

Peningkatan Akurasi Prediksi Kebutuhan Obat BPJS PRB melalui Integrasi Analisis Diferensial dan *Deep Learning*

Chalidah Azzahrah Hermanto¹ | Fachrim Irhamna Rachman^{*2} | Muhyiddin A.M. Hayat²

¹ Mahasiswa Program Studi Arsitektur,
Fakultas Teknik, Universitas
Muhammadiyah Makassar, Indonesia.

Email:
chalidahazzahra.123@gmail.com

² Program Studi Arsitektur, Fakultas Teknik,
Universitas Muhammadiyah Makassar,
Indonesia.

Email:
Fachrim141020@unismuh.ac.id
muhyiddin@unismuh.ac.id

Korespondensi:
*Fachrim Irhamna Rachman
Fachrim141020@unismuh.ac.id

ABSTRAK

Program Rujuk Balik (PRB) BPJS Kesehatan bertujuan menjamin keberlanjutan pengobatan pasien penyakit kronis. Namun, fluktuasi kebutuhan obat sering menimbulkan permasalahan overstock dan stockout di apotek mitra BPJS. Penelitian ini bertujuan mengintegrasikan analisis diferensial dan algoritma deep learning Long Short-Term Memory (LSTM) untuk meningkatkan akurasi prediksi kebutuhan obat PRB. Data yang digunakan berupa transaksi penjualan obat pasien BPJS PRB di Apotek Kimia Farma Cendrawasih periode Januari 2022 hingga Juli 2024. Analisis diferensial digunakan untuk menghitung perubahan tingkat pertama (delta 1) dan tingkat kedua (delta 2) penjualan, yang selanjutnya dijadikan fitur tambahan pada model LSTM. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute Error (MAE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi analisis diferensial dengan LSTM mampu meningkatkan akurasi prediksi, dengan model terbaik menghasilkan nilai MAE rata-rata di bawah 20 untuk sebagian besar produk. Temuan ini berimplikasi pada peningkatan efektivitas perencanaan dan pengadaan obat PRB berbasis data historis dan tren perubahan.

Kata Kunci:

Prediksi Obat, BPJS PRB, LSTM, Deep Learning, Analisis Diferensial

ABSTRACT

The BPJS Kesehatan Rujuk Balik Program (PRB) aims to ensure the continuity of treatment for patients with chronic diseases. However, fluctuations in medicine demand frequently cause overstock and stockout problems at BPJS partner pharmacies. This study aims to integrate differential analysis and the Long Short-Term Memory (LSTM) deep learning algorithm to improve the accuracy of PRB medicine demand forecasting. The data used consist of transaction records of PRB patient medicine sales at Kimia Farma Cendrawasih Pharmacy from January 2022 to July 2024. Differential analysis was applied to calculate the first-order change (delta 1) and second-order change (delta 2) in sales, which were subsequently incorporated as additional features in the LSTM model. Model performance was evaluated using Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute Error (MAE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The results indicate that integrating differential analysis with LSTM improves prediction accuracy, with the best-performing model achieving average MAE values below 20 for most products. These findings have important implications for enhancing data-driven planning and procurement of PRB medicines based on historical trends and demand dynamics.

Keywords:

Medicine Forecasting, BPJS PRB, LSTM, Deep Learning, Differential Analysis

1 | PENDAHULUAN

Program Rujuk Balik (PRB) merupakan salah satu kebijakan strategis dari Badan Penyelenggara Jaminan Sosial (BPJS) Kesehatan untuk memberikan layanan berkelanjutan kepada pasien dengan penyakit kronis yang telah berada dalam kondisi stabil. Melalui program ini, pasien tetap dapat memperoleh obat secara berkala dari fasilitas kesehatan tingkat pertama tanpa perlu kembali ke dokter spesialis di rumah sakit rujukan. Inisiatif ini bertujuan untuk meningkatkan efisiensi sistem layanan penetrasi platform digital yang mengarusutamakan tren global dan mengabaikan ekspresi budaya daerah (Benner et al., 2021; Elfariyeh et al., 2025).

kesehatan serta memastikan pasien mendapatkan akses terhadap obat secara rutin dan tepat waktu (Kusumawati & Rahayu, 2023).

