

Sistem Prediksi Penjualan Obat di PT. Anugerah Pharmindo Lestari Menggunakan Metode LSTM

Avila Udhata Swardana^{1*}, Faulinda Ely Nastiti², Sri Sumarlinda³

¹Teknik Informatika/ Fakultas Ilmu Komputer

Universitas Duta Bangsa Surakarta

^{1*}210103049@udb.ac.id

²Sistem Informasi / Fakultas Ilmu Komputer

Universitas Duta Bangsa Surakarta

²faulinda_ely@udb.ac.id

³ Sistem Informasi Fakultas Ilmu Komputer

Universitas Duta Bangsa Surakarta

³sri_sumarlinda@dosen.udb.ac.id

Abstrak— Penelitian ini bertujuan merancang sistem prediksi penjualan produk farmasi di PT. Anugerah Pharmindo Lestari dengan memanfaatkan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM). Tantangan utama dalam distribusi obat adalah fluktuasi permintaan yang tidak stabil, yang bisa menimbulkan masalah kelebihan stok (overstock) atau kekosongan stok (stockout). LSTM dipilih karena kemampuannya dalam menganalisis data runtun waktu dan mengenali pola jangka panjang yang kompleks. Dataset berupa penjualan bulanan dari Januari hingga November 2024 digunakan untuk melatih model, yang selanjutnya memprediksi penjualan bulan Desember. Pengembangan sistem mengacu pada tahapan CRISP-DM, meliputi pemahaman bisnis, eksplorasi data, persiapan data, pembangunan model, evaluasi, dan penerapan. Tiga produk yang dijadikan sampel antara lain SPIRIVA, BEROTEC, dan GLYXAMBI. Kinerja model dievaluasi menggunakan tiga indikator: Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model LSTM memberikan hasil prediksi yang akurat dengan nilai MAPE berkisar antara 4,37% hingga 7,02%. Sistem prediksi ini diwujudkan dalam bentuk aplikasi web berbasis Flask, dilengkapi dengan dashboard interaktif untuk mempermudah manajemen dalam memantau tren dan mengambil keputusan berbasis data. Temuan ini menunjukkan bahwa LSTM merupakan metode yang tepat untuk estimasi penjualan obat, serta berpotensi besar dalam meningkatkan efisiensi pengelolaan distribusi dan persediaan di sektor farmasi.

Kata kunci— LSTM, prediksi penjualan, farmasi, CRISP-DM, deep learning

Abstract— This study aims to design a pharmaceutical product sales prediction system at PT. Anugerah Pharmindo Lestari by utilizing the Long Short-Term Memory (LSTM) algorithm. The main challenge in drug distribution is unstable demand fluctuations, which can cause overstock or stockout problems. LSTM was chosen because of its ability to analyze time series data and recognize complex long-term patterns. The dataset in the form of monthly sales from January to November 2024 was used to train the model, which then predicted December sales. System development refers to the CRISP-DM stages, including business understanding, data exploration, data preparation, model development, evaluation, and implementation. The three products used as samples are SPIRIVA, BEROTEC, and GLYXAMBI. The performance model was evaluated using three indicators: Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The evaluation results showed that the LSTM model provided accurate prediction results with MAPE values ranging from 4.37% to 7.02%. This prediction system is realized in the form of a Flask-based web application, equipped with an interactive dashboard to facilitate management in combining trends and making data-based decisions. These findings indicate that LSTM is an appropriate method for estimating drug sales, and has great potential in improving the efficiency of distribution and inventory management in the pharmaceutical sector.

Keywords— LSTM, sales prediction, pharmaceutical, CRISP-DM, deep learning

I. PENDAHULUAN

Industri farmasi memegang peranan krusial dalam menjamin ketersediaan obat bagi masyarakat. Namun, dinamika permintaan pasar yang fluktuatif menjadi tantangan besar dalam proses distribusi dan pengelolaan persediaan. Ketidakakuratan dalam meramalkan permintaan dapat menyebabkan terjadinya kelebihan stok (overstock) maupun kekurangan stok (stockout), yang berdampak langsung terhadap biaya operasional dan

layanan kesehatan. PT. Anugerah Pharmindo Lestari (APL) sebagai salah satu perusahaan distribusi obat, menghadapi kendala serupa akibat belum adanya sistem prediksi penjualan yang akurat dan adaptif.

