consisting of 1096 records for each of the 30 types of medication. The results show that of the 30 medication models studied, only 5 models exhibited accuracy below 70% when trained using a GPU (Graphics Processing Unit), whereas 8 models showed similar accuracy when trained using a CPU (Central Processing Unit). Evaluation using Mean Absolute Percentage Error (MAPE) indicated variations in model accuracy, influenced by data fluctuations. This study recommends using a larger dataset, with a minimum of 10,000 records, to improve prediction accuracy. The developed model will be implemented in the Paperless Hospital application to optimize medication stock management. In conclusion, the LSTM algorithm is effective in predicting time series data for medication issuance, with several models achieving accuracy above 70%.

Keywords— Prediction, Medication Stock, LSTM, MAPE, RNN.

I. PENDAHULUAN

Berdasarkan Undang-Undang No.44 Tahun 2009 tentang rumah sakit, rumah sakit merupakan institusi pelayanan kesehatan yang menyelenggarakan pelayanan kesehatan perorangan secara paripurna yang menyediakan pelayanan rawat inap, rawat jalan, dan gawat darurat [1]. Selain itu rumah sakit juga berfungsi untuk menyediakan pelayanan paripurna, penyembuhan penyakit dan pencegahan penyakit kepada masyarakat, serta merupakan pusat pelatihan bagi tenaga kesehatan dan pusat penelitian medik. Sebagai pusat pelayanan kesehatan, rumah sakit tidak hanya mengandalkan tim tenaga medis yang terlatih untuk memberikan perawatan, tetapi juga memastikan ketersediaan obat-obatan yang diperlukan dalam pelaksanaan tindakan medis pada pasien. Seiring dengan perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah mengubah tata kelola organisasi di berbagai sektor, termasuk dalam bidang layanan kesehatan [2,3]. Dalam era layanan kesehatan modern, pengelolaan stok obat menjadi aspek kritis yang memerlukan perhatian khusus. Tantangan utama yang dihadapi oleh Rumah Umum Daerah (RSUD) adalah bagaimana mengelola stok obat dengan efektif dan efisien untuk memastikan ketersediaan obat yang optimal

tanpa kelebihan atau kekurangan stok obat-obatan. Kompleksitas masalah ini semakin meningkat dengan pertumbuhan jumlah pasien, variasi penyakit, dan perkembangan terapi medis yang terus berkembang. Ketidakmampuan dalam memprediksi kebutuhan stok obat dapat berakibat pada kekurangan obat yang sangat dibutuhkan, menghambat proses perawatan, dan bahkan mengancam keselamatan pasien. Di sisi lain, kelebihan stok obat dapat mengakibatkan menumpuknya obat-obatan dan pemborosan sumber daya keuangan rumah sakit. Selama ini pengelolaan stok obat pada rumah sakit masih menggunakan cara konvensional yang lebih bersifat reaktif dengan pola permintaan obat yang kompleks dan seringkali fluktuatif sulit diatasi dengan metode konvensional.

II. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM) untuk memprediksi kebutuhan stok obat. Tahapan penelitian terdiri dari :

A. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari data pengeluaran obat di RSUD Aceh Tamiang, yang

mencakup 1096 rekaman pengeluaran untuk 30 jenis obat selama tiga tahun terakhir. Data ini dipilih karena mencerminkan kebutuhan stok yang aktual, serta memiliki pola musiman yang dapat dimodelkan dengan metode time series.

B. Preprocessing Data

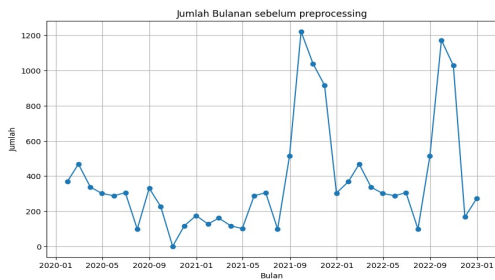
Data yang dikumpulkan dalam penelitian ini harus melewati serangkaian proses preprocessing untuk memastikan bahwa data tersebut memiliki kualitas yang baik dan dapat digunakan secara efektif dalam pengembangan model prediksi. Tahap preprocessing ini sangat penting karena kualitas data akan secara langsung mempengaruhi hasil dari model prediksi yang dibangun. Proses preprocessing ini meliputi beberapa langkah, yaitu penghilangan data yang hilang (missing values) atau data yang menyimpang (outlier), normalisasi data, dan konversi ke format time series yang sesuai dengan persyaratan input model LSTM.

Penghilangan data yang hilang atau outlier dilakukan untuk mencegah bias dan kesalahan dalam proses pelatihan model. Outlier adalah data yang berada di luar rentang nilai yang wajar dan dapat menyebabkan model memberikan hasil prediksi yang tidak akurat. Metode yang digunakan untuk mengidentifikasi dan menghilangkan outlier adalah metode Interquartile Range (IQR), di mana data yang berada di luar batas bawah dan batas atas akan dihapus. Langkah ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data dan memastikan model LSTM mendapatkan informasi yang relevan [4,5].