Namun, dalam implementasinya, program PRB masih menghadapi berbagai tantangan, salah satunya adalah ketidaksesuaian antara kebutuhan aktual pasien dan ketersediaan obat di apotek. Kondisi seperti kekosongan obat (*understock*) atau penumpukan stok (*overstock*) sering kali terjadi, mengganggu kontinuitas layanan, dan berpotensi menurunkan kualitas hidup pasien (Martawinata et al., 2023). Oleh karena itu, diperlukan sistem prediksi kebutuhan obat yang dapat mengantisipasi fluktuasi permintaan berdasarkan data historis secara lebih akurat dan adaptif.

Salah satu pendekatan kuantitatif yang relevan untuk memodelkan tren permintaan adalah analisis diferensial diskrit, yang memungkinkan pengukuran terhadap kecepatan perubahan ($\Delta 1$) dan percepatan perubahan ($\Delta 2$) dari data penjualan. Pendekatan ini penting dalam mengidentifikasi pola-pola perubahan yang signifikan dalam penggunaan obat dari waktu (Tiwa et al., 2022). Akan tetapi, pendekatan statistik semata tidak cukup untuk menangkap kompleksitas hubungan non-linear dalam pola data permintaan.

Untuk mengatasi itu, penelitian ini mengintegrasikan analisis diferensial dengan metode Deep Learning, khususnya algoritma Long Short-Term Memory (LSTM). LSTM merupakan pengembangan dari Recurrent Neural Network (RNN) yang dilengkapi dengan mekanisme sel memori untuk mempertahankan informasi jangka panjang, sehingga efektif dalam memodelkan data sekuensial dan time series (Jansen et al., 2023; Pratama & Utama, 2023). Algoritma LSTM (Long Short-Term Memory) merupakan salah satu jenis arsitektur dari Recurrent Neural Network (RNN) yang biasa digunakan pada masalah – masalah yang berkaitan dengan Deep Learning (Khumaidi et al., 2022). LSTM sangat cocok digunakan dalam pemodelan data time-series, seperti prediksi penjualan atau permintaan obat (Informatika et al., 2023). Dalam penelitian terdahulu, model LSTM telah berhasil diterapkan untuk meramalkan stok obat di apotek maupun rumah sakit dengan akurasi tinggi (Yanti et al., 2024).

Berbagai penelitian terdahulu telah menunjukkan keberhasilan penerapan metode machine learning dan deep learning dalam prediksi persediaan obat. (Pratiwi et al., 2024) menerapkan algoritma Decision Tree dan memperoleh tingkat akurasi sebesar 98,71% dalam memprediksi persediaan obat di apotek. Sementara itu, (Yanti et al., 2024) melaporkan bahwa algoritma LSTM mampu menghasilkan nilai MAPE terendah sebesar 4,82% dalam peramalan stok obat di puskesmas, yang menunjukkan kinerja prediksi sangat baik. Pengembangan arsitektur yang lebih kompleks juga dilakukan oleh (Nathaniel et al., 2022) melalui model Nonpooling CNN-LSTM, yang menghasilkan nilai RMSE lebih rendah dibandingkan LSTM konvensional, khususnya pada prediksi jangka pendek. Selain itu, (Anshory et al., 2020) menunjukkan bahwa LSTM mampu memberikan akurasi peramalan penjualan sediaan farmasi yang lebih baik dibandingkan metode tradisional berdasarkan nilai MAPE terkecil.

Selain itu, integrasi antara analisis diferensial dan deep learning telah mulai banyak digunakan untuk meningkatkan performa prediksi dalam berbagai domain, termasuk prediksi permintaan energi, penjualan, dan sektor kesehatan (Mousa & Al-khateeb, 2020). Kombinasi ini diyakini mampu memperkuat kemampuan model dalam mengenali tren, fluktuasi musiman, dan lonjakan permintaan yang ekstrem. Analisis diferensial, atau lebih tepatnya kalkulus diferensial, memiliki berbagai penerapan penting. Ini mencakup analisis algoritma, optimasi, pemodelan sistem, dan pengembangan kecerdasan buatan. Pendekatan metode kecerdasan buatan Deep Learning. Subbidang kecerdasan buatan yang berfokus pada pembelajaran dari data, dapat digunakan untuk membangun sistem ini. Deep Learning adalah salah satu teknik Machine Learning andal yang tersedia saat ini. Deep Learning menggunakan pendekatan jaringan saraf tiruan dalam mempelajari pola – pola yang kompleks (Rachman et al., 2024).