Seiring dengan perkembangan teknologi, berbagai pendekatan berbasis data telah digunakan untuk meramalkan permintaan, seperti regresi linier, ARIMA, dan metode berbasis data mining. Salah satu pendekatan yang semakin populer adalah metode deep

learning, khususnya Long Short-Term Memory (LSTM), yang terbukti efektif dalam menganalisis data runtun waktu dan mengenali pola jangka panjang. Beberapa penelitian sebelumnya telah berhasil menerapkan LSTM untuk memprediksi penjualan di sektor ritel, logistik, dan e-commerce, serta menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi (Kim et al., 2021; Chen et al., 2022).

Meskipun demikian, penerapan LSTM dalam konteks prediksi penjualan produk farmasi di Indonesia, khususnya pada perusahaan distribusi seperti PT APL, masih sangat terbatas. Sebagian besar studi berfokus pada sektor ritel umum dan belum mengkaji karakteristik khas data penjualan obat yang bersifat musiman, regulatif, dan sangat sensitif terhadap permintaan layanan kesehatan.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk merancang dan membangun sistem prediksi penjualan obat menggunakan algoritma LSTM, dengan studi kasus di PT. Anugerah Pharmindo Lestari. Sistem ini diharapkan mampu memberikan prediksi yang lebih akurat dan mendukung pengambilan keputusan dalam pengelolaan stok obat secara efisien.

I.

II. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini mengikuti tahapan CRISP-DM sebagai metode pengembangan sistem, yang terdiri dari enam fase utama. Adapun tahapan yang dilaksanakan dalam penelitian ini meliputi:

1. Business Understanding:

Tahap ini bertujuan untuk memahami kebutuhan bisnis dari PT APL. Permasalahan yang dihadapi perusahaan adalah ketidaktepatan dalam meramalkan permintaan obat, yang mengakibatkan ketidakseimbangan persediaan, seperti overstock (kelebihan stok) dan stockout (kekurangan stok). Oleh karena itu, perusahaan memerlukan sistem yang mampu memprediksi penjualan obat secara bulanan secara akurat, sehingga proses distribusi dan perencanaan stok dapat berjalan lebih efisien.

2. Data Understanding:

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari catatan penjualan internal PT APL. Data diperoleh dalam format *comma-separated values* (CSV) dan terdiri atas informasi penjualan bulanan dari Januari hingga November 2024. Penelitian ini fokus pada tiga produk sebagai sampel kasus, yaitu:

- A. BEROTEC – produk dengan fluktuasi penjualan tinggi
- B. SPIRIVA – produk dengan volume penjualan besar
- C. GLYXAMBI – produk dengan volume penjualan kecil dan tren datar

3. Data Preparation:

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari catatan penjualan internal PT APL. Data diperoleh dalam format *comma-separated values* (CSV) dan terdiri atas informasi penjualan bulanan dari Januari hingga November 2024.

4. Modeling:

Pada tahap ini dilakukan pembangunan model prediktif untuk meramalkan penjualan bulanan obat. Berdasarkan karakteristik data deret waktu (time series), digunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM), yaitu salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang untuk memproses data berurutan dan mampu menangkap pola jangka panjang dalam data historis. Sebelum pelatihan model, data penjualan setiap produk diubah ke dalam format time series dengan indeks waktu bulanan. Data kemudian dinormalisasi menggunakan metode Min-Max Scaling agar berada dalam rentang $[0, 1]$, guna mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan akurasi model.

Proses pelatihan model dilakukan dengan membagi data menjadi data latih dan data uji. Model dievaluasi menggunakan metrik Root Mean Square Error (RMSE) untuk mengukur seberapa besar perbedaan antara hasil prediksi dan nilai aktual. Hasil dari tahap ini adalah

model prediksi penjualan yang dapat digunakan untuk memperkirakan permintaan produk pada bulan-bulan berikutnya secara lebih akurat, sehingga dapat membantu pengambilan keputusan dalam perencanaan persediaan.

5. Evaluation:

Evaluasi model menggunakan MSE dan R^2 untuk mengukur akurasi prediksi. Model yang telah dilatih dievaluasi untuk mengukur tingkat akurasi. Evaluasi dilakukan menggunakan tiga metrik utama:

A. Mean Absolute Error (MAE)

Mengukur rata-rata selisih absolut antara nilai aktual dan hasil prediksi.

B. Root Mean Squared Error (RMSE)

Mengukur deviasi prediksi terhadap nilai aktual dengan penalti lebih besar untuk error besar.

C. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mengukur akurasi dalam bentuk persentase, sehingga memudahkan interpretasi dalam konteks bisnis.

6. Deployment:

Model LSTM yang sudah terlatih kemudian diintegrasikan ke dalam sistem berbasis web menggunakan framework Flask. Sistem ini memungkinkan manajemen PT APL untuk:

A. Melihat hasil prediksi penjualan secara langsung

B. Mengakses grafik visualisasi tren penjualan dan prediksi

C. Mengevaluasi performa model berdasarkan metrik

Aplikasi web juga dilengkapi dengan dashboard interaktif yang menyajikan visualisasi hasil prediksi, grafik residual error, dan kurva training loss per produk.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini dirancang untuk melakukan prediksi terhadap penjualan produk farmasi dengan menerapkan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM). Data yang dianalisis merupakan data penjualan bulanan

dari periode Januari hingga November 2024, yang kemudian digunakan untuk meramalkan penjualan pada bulan Desember. Tiga jenis produk yang dijadikan sampel dalam studi ini meliputi BEROTEC, SPIRIVA, dan GLYXAMBI. Kinerja model dievaluasi dengan menggunakan tiga metrik pengukuran, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), serta Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

1. Business Understanding

Permasalahan utama yang dihadapi PT. Anugerah Pharmindo Lestari adalah ketidaktepatan dalam meramalkan permintaan obat, yang menyebabkan overstock maupun stockout. Oleh karena itu, sistem prediksi penjualan berbasis LSTM dikembangkan untuk memberikan solusi terhadap ketidakpastian permintaan produk farmasi.

2. Data Understanding

Data yang digunakan merupakan data penjualan bulanan dari Januari hingga November 2024 untuk tiga produk utama: BEROTEC, SPIRIVA, dan GLYXAMBI. Setiap produk memiliki karakteristik penjualan yang berbeda-beda, dengan fluktuasi musiman maupun tren jangka panjang.

3. Data Preparation

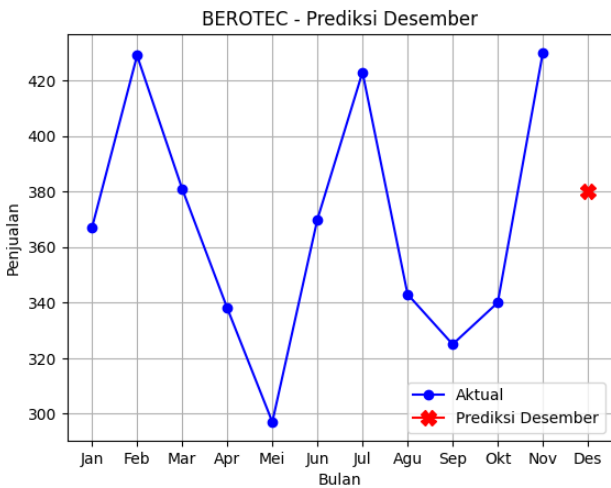
Di tahap ini dilakukan proses pembersihan, normalisasi, dan transformasi menjadi format input untuk model LSTM. Hal ini termasuk pengubahan struktur data menjadi format time series (runtun waktu), serta pembagian data menjadi data latih dan data uji untuk masing-masing produk.

4. Modeling

Model LSTM dibangun menggunakan Python dan Keras. Model dilatih menggunakan data penjualan historis untuk masing-masing produk, dan diuji untuk memprediksi penjualan bulan Desember 2024.

Hasil prediksi per produk ditunjukkan pada gambar berikut:

A. Prediksi Penjualan Produk SPIRIVA

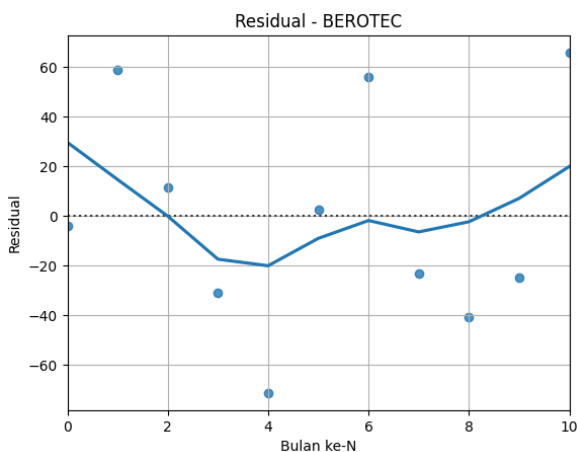


Gambar 1. Grafik penjualan dan prediksi penjualan bulan desember pada produk BEROTEC.