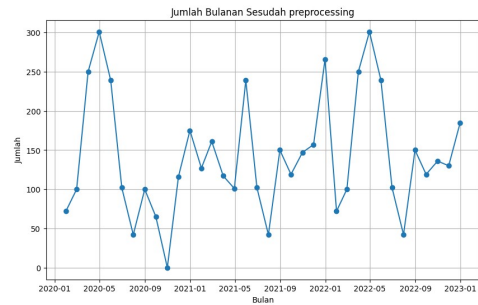
Selain itu, proses normalisasi data juga sangat penting dalam preprocessing. Normalisasi dilakukan untuk mengubah nilai data agar berada dalam rentang yang seragam, biasanya antara 0 dan 1, sehingga setiap fitur dalam data memiliki bobot yang sama. Hal ini bertujuan untuk memudahkan proses pelatihan model dan menghindari ketidakseimbangan yang dapat terjadi akibat perbedaan skala pada data. Dengan normalisasi, model LSTM akan lebih mudah mengenali pola dari data time series yang digunakan.

Tahap terakhir adalah mengonversi data ke format time series yang sesuai dengan persyaratan input model LSTM. Data time series adalah data yang diobservasi atau dikumpulkan dalam kurun waktu tertentu, sehingga penting untuk memformat data dengan benar agar model LSTM dapat mempelajari pola temporal dari data tersebut.

Berikut ini adalah gambar perbandingan hasil preprocessing data, khususnya setelah penghilangan outlier menggunakan metode IQR, dengan kondisi data sebelum dilakukan penghilangan outlier. Gambar ini menunjukkan bagaimana proses preprocessing dapat membantu meningkatkan kualitas data yang akan digunakan dalam pelatihan model prediktif.



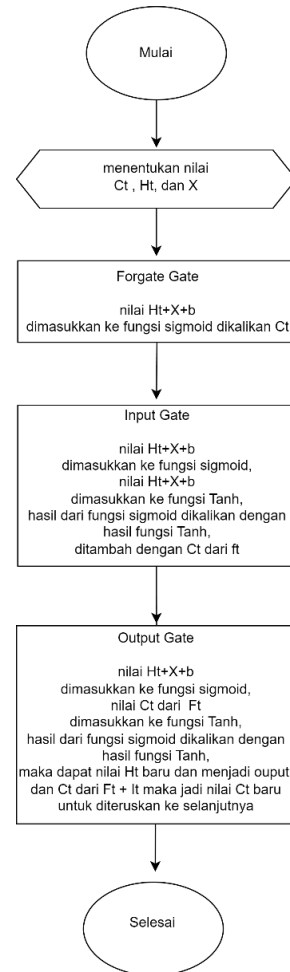
Gambar 1 Jumlah Bulanan Sebelum Membuang Outlier



Gambar 2 Jumlah Bulanan Sesudah Membuang Outlier

C. Desain Model LSTM

Model LSTM (Long Short-Term Memory) dirancang untuk memproses data time series dengan mempertimbangkan pola historis pengeluaran obat. Keunggulan model ini terletak pada kemampuannya menangkap dependensi jangka panjang dalam data melalui lapisan-lapisan memorinya. Dalam pembelajaran, LSTM dilatih menggunakan dataset yang telah diproses untuk menghasilkan prediksi yang akurat. Arsitektur LSTM terdiri dari beberapa tahapan, mulai dari pemrosesan awal data, pembentukan lapisan input, hingga penerapan mekanisme memori dan menghasilkan output. Proses ini digambarkan pada Gambar 3 sehingga mampu memprediksi kebutuhan stok obat secara efisien [6,7].



Gambar 3 Arsitektur Model LSTM

Service API yang digunakan dalam integrasi ini dapat dilihat pada Gambar 4.

Keterangan :

- Ct : Cell State
- Ht : Hidden State
- X : Nilai Input
- b : Bias
- Ft : Forgate Gate
- It : Input Gate

Sigmoid : Fungsi sigmoid adalah fungsi aktivasi yang memetakan nilai input menjadi nilai antara 0 dan 1.

Tanh: Fungsi Tanh adalah fungsi aktivasi yang memetakan nilai input menjadi nilai antara -1 dan 1.

Gambar 3 menjelaskan langkah-langkah proses yang terjadi dalam metode LSTM. Langkah-langkah ini mencakup beberapa tahap, dimulai dari pemrosesan data input hingga menghasilkan output yang diinginkan. Proses tersebut melibatkan lapisan input yang menerima data time series, dilanjutkan dengan pengolahan oleh sel-sel memori LSTM yang memiliki mekanisme untuk menyimpan dan melupakan informasi sesuai pola historis. Setiap langkah ini dirancang untuk menangkap dependensi jangka panjang dalam data, memungkinkan model LSTM memprediksi dengan lebih akurat berdasarkan pola yang telah dikenali.