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi kebutuhan obat pada program BPJS PRB dengan mengintegrasikan analisis diferensial dan algoritma LSTM. Hasil prediksi yang akurat diharapkan dapat membantu apotek dan institusi layanan kesehatan dalam merencanakan pengadaan obat, mengurangi risiko kekurangan atau kelebihan stok, serta mendukung sistem distribusi obat yang lebih efisien dan responsif terhadap kebutuhan pasien.

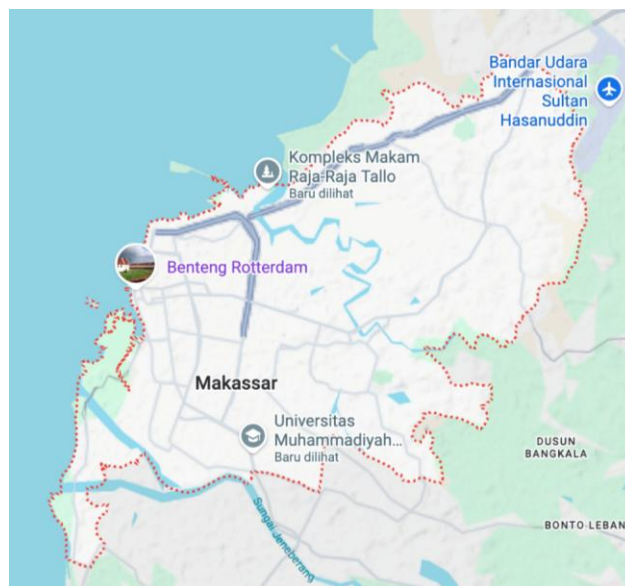
2 | METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis analisis deret waktu untuk mengembangkan model prediksi kebutuhan obat Program Rujuk Balik (PRB) BPJS Kesehatan. Data yang digunakan berasal dari transaksi penjualan obat pasien BPJS PRB di Apotek Kimia Farma Cendrawasih periode Januari 2022–Juli 2024. Tahapan penelitian meliputi praproses data, analisis diferensial orde pertama dan kedua, serta pemodelan prediksi menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk menangkap pola temporal kebutuhan obat.

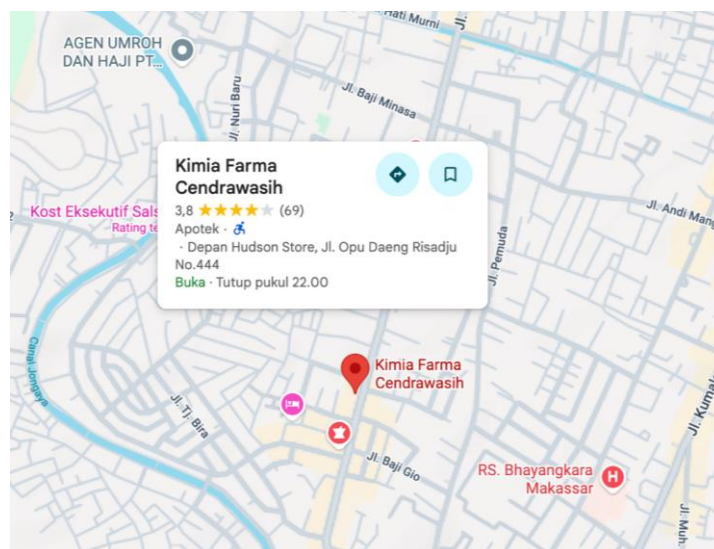
Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan *Mean Squared Error* (MSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Root Mean Squared Error* (RMSE) guna mengukur tingkat kesalahan prediksi, di mana nilai yang lebih kecil menunjukkan akurasi model yang lebih baik (Ita Bela & Bhakti, 2022). Penggunaan RMSE memungkinkan interpretasi kesalahan prediksi dalam satuan yang sama dengan data aktual sehingga mendukung pengambilan keputusan perencanaan dan pengadaan obat berbasis data (Yusuf Syahrul Basyar, 2024).