Grafik menunjukkan bahwa model LSTM berhasil mengikuti tren historis penjualan BEROTEC, termasuk puncak di bulan Februari dan Oktober. Prediksi bulan Desember sebesar 380 unit berada dalam rentang yang wajar dan mencerminkan pola data sebelumnya.

Prediksi Penjualan Desember : 380 unit
 MAE: 15.61 | RMSE: 19.76 | MAPE: 4.37%

Grafik residual error (Gambar 2) memperlihatkan adanya error cukup besar di awal dan akhir data. Namun, error tersebar merata tanpa bias signifikan.

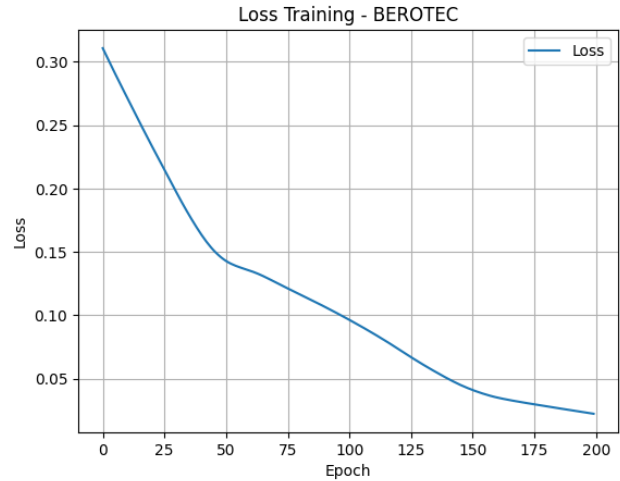


Gambar 2. Grafik residual error pada produk BEROTEC.

Error tersebar relatif merata tanpa kecenderungan bias ke atas atau bawah,

mengindikasikan bahwa model tidak overpredict maupun underpredict secara konsisten.

Kurva training loss (Gambar 3) menunjukkan penurunan MSE yang stabil dari awal hingga akhir pelatihan, menandakan model berhasil mempelajari pola data.

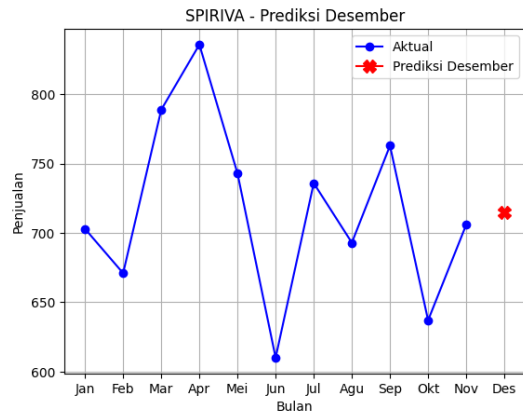


Gambar 3. Kurva training loss pada produk BEROTEC.

Penurunan loss yang konsisten dan mencapai konvergensi menunjukkan bahwa proses pelatihan model berjalan stabil dan tidak mengalami overfitting.

B. Prediksi Penjualan Produk SPIRIVA

Model memprediksi penjualan Desember sebesar 689 unit. Grafik prediksi (Gambar 4) menunjukkan tren naik-turun yang konsisten, dengan puncak penjualan pada bulan April dan penurunan pada Juni.



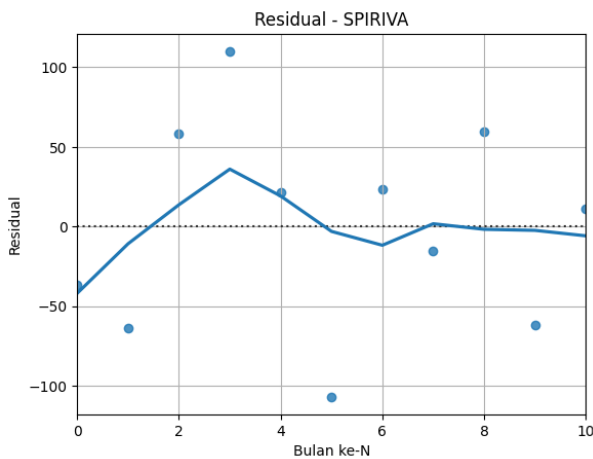
Gambar 4. Grafik penjualan dan prediksi penjualan bulan desember pada produk SPIRIVA.