D. Evaluasi Model Dengan MAPE

Model yang telah dilatih diuji menggunakan data uji (testing data) yang terpisah dari data pelatihan, kemudian dievaluasi untuk mengetahui seberapa baik model tersebut memprediksi kebutuhan stok obat. Hasil evaluasi ini dibandingkan dengan metode lain untuk mengidentifikasi keunggulan LSTM dalam menangani prediksi time series pada data pengeluaran obat. Evaluasi model dilakukan menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), sebuah metode yang umum digunakan untuk mengukur akurasi model prediksi dalam konteks data time series [8,9]. MAPE menghitung persentase kesalahan rata-rata antara nilai aktual dan nilai prediksi, di mana semakin rendah nilai MAPE, semakin baik akurasi model tersebut. Untuk menghitung MAPE dapat menggunakan persamaan (1).

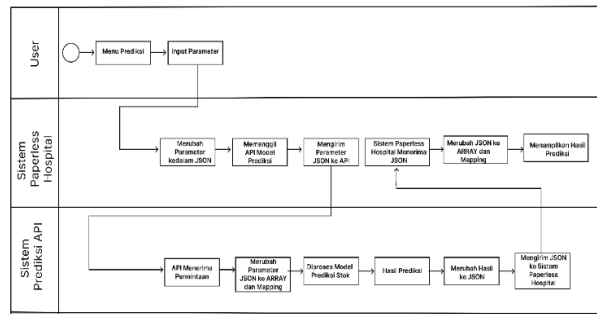
$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \times 100 \dots \dots \dots (1)$$

Keterangan :

- A_t = Nilai aktual pada waktu t
- F_t = Nilai prediksi pada waktu t
- n = Jumlah observasi

E. Implementasi Model

Model yang telah diuji dan dievaluasi kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi Paperless Hospital melalui API (Application Programming Interface). Aplikasi Paperless Hospital ini telah diimplementasikan di RSUD Aceh Tamiang, sehingga integrasi model prediksi dengan sistem yang sudah ada diharapkan dapat memberikan manfaat langsung dalam memudahkan dan mengoptimalkan pengelolaan stok obat di rumah sakit. Proses integrasi ini memungkinkan sistem untuk secara otomatis menerima dan memproses prediksi kebutuhan stok obat berdasarkan data historis. Adapun arsitektur Web



Gambar 4 Arsitektur Integrasi Sistem

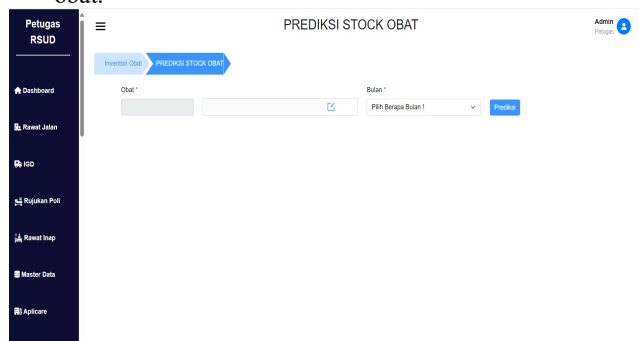
Gambar 4 menjelaskan tahapan proses integrasi model prediksi dengan Sistem Paperless Hospital, di mana arsitektur integrasi ini menunjukkan alur bagaimana sistem Paperless Hospital terhubung dengan model prediksi. Pada proses ini, model di-API-kan, sehingga ketika pengguna memasuki menu prediksi stok dan menginputkan parameter, sistem Paperless Hospital membungkus parameter tersebut dalam bentuk JSON dan kemudian memanggil API Model Prediksi untuk mengirimkan parameter tersebut. API Model Prediksi menerima permintaan, mengubah JSON menjadi array, melakukan pemetaan parameter, dan memasukkannya ke dalam model prediksi. Proses ini dilanjutkan hingga menghasilkan informasi berupa hasil prediksi, yang kemudian diubah ke dalam bentuk JSON dan dikirimkan kembali ke sistem Paperless Hospital. Sistem Paperless Hospital selanjutnya menerima JSON tersebut, mengubahnya menjadi array untuk pemetaan hasil, sehingga hasil prediksi dapat ditampilkan dengan benar.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

4. User Interface

1. Tampilan Halaman Menu Prediksi Stok Obat

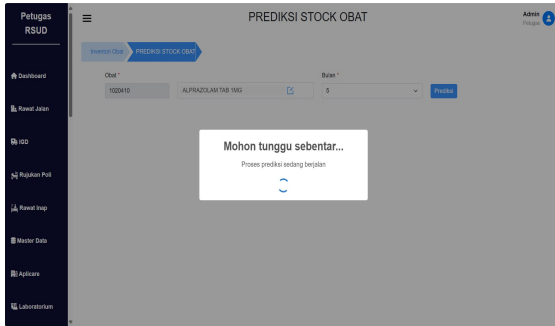
Halaman Menu Prediksi Stok Obat Menu prediksi stok obat merupakan bagian dari menu inventori obat. Menu ini bertujuan untuk memprediksi kebutuhan stok obat di masa mendatang. Fitur ini memudahkan apoteker dalam memesan atau menyetok kebutuhan obat.