2.1 | Lokasi Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan di Apotek Kimia Farma Cendrawasih, yang berlokasi di Kota Makassar, Sulawesi Selatan, Indonesia. Apotek ini merupakan salah satu mitra fasilitas kesehatan tingkat pertama (FKTP) yang bekerja sama dengan Badan Penyelenggara Jaminan Sosial (BPJS) Kesehatan dalam pelaksanaan Program Rujuk Balik (PRB). Program ini bertujuan untuk menjamin kesinambungan pengobatan bagi pasien dengan penyakit kronis seperti hipertensi, diabetes mellitus, dan penyakit jantung, yang telah dinyatakan stabil oleh dokter spesialis dan diarahkan untuk mendapatkan layanan berkelanjutan di FKTP, termasuk pengambilan obat secara rutin di apotek mitra. Pemilihan Apotek Kimia Farma Cendrawasih sebagai lokasi penelitian didasarkan pada beberapa pertimbangan. Pertama, apotek ini memiliki sistem informasi manajemen apotek (SIMA) yang terintegrasi dan terdokumentasi dengan baik, sehingga memungkinkan proses pengambilan data transaksi penjualan obat secara efisien dan akurat. Kedua, apotek ini secara aktif melayani pasien PRB dari berbagai FKTP dan rumah sakit rujukan di Kota Makassar, menjadikannya sebagai salah satu sumber data yang representatif untuk menganalisis tren kebutuhan obat dalam skema PRB. Ketiga, jangkauan pelayanan dan volume transaksi yang relatif tinggi di apotek ini memberikan variasi data yang cukup signifikan untuk diterapkan dalam pengembangan model prediktif berbasis deep learning. Pengumpulan data dilakukan secara langsung melalui sistem apotek dengan izin dan koordinasi dari pihak manajemen, dengan tetap menjaga aspek kerahasiaan dan etika penelitian. Data yang diperoleh mencakup informasi transaksi penjualan obat PRB sejak Januari 2022 hingga Juni 2024, termasuk nama obat, jumlah unit terjual per bulan, dan tanggal transaksi. Data ini kemudian diolah menjadi dataset time-series yang digunakan sebagai input dalam pelatihan model prediksi kebutuhan obat.



GAMBAR 1 Peta Kota Makassar



GAMBAR 2 Peta Lokasi Penelitian

2.2 | Teknik Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan secara langsung (*direct data collection*) melalui sistem informasi manajemen apotek (SIMA) di Apotek Kimia Farma Cendrawasih, Makassar. Data yang dikumpulkan berupa catatan transaksi penjualan obat Program Rujuk Balik (PRB) BPJS Kesehatan selama periode januari 2022 hingga juni 2024. Proses pengumpulan data dilakukan dengan Langkah – Langkah sebagai berikut:

1. Ekstraksi Data Dari Sistem Apotek
Data diekspor dalam format excel yang berisi informasi berikut: Kode obat, Nama obat, Jumlah unit obat yang terjual, tanggal transaksi, dan keterangan pasien PRB.
2. Seleksi dan Penyaringan Data
 - Data disaring untuk hanya mencakup obat-obatan yang masuk dalam daftar PRB sesuai ketentuan BPJS Kesehatan.
 - Transaksi non-PRB atau data yang tidak lengkap dihapus dari dataset.
3. Transformasi Data
 - Data transaksi kemudian direkap dan dikelompokkan per bulan untuk membentuk dataset time-series bulanan dari masing-masing obat PRB.
 - Data selanjutnya dinormalisasi menggunakan MinMaxScaler sebagai bagian dari proses pra-pemrosesan sebelum digunakan dalam pelatihan model LSTM. Metode ini memastikan bahwa data yang digunakan dalam penelitian bersifat real-world dan representatif terhadap kebutuhan operasional pengelolaan obat PRB di lapangan.
4. Penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman Python sebagai alat utama dalam pengolahan dan analisis data. Pemodelan *Deep Learning* berbasis *Long Short-Term Memory* (LSTM) dikembangkan menggunakan library TensorFlow dan Keras. Proses prapemrosesan data, normalisasi, pembagian data latih dan data uji, serta perhitungan metrik evaluasi seperti *Mean Squared Error* (MSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Root Mean Squared Error* (RMSE) dilakukan dengan memanfaatkan library *Scikit-Learn*. Selain itu, library NumPy dan Pandas digunakan untuk manipulasi data numerik dan pengolahan data *time-series*.