Model mampu menangkap tren musiman penjualan SPIRIVA, termasuk lonjakan di April

dan penurunan di Juni. Prediksi bulan Desember sebesar 689 unit mengikuti pola historis dengan baik.

Prediksi Penjualan Desember : 689 unit
 MAE: 49.48 | RMSE: 59.34 | MAPE: 7.02%

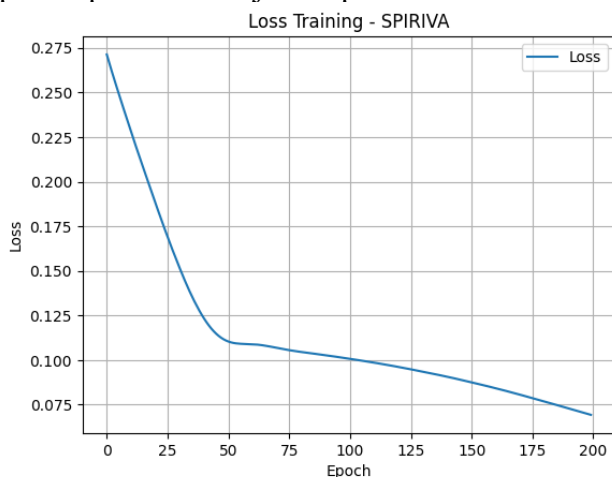
Grafik error residual (Gambar 5) menunjukkan prediksi cukup akurat dengan outlier kecil di pertengahan data.



Gambar 5. Grafik residual error pada produk SPIRIVA.

Sebagian besar error berada di kisaran kecil, menunjukkan bahwa prediksi cukup akurat. Outlier kecil muncul di pertengahan data, tetapi tidak memengaruhi tren keseluruhan.

Kurva training loss (Gambar 6) konsisten menurun hingga mendekati 0.10, menandakan proses pelatihan berjalan optimal.

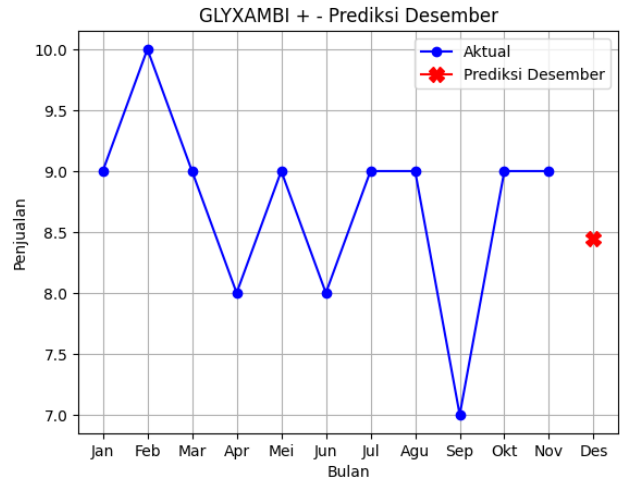


Gambar 6. Kurva training loss pada produk SPIRIVA.

Loss function menurun stabil mendekati nilai 0,10, yang menandakan model belajar secara efisien tanpa gejala stagnasi atau divergensi.

C. Prediksi Penjualan Produk GLYXAMBI

Model memprediksi penjualan Desember sebesar 8 unit. Grafik prediksi (Gambar 7) memperlihatkan tren yang cenderung datar, sesuai dengan karakteristik data historis.

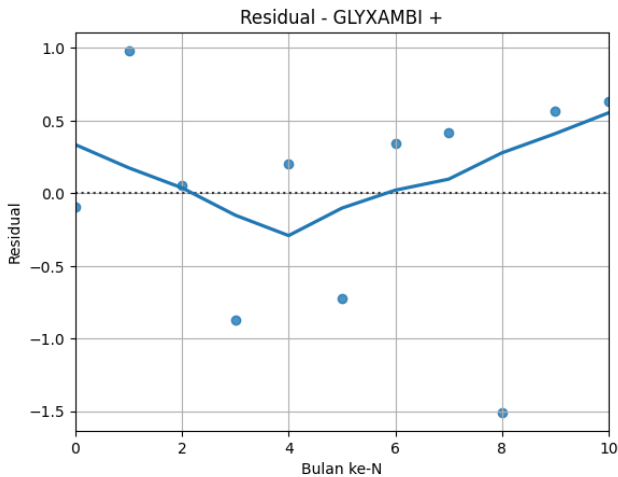


Gambar 7. Grafik penjualan dan prediksi penjualan bulan desember pada produk GLYXAMBI.