Gambar 5 Menu Prediksi Stok Obat

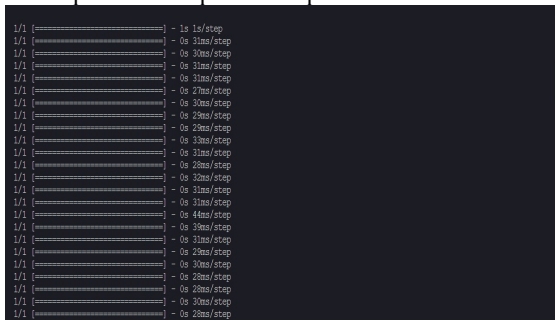
Dengan memasukkan obat dan jumlah bulan yang akan diprediksi, kemudian pengguna mengklik tombol "prediksi", sistem akan menghitung dan memprediksi

kebutuhan stok obat di masa mendatang dengan menampilkan pemberitahuan yang menginformasikan bahwa sistem sedang berjalan. Untuk hasilnya dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6 Tombol Prediksi Klik

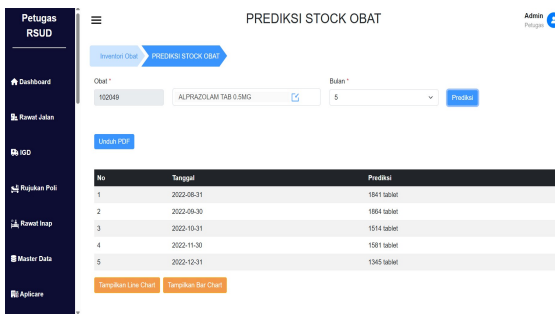
Di balik layar, saat tampilan menampilkan alert "mohon tunggu sebentar", model melakukan prediksi di backend untuk menampilkan hasil setelah diprediksi. Detail proses ini dapat dilihat pada Gambar .



Gambar 7 Proses Prediksi Backend.

2. Tampilan Hasil Prediksi

Setelah selesai melakukan proses prediksi, hasil prediksinya akan disajikan dalam bentuk tabel di frontend aplikasi. Pengguna dapat melihat detail hasil prediksi pada tabel tersebut Untuk hasilnya dapat dilihat pada Gambar 8 sebagai berikut :



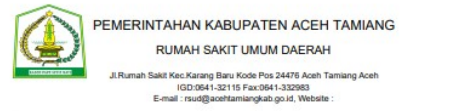
Gambar 8 Hasil Prediksi

Dengan menyajikan hasil prediksi dalam bentuk tabel, pengguna dapat melihat kebutuhan stok pada setiap bulan. Tabel tersebut, seperti yang tercantum dalam gambar 8, memiliki kolom nomor, tanggal, dan prediksi. Kolom tanggal menggunakan format "Y-M-D" (tahun-bulan-tanggal), di mana "2022-08-31" menunjukkan akhir bulan Agustus dengan tanggal 31 sebagai hari terakhir. Kolom prediksi menampilkan

jumlah stok dan satuan, contohnya "102 tablet". Dengan informasi ini, pengguna dapat menyimpulkan bahwa pada bulan Agustus 2022, dibutuhkan stok sebanyak 102 tablet untuk obat tersebut.

3. Halaman Hasil Prediksi PDF .

Untuk Hasil prediksi dapat diunduh dalam format PDF dengan cara mengklik tombol "Unduh PDF" yang terletak tepat di atas tabel hasil prediksi. Gambar yang disajikan berikut ini menampilkan hasil prediksi yang telah diunduh, dan hasilnya dapat dilihat secara rinci seperti yang tertera di bawah ini :



Kode Obat : 102049
 Nama Obat : ALPRAZOLAM TAB 0.5MG
 Jumlah Bulan : 5 Bulan
 Berikut ini adalah rincian kebutuhan stok untuk waktu mendatang:

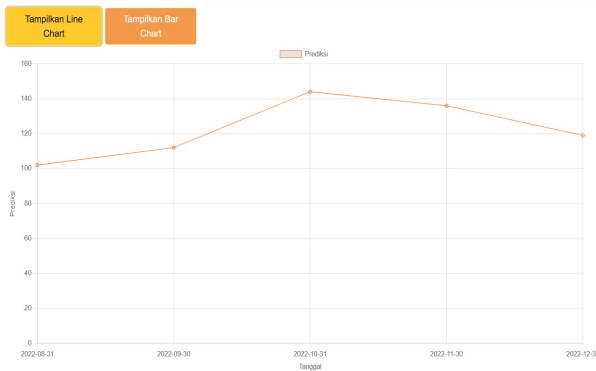
No	Tanggal	Prediksi
1	2022-08-31	1841 tablet
2	2022-09-30	1864 tablet
3	2022-10-31	1814 tablet
4	2022-11-30	1581 tablet
5	2022-12-31	1345 tablet

Gambar 9 Hasil Prediksi PDF

Pada Gambar 8, ditampilkan hasil prediksi yang telah diunduh dalam format PDF. Prediksi tersebut berisi informasi mengenai nama obat, jumlah bulan yang diprediksi, serta hasil prediksi yang disajikan dalam bentuk tabel.