3 | HASIL

3.1 | Hasil Pra-Pemrosesan dan Analisis Diferensial

Data mentah yang diperoleh dari sistem manajemen Apotek Kimi Farma Cendrawasih terdiri dari transaksi bulanan penjualan obat untuk pasien PRB dari Januari 2022 hingga Juni 2024. Jumlah total item data yang terkumpul adalah sebanyak X baris data, terdiri dari beberapa jenis obat PRB yang meliputi *Amlodipin*, *Captopril*, *Metformin*, *Simvastatin*, dan *Glibenclamide*.

Proses Pra pemrosesan dilakukan melalui beberapa tahap, yakni:

1. Pembersihan data: Penghapusan data duplikat dan entri kosong
2. Agregasi data: Data direkap per bulan per jenis obat agar membentuk format time-series
3. Normalisasi: Menggunakan metode MinMaxScaler untuk menskalakan nilai numerik ke rentang [0,1] sehingga mempercepat konvergensi saat pelatihan model.
4. Analisis Diferensial:
 - Turunan Pertama ($\Delta 1$): $\Delta 1(t) = X(t) - X(t-1)$, digunakan untuk menghitung selisih jumlah unit obat yang terjual antar bulan.
 - Turunan Kedua ($\Delta 2$): $\Delta 2(t) = \Delta 1(t) - \Delta 1(t-1)$, yang digunakan untuk mendeteksi perubahan tren penjualan, seperti percepatan kenaikan atau penurunan.

GAMBAR 3 Hasil Transformasi Data

Kode Obat	Nama Obat	March 2024_Total Terju	May 2024_Total Terju	June 2024_Total Terju	July 2024_Total Terju	Jenis
11002397	ACARBOSE 100 MG (DUS 100 TAB)		240	240	90	90 Original
11002397	ACARBOSE 100 MG (DUS 100 TAB)		-30	0	-150	0 Delta_1
11002397	ACARBOSE 100 MG (DUS 100 TAB)		-90	30	-150	150 Delta_2
13000087	ACARBOSE 100MG TAB@100 BPJS		0	0	45	90 Original
13000087	ACARBOSE 100MG TAB@100 BPJS		0	0	45	45 Delta_1
13000087	ACARBOSE 100MG TAB@100 BPJS		0	0	45	0 Delta_2
13005138	ACARBOSE 100MG TAB@100 GDJ		0	0	0	0 Original
13005138	ACARBOSE 100MG TAB@100 GDJ		0	0	0	0 Delta_1
13005138	ACARBOSE 100MG TAB@100 GDJ		0	0	0	0 Delta_2
11002396	ACARBOSE 50 MG (DUS 100 TAB)		330	180	210	0 Original
11002396	ACARBOSE 50 MG (DUS 100 TAB)		90	-150	30	-210 Delta 1

GAMBAR 4 Output Analisis Diferensial

Visualisasi hasil pengolahan menunjukkan bahwa delta 1 membantu model dalam mengenali ritme kenaikan atau penurunan tren kebutuhan bulanan, sedangkan delta 2 memperkuat sensitivitas model terhadap perubahan tajam, seperti lonjakan musiman atau dampak kebijakan PRB.

3.2 | Hasil Evaluasi dan Akurasi Model

Setelah data disiapkan, dilakukan pelatihan model dengan menggunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM), yang merupakan jenis Recurrent Neural Network (RNN) yang cocok untuk memproses data time-series karena kemampuannya mengingat urutan panjang. Model LSTM dirancang dengan arsitektur sebagai berikut:

- Layer Input: Berisi tiga fitur per timestep: nilai penjualan aktual, delta 1, dan delta 2.
- Hidden Layers: Dua lapis LSTM masing-masing dengan 64-unit neuron.
- Dense Layer: Output layer dengan satu neuron dan fungsi aktivasi linear.
- Epoch: 50
- Batch Size: 16
- Loss Function: Mean Squared Error (MSE)

Model dilatih pada 80% data dan diuji pada 20% sisanya menggunakan skema sliding window (lookback) selama 3 timestep ke belakang. Dengan demikian, model dapat mempelajari pola urutan dan menangkap dinamika temporal yang ada dalam data.