Model mampu mengenali pola data yang cenderung datar dan volume kecil. Prediksi bulan Desember sebesar 8 unit mencerminkan konsistensi dengan data historis.

Prediksi Penjualan Desember: 8 unit
 MAE: 0.52 | RMSE: 0.6 | MAPE: 6.43%

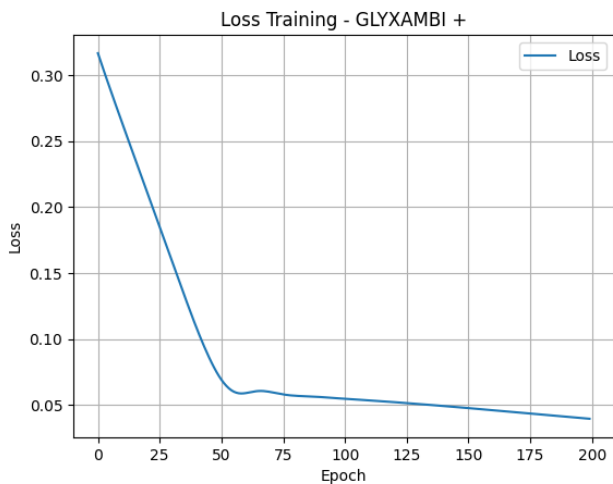
Grafik residual error (Gambar 8) memperlihatkan error yang sangat kecil, menunjukkan model bekerja sangat baik meski datanya kecil.



Gambar 8. Grafik residual error pada produk GLYXAMBI.

Error sangat kecil dan stabil, menunjukkan bahwa model sangat cocok untuk memprediksi produk dengan volume rendah.

Kurva training loss (Gambar 9) menurun secara stabil, menunjukkan pelatihan berjalan efektif.



Gambar 9. Kurva training loss pada produk GLYXAMBI.

Kurva menunjukkan penurunan yang halus dan stabil, mengindikasikan proses pelatihan berjalan efektif meskipun data relatif kecil.

5. Evaluation

Evaluasi dilakukan menggunakan tiga metrik:

- A. Mean Absolute Error (MAE)
- B. Root Mean Square Error (RMSE)
- C. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Tabel 1. Metrik Evaluasi Model Prediksi

Nama Produk	Metrik Evaluasi		
	MAE	RMSE	MAPE
BEROTEC	15.61	19.76	4.37%
SPIRIVA	49.46	59.34	7.02%
GLYXAMBI	0.52	0.60	6.43%

6. Deployment

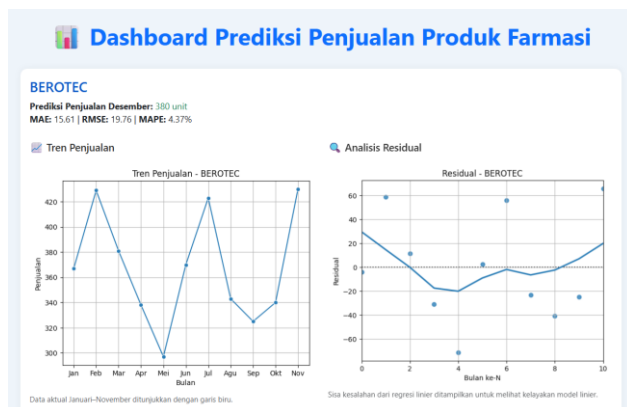
Model telah diimplementasikan dalam bentuk aplikasi web berbasis Flask. Aplikasi ini dilengkapi dashboard visualisasi interaktif yang menampilkan grafik penjualan aktual, hasil prediksi, serta metrik evaluasi model.

Gambar 10 dan 11 menunjukkan tampilan dashboard untuk produk BEROTEC yang membantu manajemen dalam memantau tren penjualan dan mengambil keputusan pengadaan secara cepat dan berbasis data.

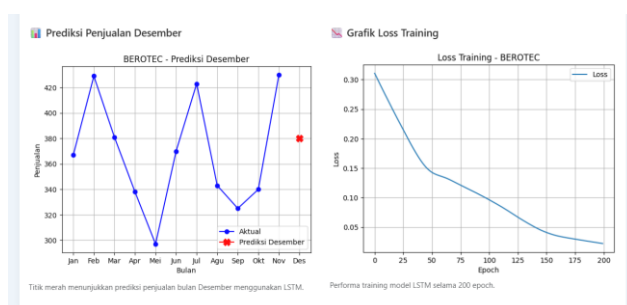
Selain menghasilkan prediksi penjualan, sistem ini juga diimplementasikan dalam bentuk aplikasi berbasis web menggunakan framework Flask. Aplikasi dilengkapi dengan dashboard visualisasi interaktif yang menampilkan grafik penjualan aktual dan hasil prediksi setiap produk.