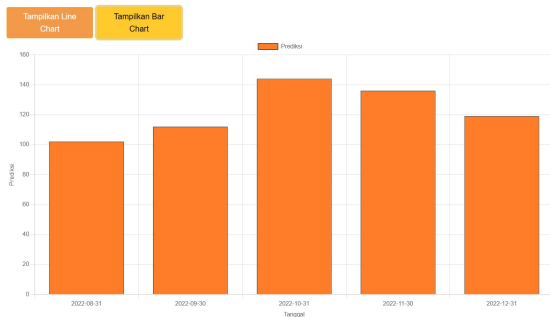
4. Halaman Menampilkan Hasil Prediksi dalam bentuk Line Chart dan Bar Chart.

Untuk memudahkan pengguna dalam melihat tren penggunaan obat dalam jangka waktu tertentu, dibuatlah visualisasi hasil prediksi dalam bentuk chart. Visualisasi ini disajikan dalam dua jenis tampilan chart untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif dan mudah dipahami oleh pengguna. Yaitu *Bar Chart* dan *Line Chart*, Untuk hasil implementasi dapat dilihat pada Gambar 10.



Gambar 10 Hasil Line Chart

Tampilan di tampilan dengan mengklik tombol “Tampilkan Line Chart” Tampilan tersebut berasal dari data pada tabel sebelumnya yang diubah ke dalam bentuk grafik. Hal ini bertujuan untuk memberikan visualisasi yang lebih jelas mengenai tren waktu, data berkelanjutan, dan analisis tren. Dengan menggunakan line chart, maka dapat diamati perubahan dan pola yang terjadi dalam data sepanjang periode waktu yang dianalisis. Grafik ini memungkinkan kita untuk melihat fluktuasi, kenaikan, atau penurunan dalam penggunaan obat, serta membantu dalam mengidentifikasi pola umum yang mungkin tidak terlihat jelas pada tabel data biasa. Line chart sangat berguna untuk memahami dinamika data secara keseluruhan dan melakukan prediksi terhadap tren masa depan berdasarkan data historis yang tersedia. Untuk tampilan Bar chart dapat dilihat pada Gambar 11.



Gambar 11 Hasil Bar Chart

Pada gambar 11 dapat di lihat tampilan dari Bar chart. Tampilan di tampilan dengan mengklik tombol “Tampilkan Bar Chart”, dapat dilihat tampilan dari bar chart yang berasal dari data prediksi stok obat tertentu yang diubah ke dalam bentuk batang. Tujuan dari penggunaan bar chart ini adalah untuk memudahkan dalam melihat perbandingan jumlah stok obat pada setiap tanggal secara visual. Dengan bar chart, dapat dengan jelas dilihat bagaimana jumlah stok obat berfluktuasi pada berbagai tanggal. Bar chart sangat cocok untuk data yang bersifat diskrit, di mana jumlah stok obat pada setiap tanggal terpisah-pisah dan tidak memiliki hubungan berkesinambungan. Selain itu, bar chart memberikan visualisasi yang sederhana namun informatif, yang membantu pengguna dalam memahami perubahan jumlah stok obat dari waktu ke waktu dengan cepat dan mudah.

B. Hasil Pelatihan dan Testing

Pada bagian ini, akan dijelaskan hasil pelatihan dan pengujian model prediksi stok obat pertama dengan menggunakan layer dan parameter yang telah ditentukan. Hasil ini akan dibandingkan dengan model prediksi untuk obat kedua. Setiap percobaan dilakukan dengan menggunakan parameter nilai batch sebesar 7 dan data obat beruntun yang berbeda untuk masing-masing pelatihan. Penjelasan ini akan mencakup analisis kinerja setiap model, perbandingan hasil antar model, dan penilaian efektivitas parameter yang digunakan dalam memprediksi stok obat. Tujuan dari perbandingan ini adalah untuk menentukan apakah penelitian ini dapat melakukan pelatihan terhadap data yang berbeda-beda dan mendapatkan hasil yang akurat serta efisien dalam memprediksi kebutuhan stok obat. Selain itu, hasilnya akan memberikan rekomendasi untuk penggunaan model prediksi yang optimal dalam manajemen persediaan obat di rumah sakit.

1. Model Obat Alprazolam Tab 1mg

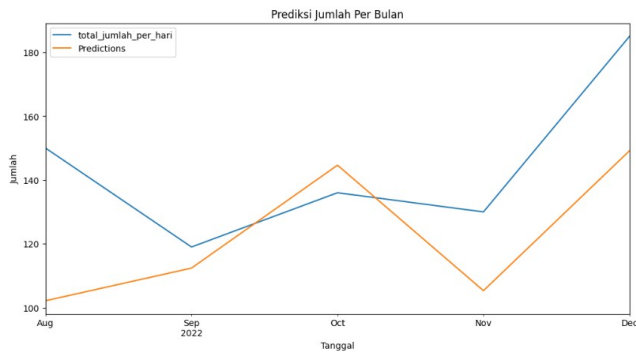
Berikut adalah gambar yang merangkum Layer dan parameter dari model Obat Alprazolam Tab 1mg sebagai berikut :

Tabel 1 Layer Type Alprazolam Tab 1mg

Layer Type	Output Shade	Param
LSTM (1)	(None, 100)	40,800
DENSE (1)	(None, 50)	5,050
DENSE (Output)	(None, 1)	51