3.3 | Hasil Evaluasi dan Akurasi Model

Evaluasi performa model prediksi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi terhadap data aktual penjualan obat PRB untuk beberapa jenis obat. Penilaian menggunakan metrik MAE (Mean Absolute Error), RMSE (Root Mean Squared Error), dan MAPE (Mean Absolute Percentage Error). Tabel berikut menyajikan hasil evaluasi model berdasarkan total penjualan aktual dan prediksi selama periode pengujian:

TABEL 1 Hasil Evaluasi Model

Nama Obat	Total Aktual	Total Prediksi	MAE	RMSE	MAPE
ACARBOSE 100MG	1.350	1.281	39	49	3,1%
AMLODIPIN 10MG (MARIN)	26.930	25.970	1.413	1.797	5,2%
BISOPROLOL 5MG	0	22	22	22	inf

Model menunjukkan akurasi yang cukup tinggi pada obat dengan volume penjualan besar dan pola yang stabil, seperti Acarbose 100 mg dan Amlodipin 10mg, yang memiliki nilai MAPE masing-masing sebesar 3,1% dan 5,2%, tergolong sangat baik untuk model time-series prediksi bulanan.

Namun, hasil yang kurang akurat ditemukan pada obat seperti Bisoprolol 5mg, di mana tidak ada data aktual yang tercatat dalam periode pengujian, tetapi model tetap menghasilkan prediksi positif. Hal ini menyebabkan nilai MAPE menjadi tidak terdefinisi (∞), karena perhitungan MAPE menggunakan pembagian terhadap nilai aktual yang bernilai nol. Kasus ini menyoroti pentingnya keberadaan data historis yang cukup untuk semua item yang akan diprediksi.

Secara keseluruhan, model menunjukkan performa yang sangat baik pada sebagian besar obat, dengan MAE dan RMSE yang relatif rendah, terutama pada obat-obat dengan distribusi yang stabil. Dengan MAPE yang umumnya berada di bawah 10%, model ini layak diterapkan untuk mendukung pengambilan keputusan dalam pengadaan obat PRB.

3.4 | Interpretasi Hasil

Hasil evaluasi model menunjukkan bahwa model Long Short-Term Memory (LSTM) yang digunakan dalam penelitian ini mampu melakukan prediksi kebutuhan obat Program Rujuk Balik (PRB) dengan tingkat akurasi yang memadai. Tingkat kesalahan rata-rata (Mean Absolute Error dan Root Mean Squared Error) yang rendah, serta nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) yang umumnya berada di bawah 10%, mengindikasikan bahwa model memiliki performa prediktif yang baik, khususnya pada obat-obatan dengan volume penjualan yang tinggi dan pola distribusi yang konsisten.

Sebagai contoh, prediksi terhadap Amlodipin 10 mg (Marin), yang merupakan salah satu obat antihipertensi paling umum dalam skema PRB, menunjukkan total prediksi sebesar 25.970 unit dibandingkan dengan realisasi aktual sebesar 26.930 unit, dengan nilai MAPE sebesar 5,2%. Hal ini menunjukkan bahwa model berhasil menangkap pola kebutuhan dengan sangat baik. Demikian pula pada Acarbose 100mg, obat antidiabetes yang juga tergolong rutin digunakan, model menunjukkan nilai MAPE hanya 3,1%, menandakan bahwa variasi bulanan dapat dipelajari dan diprediksi secara akurat oleh model.