Dashboard ini dirancang untuk membantu manajemen dalam memantau tren penjualan, mengevaluasi performa model prediksi, serta mendukung pengambilan keputusan terkait pengadaan dan distribusi obat.

Gambar 10 dan gambar 11 menunjukkan tampilan utama dashboard yang menampilkan grafik hasil prediksi penjualan untuk produk BEROTEC.



Gambar 10. Tampilan utama Web Dashboard Prediksi Penjualan pada produk BEROTEC



Gambar 11. Tampilan utama Web Dashboard Prediksi Penjualan pada produk BEROTEC

Dashboard menampilkan visualisasi prediksi yang informatif dan mudah dipahami, memudahkan manajemen dalam memonitor tren penjualan dan evaluasi performa model secara real-time.

Pembahasan Umum

Model LSTM menunjukkan performa yang cukup baik dalam melakukan prediksi penjualan untuk ketiga produk yang dianalisis, yaitu SPIRIVA, BEROTEC, dan GLYXAMBI. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik MAE, RMSE, dan MAPE, yang secara umum menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang masih dalam batas wajar. Di antara ketiga produk tersebut, BEROTEC menunjukkan performa terbaik, dengan nilai MAPE terendah sebesar 4.37%, yang mengindikasikan tingkat akurasi yang tinggi dalam memprediksi pola penjualannya. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola historis dan fluktuasi bulanan dari produk ini dengan sangat baik.

Untuk produk GLYXAMBI, model menghasilkan nilai MAPE sebesar 6.43%, yang masih tergolong moderat. Artinya, prediksi yang dihasilkan oleh model relatif akurat dan masih dapat diterima secara operasional untuk kebutuhan perencanaan penjualan atau pengadaan. Sedangkan untuk produk SPIRIVA, model mencatatkan nilai MAPE tertinggi sebesar 7.02%. Nilai ini memang lebih besar dibandingkan dua produk lainnya, namun masih dalam kategori wajar jika mempertimbangkan bahwa volume penjualan GLYXAMBI tergolong kecil. Dalam kondisi seperti ini, bahkan sedikit kesalahan absolut dalam prediksi dapat menghasilkan nilai persentase kesalahan (MAPE) yang besar.

Selain itu, analisis grafik residual memperlihatkan distribusi error yang tidak bias (berdistribusi simetris di sekitar nol), yang menunjukkan bahwa model tidak terlalu cenderung overpredict atau underpredict. Hal ini menandakan bahwa model bekerja secara konsisten terhadap data historis tanpa pola error sistematis. Di sisi lain, grafik loss selama proses pelatihan memperlihatkan tren penurunan yang stabil hingga mencapai konvergensi, menandakan bahwa model berhasil belajar dari data dengan baik dan tidak mengalami overfitting maupun underfitting.

Berdasarkan hasil evaluasi tersebut, dapat disimpulkan bahwa pendekatan model LSTM cukup efektif dalam menangkap pola musiman dan fluktuasi penjualan dari data historis. Model ini menunjukkan kemampuan yang andal untuk diterapkan dalam prediksi penjualan obat, terutama dalam konteks pengambilan keputusan strategis seperti manajemen persediaan dan perencanaan distribusi.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membangun sistem prediksi penjualan obat pada PT. Anugerah Pharmindo Lestari menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM). Sistem dikembangkan untuk membantu perusahaan dalam mengantisipasi kebutuhan stok obat secara lebih akurat berdasarkan pola penjualan historis. Tiga produk sampel yang digunakan adalah BEROTEC, SPIRIVA, dan GLYXAMBI, yang masing-masing memiliki karakteristik volume dan pola penjualan yang berbeda.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model LSTM mampu memprediksi penjualan dengan tingkat akurasi yang baik. Nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) berkisar antara 4,37% hingga 7,02%, yang menunjukkan bahwa model ini cukup andal untuk digunakan dalam perencanaan distribusi obat. Selain itu, visualisasi grafik residual menunjukkan distribusi error yang tidak bias, dan grafik loss memperlihatkan proses training yang stabil serta konvergen.