Pada tabel 1 diatas adalah Model Obat Alprazolam 1MG yang dirancang terdiri dari 3 lapisan yaitu LSTM, DENSE dan Output, pada lapisan LSTM terdapat 100 unit dengan fungsi aktivasi tanh untuk membantu dalam menangani masalah gradien menghilang dengan baik dalam jaringan LSTM dan fungsi aktivasi sigmoid memungkinkan jaringan LSTM untuk memberikan bobot yang sesuai pada informasi yang masuk dan keluar, sehingga memberikan kontrol yang lebih besar dalam proses pembelajaran dan pemodelan data sekuensial. Pada lapisan DENSE terdapat 50 unit dengan fungsi aktivasi relu (Rectified Linear Unit) fungsi aktivasi relu untuk membantu model untuk belajar representasi non-linear dari data dengan lebih baik. Pada lapisan Output terdapat 1 unit dan tidak menggunakan fungsi aktivasi karena menggunakan output yang berlanjutan. Dan berikut adalah tabel yang merangkum parameter dan proses kompilasi model LSTM, serta penjelasan singkat mengenai langkah-langkah yang diambil dalam pelatihan dan evaluasi model LSTM.

Hasil grafik dari prediksi yang dihasilkan oleh model menggunakan runtime GPU, serta nilai aktual dari pengeluaran dari model Obat Alprazolam 1 Mg pada Gambar 12.



Gambar 12 Hasil Grafik Alprazolam Tab 1 MG GPU

Pada gambar 12 di atas, dapat dilihat hasil grafik dari prediksi yang dihasilkan oleh model menggunakan runtime GPU, serta nilai aktual dari pengeluaran. Dari grafik tersebut, terlihat bahwa model prediksi ini memiliki kemampuan yang baik dalam memproyeksikan pengeluaran, karena garis prediksi yang dihasilkan oleh model mendekati garis nilai aktual. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu menangkap pola dan tren dari data historis. Kesimpulan ini didasarkan pada pengamatan visual dari grafik, di mana perbedaan antara garis prediksi dan garis actual. Dengan demikian, model prediksi ini dapat dianggap andal dan efektif dalam memperkirakan pengeluaran di masa depan, yang dapat membantu dalam perencanaan dan pengambilan keputusan yang lebih baik dalam manajemen keuangan. Untuk rincian nilai dari hasil prediksi dan aktual dapat dilihat pada tabel berikut :

2. Model Obat Merloptom Tab 2mg

Berikut adalah gambar yang merangkum Layer dan parameter dari model Obat Merloptom Tab 2mg sebagai berikut :

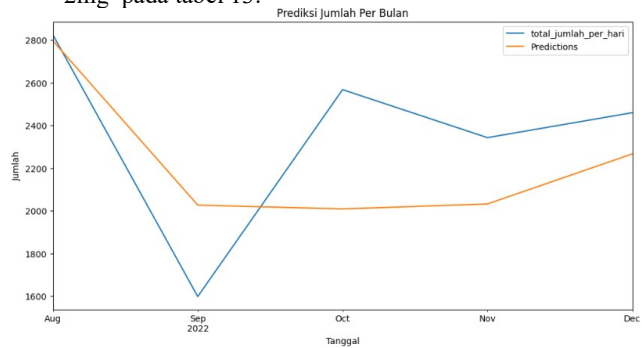
Tabel 2 Layer type Obat Merloptom Tab 2mg

Layer Type	Output Shade	Param
LSTM (1)	(None, 100)	40,800
DENSE (1)	(None, 50)	5,050
DENSE (Output)	(None, 1)	51

Pada tabel 2 diatas adalah Model Obat Merloptom Tab 2mg yang dirancang terdiri dari 3 lapisan yaitu LSTM, DENSE dan Output, pada lapisan LSTM terdapat 100 unit dengan fungsi aktivasi tanh untuk membantu dalam menangani masalah gradien menghilang dengan baik dalam jaringan LSTM dan fungsi aktivasi sigmoid memungkinkan jaringan LSTM untuk memberikan bobot yang sesuai pada informasi yang masuk dan keluar, sehingga memberikan kontrol yang lebih besar dalam proses pembelajaran dan pemodelan data sekuensial. Pada lapisan DENSE terdapat 50 unit dengan fungsi aktivasi relu (Rectified Linear Unit) fungsi aktivasi relu untuk membantu model untuk belajar representasi non-linear dari data dengan lebih baik. Pada lapisan Output terdapat 1 unit dan tidak menggunakan fungsi aktivasi karena menggunakan output yang berlanjutan. Dan berikut adalah tabel yang merangkum parameter dan proses

kompilasi model LSTM, serta penjelasan singkat mengenai langkah-langkah yang diambil dalam pelatihan dan evaluasi model LSTM.

Grafik hasil prediksi dari model Obat Merloptom Tab 2mg pada tabel 13.