Sebaliknya, akurasi prediksi menurun pada obat seperti Bisoprolol 5mg, di mana tidak terdapat data aktual selama periode pengujian namun model tetap menghasilkan prediksi. Akibatnya, nilai MAPE menjadi tidak terdefinisi (infinite) karena pembagi pada rumus MAPE adalah nol. Kasus ini menunjukkan bahwa model cenderung “mengira-ngira” pola berdasarkan informasi obat-obat lain yang serupa, tetapi menjadi tidak valid ketika tidak ada data historis yang mendukung untuk item tersebut. Hal ini juga menyoroti pentingnya kualitas data historis sebagai dasar pelatihan model.

Interpretasi lebih lanjut terhadap hasil menunjukkan bahwa model LSTM sangat sensitif terhadap kestabilan pola distribusi data. Pada obat-obatan dengan pola yang fluktuatif atau bersifat musiman, akurasi model cenderung menurun. Ini dapat terjadi karena LSTM sangat bergantung pada konsistensi urutan temporal. Untuk itu, strategi augmentasi data seperti penambahan fitur musiman (bulan, hari libur, atau faktor-faktor eksternal lain) dapat dipertimbangkan pada pengembangan model selanjutnya.

Penggunaan fitur turunan pertama dan kedua (analisis diferensial) turut memberikan kontribusi dalam meningkatkan sensitivitas model terhadap perubahan tren. Fitur $\Delta 1$ membantu dalam mengidentifikasi kecenderungan naik atau turun dari penjualan obat, sedangkan fitur $\Delta 2$ memungkinkan model menangkap percepatan atau perlambatan perubahan tersebut. Kombinasi ini menjadikan model lebih adaptif terhadap dinamika kebutuhan obat PRB yang dapat berubah secara tiba-tiba, misalnya akibat perubahan kebijakan PRB, fluktuasi stok, atau peningkatan kunjungan pasien.

Secara umum, hasil interpretasi menunjukkan bahwa model tidak hanya mampu mempelajari pola data historis, tetapi juga berpotensi menjadi alat bantu pengambilan keputusan yang handal dalam perencanaan kebutuhan obat di apotek. Hal ini membuka peluang penerapan model prediksi cerdas dalam sistem distribusi farmasi yang lebih luas, baik di tingkat fasilitas kesehatan maupun secara nasional.

4 | KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membuktikan bahwa pendekatan gabungan antara metode analisis diferensial dan model *Long Short-Term Memory* (LSTM) dapat secara efektif digunakan untuk memprediksi kebutuhan obat dalam Program Rujuk Balik (PRB) di Apotek Kimia Farma Cendrawasih. Data penjualan bulanan obat PRB yang digunakan dalam studi ini diolah melalui serangkaian tahapan pra-pemrosesan, termasuk normalisasi dan ekstraksi fitur turunan ($\Delta 1$ dan $\Delta 2$), yang kemudian digunakan sebagai input dalam pelatihan model LSTM.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu menghasilkan prediksi yang akurat, terutama pada obat-obatan dengan pola distribusi yang stabil dan volume penjualan tinggi seperti Amlodipin dan Acarbose, dengan nilai MAPE yang rendah. Penerapan fitur turunan pertama dan kedua terbukti meningkatkan sensitivitas model terhadap perubahan tren penjualan yang bersifat musiman maupun fluktuatif.

Interpretasi hasil mengindikasikan bahwa kualitas dan kontinuitas data historis memiliki pengaruh besar terhadap performa model. Obat-obatan yang tidak memiliki data historis yang cukup, seperti Bisoprolol, cenderung memberikan hasil prediksi yang tidak akurat atau tidak valid. Secara keseluruhan, model yang dikembangkan dalam penelitian ini berpotensi untuk digunakan sebagai sistem pendukung keputusan (*decision support system*) dalam proses perencanaan dan pengadaan obat di tingkat apotek maupun instansi layanan kesehatan lainnya. Penerapan model ini dapat membantu meningkatkan efisiensi manajemen stok, mengurangi risiko kekurangan atau kelebihan obat, dan mendukung keberlanjutan program PRB secara lebih tepat dan berbasis data.