Sistem ini telah diimplementasikan dalam bentuk aplikasi web berbasis Flask, lengkap dengan dashboard visualisasi interaktif yang menampilkan tren penjualan, prediksi, serta metrik evaluasi model. Dengan demikian, sistem ini dapat digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan bagi manajemen dalam mengelola persediaan obat secara lebih efisien dan berbasis data.

Namun demikian, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Dataset yang digunakan hanya mencakup periode Januari hingga November 2024 dan terbatas pada tiga produk farmasi. Selain itu, model belum mempertimbangkan variabel eksternal seperti musim, kampanye promosi, atau kebijakan distribusi yang dapat memengaruhi permintaan obat. Aspek-aspek tersebut berpotensi memengaruhi akurasi prediksi apabila diabaikan.

Untuk pengembangan selanjutnya, sistem dapat diperluas dengan memprediksi lebih dari satu bulan ke depan, mengintegrasikan variabel eksternal tersebut, serta mendukung pengelolaan lebih banyak produk secara simultan guna

menghasilkan sistem prediksi yang lebih komprehensif dan adaptif terhadap kondisi nyata di lapangan. Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada PT Anugerah Pharmindo Lestari (PT APL) atas dukungan dan kerja sama yang telah diberikan dalam pelaksanaan penelitian ini. Bantuan berupa data serta izin yang diberikan sangat berperan penting dalam menyelesaikan jurnal ini dengan baik. Semoga kerja sama ini dapat memberikan manfaat bagi kedua belah pihak.

REFERENSI

- [1] Dewi, S. P., Nurwati, N., & Rahayu, E. (2022). Penerapan data mining untuk prediksi penjualan produk terlaris menggunakan metode k-nearest neighbor. *Build: Informatics, Technology & Science*, 3(4), 639-648..
- [2] Novindri, G. F., & Saian, P. O. N. (2022). Implementasi Flask pada sistem penentuan minimal order untuk tiap item barang di distribution center pada PT XYZ berbasis website. *Jurnal Mnemonic*, 5(2), 81-85.
- [3] Sial, A. H., Rashdi, S. Y. S., & Khan, A. H. (2021). Comparative analysis of data visualization libraries Matplotlib and Seaborn in Python.
- [4] Waskom, M. L. (2021). Seaborn: Statistical data visualization. *Journal of Open Source Software*, 6(60), 3021. <https://doi.org/10.21105/joss.03021>
- [5] Badzlin, R., & Setiawan, K. (2024). Implementasi data mining prediksi penjualan produk semen menggunakan metode LSTM (Long Short-Term Memory) (studi kasus PT. Toyo Mortar Indonesia). *Jurnal Indonesia: Manajemen Informatika dan Komunikasi*, 5(3), 2724-2741..
- [6] James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R., & Taylor, J. (2023). LSTM (Long Short Term Memory). In *An introduction to statistical learning: With applications in Python* (pp. 69-134). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-67445-6>
- [7] Patel, M., Shah, K., & Trivedi, M. (2022). The evolving role of the pharmaceutical industry in global health. *Journal of Global Health*.
- [8] Wang, Y., Liu, Z., & Chen, H. (2022). The impact of external factors on pharmaceutical supply chain dynamics. *Healthcare Analytics Journal*.
- [9] Kim, S., Lee, J., & Kim, H. (2021). Long Short-Term Memory networks for healthcare demand forecasting. *IEEE Access*.
- [10] Chen, X., Zhang, Y., & Li, M. (2022). Forecasting demand uncertainty with LSTM models: A case study in pharmaceutical distribution. *Journal of Business Research*.
- [11] Zhang, Q., Zhao, R., & Huang, Y. (2023). Advanced forecasting methods for pharmaceutical inventory management. *International Journal of Production Economics*.
- [12] Lee, J., Park, S., & Kim, D. (2021). Demand forecasting in healthcare supply chains using machine learning techniques. *BMC Health Services Research*.
- [13] Al-Emran, M., Mezhuyev, V., & Kamaludin, A. (2021). A survey on the adoption of artificial intelligence in healthcare supply chains. *Computers in Biology and Medicine*.
- [14] Kaur, R., & Sharma, S. (2021). Challenges in pharmaceutical supply chain management: A review. *Journal of Supply Chain Management*.
- [15] Zhou, X., Huang, L., & Wang, J. (2023). Supply chain resilience in pharmaceutical distribution. *International Journal of Logistics*