Gambar 13 Hasil Grafik Obat Merloptom Tab 2mg

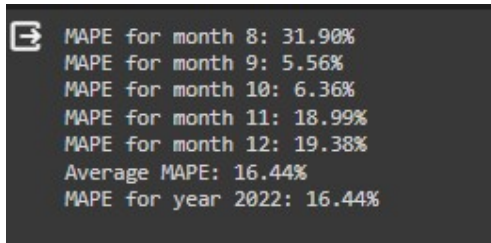
Pada gambar 13 di atas, terlihat hasil grafik dari prediksi yang dihasilkan oleh model menggunakan GPU, serta nilai aktual dari pengeluaran. Dari grafik tersebut, tampak bahwa model prediksi ini memiliki kemampuan yang baik dalam memproyeksikan pengeluaran, karena garis prediksi yang dihasilkan oleh model mendekati garis nilai aktual. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu menangkap pola dan tren dari data historis dengan baik. Kesimpulan ini didasarkan pada pengamatan visual dari grafik, di mana terlihat perbedaan antara garis prediksi dan garis actual. Dengan demikian, model prediksi ini dapat dianggap andal dan efektif dalam memperkirakan pengeluaran di masa depan, yang dapat membantu dalam perencanaan dan pengambilan keputusan yang lebih baik dalam manajemen keuangan. Untuk rincian nilai dari hasil prediksi dan aktual, dapat dilihat pada tabel berikut :

C. Hasil Evaluasi Kinerja

Pada bagian ini, akan dijelaskan hasil evaluasi kinerja model dengan menggunakan metode MAPE. MAPE memberikan informasi tentang tingkat rata-rata kesalahan prediksi sebagai persentase dari nilai aktual. Semakin rendah nilai MAPE, semakin baik kinerja model dalam melakukan prediksi. Setelah merancang dan melatih arsitektur model prediksi stok obat, langkah berikutnya adalah melakukan analisis dan evaluasi kinerja untuk mengukur hasil dari kedua percobaan yang telah dilakukan. Penggunaan Metrik Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebagai dasar perhitungan akurasi model memungkinkan pemahaman yang lebih mendalam mengenai keakuratan model dalam memprediksi stok obat dan kemampuannya dalam mengenali serta merespons kebutuhan persediaan secara tepat waktu dan efisien. Evaluasi ini memberikan perspektif yang luas tentang keandalan dan efektivitas model dalam berbagai kondisi, yang pada gilirannya memungkinkan pengambilan langkah-langkah optimal untuk menerapkan model dalam manajemen persediaan obat di rumah sakit. Hasil analisis juga berkontribusi dalam meningkatkan strategi pengelolaan persediaan obat dengan mengurangi risiko kekurangan atau kelebihan stok yang tidak perlu, serta meningkatkan efisiensi penggunaan sumber daya di institusi kesehatan.

1. Model Obat Alprazolam Tab 1mg

Berikut adalah gambar yang menunjukkan hasil perhitungan MAPE dari model saat berjalan di runtime GPU :

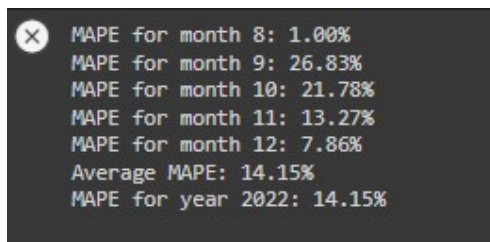


Gambar 14 MAPE alprazolam 1mg GPU

Dari gambar 4.25, terlihat bahwa tingkat persentase kesalahan dari hasil prediksi model untuk bulan-bulan tertentu adalah sebagai berikut: bulan 8 sebesar 31.90%, bulan 9 sebesar 5.56%, bulan 10 sebesar 6.36%, bulan 11 sebesar 18.99%, dan bulan 12 sebesar 19.38%. Rata-rata kesalahan prediksi adalah 16.44%. Berdasarkan hasil ini, dapat disimpulkan bahwa model memiliki performa yang relatif baik dalam memprediksi kebutuhan stok obat, meskipun terdapat fluktuasi dalam tingkat kesalahan antar bulan. Evaluasi ini menunjukkan bahwa model mampu memberikan perkiraan yang cukup akurat secara keseluruhan.

2. Model Obat Merlopam Tab 2mg

Berikut adalah gambar yang menunjukkan hasil perhitungan MAPE dari model saat berjalan di runtime GPU pada Gambar 15.



Gambar 15 MAPE merlopam 2mg GPU

Dari gambar 15, terlihat bahwa tingkat persentase kesalahan dari hasil prediksi model untuk bulan-bulan tertentu adalah sebagai berikut: bulan Agustus sebesar 1.00%, bulan September sebesar 26.83%, bulan Oktober sebesar 21.78%, bulan November sebesar 13.27%, dan bulan Desember sebesar 7.86%. Rata-rata kesalahan prediksi adalah 14.15%. Berdasarkan hasil ini, dapat disimpulkan bahwa model menunjukkan kinerja yang relatif baik dalam memprediksi kebutuhan stok obat, meskipun terdapat variasi tingkat kesalahan antar bulan. Evaluasi ini menegaskan bahwa model mampu memberikan estimasi yang cukup akurat secara keseluruhan.