Daftar Pustaka

- Anshory, M. I., & Priyandari, Y. (2020). Peramalan Penjualan Sediaan Farmasi Menggunakan Long Short-term Memory : Studi Kasus pada Apotek Suganda. 19(2), 159–174. <https://doi.org/10.20961/performa.19.2.45962>
- Informatika, T., Tarumanagara, U., Letjen, J., No, S. P., & Barat, J. (2023). PENERAPAN METODE LONG SHORT- TERM MEMORY DALAM MEMREDIKSI DATA METEOROLOGI DI KALIMANTAN TIMUR. 8(2), 348–352. <https://ejournal.caturasaki.ac.id/index.php/simtek/article/view/202>
- Ita Bela, Z., & Bhakti, D. (2022). SISTEM PREDIKSI PENJUALAN OBAT MENGGUNAKAN METODE SINGLE MOVING AVERAGE (STUDI KASUS: APOTEK WILUJENG KECAMATAN PANCENG KAB.GRESIK). INDEXIA: Informatic and Computational Intelligent Journal, 4(1), 47–58. <https://journal.umg.ac.id/index.php/indexia/article/view/3638>
- Jansen, D., Handhayani, T., & Hendryli, J. (2023). PENERAPAN METODE LONG SHORT-TERM MEMORY DALAM MEMREDIKSI DATA METEOROLOGI DI KALIMANTAN TIMUR. 8(2). <https://ejournal.caturasaki.ac.id/index.php/simtek/article/view/202>
- Khumaidi, A., Raafi, R., & Solihin, I. P. (2022). Pengujian Algoritma Long Short Term Memory untuk Prediksi Kualitas Udara dan Suhu Kota Bandung. 15(1), 13–18. <https://repository.unkris.ac.id/id/eprint/278/>
- Kusumawati, F., & Rahayu, E. (2023). Analisis Kendala Pengadaan Obat Program Rujuk Balik (PRB) di Fasilitas Kesehatan Tingkat Pertama (Studi Kasus Pada Puskesmas BLUD di Kabupaten Indragiri Hilir). 3(1), 56–67. <https://jurnal-jkn.bpjs-kesehatan.go.id/index.php/jjkn/article/view/126>
- Martawinata, S., Soewondo, P., Magister, P., Kesehatan, I., Masyarakat, F. K., Adminitrasi, D., & Masyarakat, F. K. (2023). Analisis ketersediaan obat Program Rujuk Balik (PRB) Kasus Hipertensi Di Kota Palembang. <https://ojs.cahayamandalika.com/index.php/jcm/article/view/3274>
- Mousa, B. A., & Al-khateeb, B. (2020). PREDICTING MEDICINE DEMAND USING DEEP. <https://ijci.uoitc.edu.iq/index.php/ijci/article/view/427>
- Nathaniel, J., Jeremias, V., & Engel, L. (2022). Penerapan Nonpooling CNN-LSTM Untuk Prediksi Pemakaian Obat Rumah Sakit. https://repository.ithb.ac.id/id/eprint/30/9/1117012_Paper-TA.pdf
- Pratama, M. L., & Utama, H. (2023). PENDEKATAN DEEP LEARNING MENGGUNAKAN. 2(2), 43–50. <https://subset.id/index.php/IJCSR/article/download/77/22>
- Pratiwi, S. A., Fauzi, A., Arum, S., Lestari, P., & Cahyana, Y. (2024). Prediksi Persediaan Obat Pada Apotek Menggunakan Algoritma Decision Tree. 4(4), 2381–2388. <https://doi.org/10.30865/klik.v4i4.1681> <https://djournals.com/klik/article/view/1681>
- Rachman, F. I., Bakti, R. Y., Wahyuni, T., & Virgiawan, D. A. (2024). PENGENALAN BAHASA ISYARAT MENGGUNAKAN DETEKSI OBJEK DEEP LEARNING Sign Language Recognition Using Deep Learning Object Detection. 9(November), 1–6. https://digilibadmin.unismuh.ac.id/upload/42148-Full_Text.pdf

Tiwa, J. D., Ilat, V., Walandouw, S. K., Akuntansi, J., Ekonomi, F., Bisnis, D., & Ratulangi, U. S. (2022). *Analisis Biaya Diferensial Dalam Pengambilan Keputusan Menerima Atau Menolak Pesanan Khusus Pada RM . New Ayam Bandung Di Kota Manado*. 5(2), 791–798. <https://ejournal.unsrat.ac.id/v3/index.php/lppmekososbudkum/article/view/39932>