D. Analisis Sistem Secara Keseluruhan

Pengujian sistem prediksi stok obat pada aplikasi Paperless Hospital dengan metode Long Short-Term Memory (LSTM) menggunakan data dari RSUD Aceh

Tamiang telah berjalan sesuai dengan perancangan yang telah dibahas pada bab sebelumnya. Sistem ini memiliki satu tampilan utama, yaitu halaman prediksi, di mana hasil prediksi ditampilkan dalam bentuk tabel, grafik garis, dan grafik batang. Dari hasil pengujian, sistem menunjukkan performa dan respons yang sangat baik terhadap aktivitas pengguna. Hasil pengujian prediksi stok obat juga menunjukkan hasil yang memuaskan berdasarkan pelatihan menggunakan 1096 data. Namun, untuk mencapai lebih banyak pola dan akurasi yang sangat tinggi dalam prediksi time series, sebaiknya digunakan setidaknya 10.000 data. Dari 30 model obat yang diteliti, hanya 5 model yang menunjukkan akurasi di bawah 70% pada pelatihan menggunakan GPU, Sistem prediksi stok obat ini dirancang untuk membantu rumah sakit dalam mengelola stok obat secara efisien dan akurat. Dengan menggunakan metode LSTM, sistem ini mampu mempelajari pola data historis dan memberikan prediksi yang dapat diandalkan. Hal ini sangat penting untuk memastikan ketersediaan obat yang tepat waktu dan mengurangi risiko kekurangan atau kelebihan stok. Implementasi dengan berbagai teknologi dan framework modern juga memastikan bahwa sistem ini tidak hanya akurat, tetapi juga ramah pengguna dan mudah diakses oleh pengguna. Secara keseluruhan, pengujian sistem prediksi stok obat dengan metode LSTM telah berhasil dilakukan dengan baik. Sistem ini menunjukkan kemampuan yang unggul dalam memprediksi kebutuhan stok obat dan dapat diandalkan untuk penggunaan sehari-hari di rumah sakit. Hasil pengujian yang baik pada sebagian besar model obat menunjukkan bahwa sistem ini memiliki potensi besar untuk diimplementasikan lebih luas, dengan peningkatan akurasi yang dapat dicapai dengan menggunakan dataset yang lebih lengkap dan berkualitas. Sistem ini juga membuktikan bahwa teknologi machine learning dapat memberikan kontribusi signifikan dalam bidang manajemen stok obat di sektor kesehatan.

IV. KESIMPULAN

Rancang bangun sistem prediksi stok obat pada aplikasi Paperless Hospital menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM) menghasilkan beberapa kesimpulan yang dapat diambil, di antaranya adalah sebagai berikut:

1. Algoritma LSTM dapat digunakan untuk memprediksi data beruntun atau kasus time series dengan efektif, terutama dalam konteks prediksi stok obat. Tahapan penerapan algoritma ini meliputi pengumpulan dataset yang relevan, preprocessing data, pembagian dataset menjadi data pelatihan dan pengujian untuk menghindari overfitting, inisialisasi model LSTM dengan parameter yang sesuai, pelatihan data untuk membangun model, pengujian data untuk mengevaluasi kinerja model, dan evaluasi hasil untuk mengukur akurasi dan performa model.
2. Model dapat dilatih dengan dataset yang beragam, terutama dalam konteks obat jenis tablet. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan GPU memiliki kemampuan baik dalam menangani komputasi paralel yang intensif seperti yang dibutuhkan oleh model LSTM. Dari 30 model obat yang diteliti, hanya 5 model yang menunjukkan akurasi di bawah 70% pada pelatihan menggunakan GPU.

REFERENSI

- [1] Anonim, Undang-undang Nomor 44 Tahun 2009 tentang Rumah Sakit
- [2] M. F. Satrianegara, E. Bujawati, and Guswani, "Analisis pengelolaan manajemen logistik obat di instalasi farmasi RSUD Lanto Daeng Pasewang Kabupaten Jeneponto," *Al-Sihah Public Heal. Sci. J.*, vol. 10, no. 1, pp. 37–47, 2018.
- [3] Anshory MI, Priyandari Y, Yuniaristanto Y. Peramalan Penjualan Sediaan Farmasi Menggunakan Long Short-term Memory: Studi Kasus pada Apotik Suganda. *Performa Media Ilm Tek Ind.* 2020;19(2):159–74.
- [4] Liu L, Ouyang W, Wang X, Fieguth P, Chen J, Liu X, et al. Deep Learning for Generic Object Detection: A Survey. *Int J Comput Vis.* 2020;128(2).
- [5] Ismail Fawaz H, Forestier G, Weber J, Idoumghar L, Muller PA. Deep learning for time series classification: a review. *Data Min Knowl Discov.* 2019;33(4).
- [6] Janiesch C, Zschech P, Heinrich K. Machine learning and deep learning. *Electron Mark.* 2021;31(3).
- [7] Wiranda L, Sadikin M. Penerapan Long Short Term Memory pada Data Time Series untuk Memprediksi Penjualan Produk PT. Metiska Farma. *J Nas Pendidik Tek Inform.* 2019;8(3):184–96.
- [8] Niu Z, Yu K, Wu X. LSTM-based vae-gan for time-series anomaly detection. *Sensors (Switzerland).* 2020;20(13).
- [9] Rezaei H, Faaljou H, Mansourfar G. Stock price prediction using deep learning and frequency decomposition. *Expert Syst Appl.* 2021;169.