

# Prediksi Penjualan Obat Menggunakan Model Lstm Dan Analisis *Time Series* Pada Data Transaksi Pasien BPJS

**Muh Yusuf Syahbul Basyar<sup>#</sup>, Muhyiddin A M Hayyat, Fahrir Irhamna Rahman**

Program Studi Informatika, Universitas Muhammadiyah Makassar

Jl. Sultan Alauddin No.259, Gn. Sari, Kec. Rappocini, Kota Makassar, Sulawesi Selatan 90221, Indonesia  
105841112020@unismuh.ac.id

---

## Abstrak

Prediksi penjualan obat yang akurat diperlukan untuk meningkatkan efisiensi persediaan dan kualitas pelayanan kesehatan, terutama di PT Kimia Farma Apotek (KFA) yang melayani pasien BPJS Kesehatan. Permintaan obat yang fluktuatif dan pola penjualan yang kompleks menjadi tantangan dalam perencanaan persediaan. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi penjualan obat secara akurat dengan menerapkan teknik data mining menggunakan model Long Short-Term Memory (LSTM). Data dikumpulkan dari transaksi di PT Kimia Farma Apotek (KFA) dan diproses melalui pra-pemrosesan yang mencakup pembersihan data, transformasi menjadi time series, serta pembagian data menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Model LSTM dilatih selama 50 epoch menggunakan fungsi aktivasi ReLU dan Softmax pada lapisan output untuk menghasilkan probabilitas prediksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM memiliki Mean Squared Error (MSE) sebesar 0.0021 dan akurasi prediksi mencapai 99.79%, menunjukkan kemampuan model dalam menghasilkan prediksi yang mendekati nilai aktual. Namun,  $R^2$  Score sebesar -0.14 menunjukkan keterbatasan dalam menangkap variasi data yang kompleks. Penelitian ini menunjukkan bahwa model LSTM memiliki potensi besar untuk diterapkan dalam prediksi penjualan obat dan membantu pengambilan keputusan strategis dalam manajemen persediaan. Selain itu, pendekatan ini berkontribusi positif dalam meningkatkan efisiensi perencanaan persediaan obat di PT Kimia Farma Apotek.

**Kata kunci:** long short-term memory (LSTM), data mining, prediksi penjualan obat, time series, bpjs kesehatan, kimia farma apotek.

## Abstract

Accurate drug sales predictions are essential for improving inventory efficiency and healthcare service quality, especially at PT Kimia Farma Apotek (KFA), which serves BPJS Health patients. Fluctuating drug demand and complex sales patterns pose challenges in inventory planning. This study aims to accurately predict drug sales by applying data mining techniques using the Long Short-Term Memory (LSTM) model. Data was collected from transactions at PT Kimia Farma Apotek (KFA) and underwent preprocessing, including data cleaning, transformation into time series, and splitting into 80% training data and 20% testing data. The LSTM model was trained for 50 epochs using ReLU and Softmax activation functions in the output layer to produce prediction probabilities. The results show that the LSTM model achieved a Mean Squared Error (MSE) of 0.0021 and a prediction accuracy of 99.79%, indicating the model's ability to generate predictions close to actual values. However, an  $R^2$  Score of -0.14 reveals limitations in capturing complex data variations. This study demonstrates that the LSTM model has significant potential for implementation in drug sales prediction and can support strategic decision-making in inventory management. Additionally, this approach contributes positively to enhancing inventory planning efficiency at PT Kimia Farma Apotek.

**Keywords:** long short-term memory (LSTM), data mining, drug sales prediction, time series, bpjs health, kimia farma apotek.

---

## I. PENDAHULUAN

Dalam industri kesehatan, terutama di sektor farmasi, prediksi penjualan obat memiliki peran yang sangat penting dalam manajemen persediaan, perencanaan produksi, dan pelayanan kepada pasien. Salah satu kelompok yang memerlukan perhatian khusus adalah peserta BPJS (Badan Penyelenggara Jaminan Sosial) di Indonesia. Badan usaha farmasi yang merupakan badan usaha yang mencari laba dengan melakukan riset, mengembangkan, dan menjual obat-obatan khususnya dalam ruang lingkup kesehatan. Badan usaha farmasi mempunyai persaingan ketat yang terjadi karena dampak dari tingginya penawaran serta permintaan obat dikalangan masyarakat baik kalangan bawah, menengah serta juga kalangan atas. Dengan jumlah peserta yang sangat besar dan kebutuhan obat yang bervariasi, manajemen persediaan obat menjadi tantangan yang kompleks dan krusial. Menanggapi tantangan ini, PT Kimia Farma Apotek (KFA) menyediakan layanan kesehatan yang terintegrasi, meliputi layanan farmasi (apotek), klinik kesehatan, laboratorium klinik, dan optik, dengan konsep *One Stop Health Care Solution* (OSHcS), sehingga semakin memudahkan masyarakat mendapatkan layanan kesehatan berkualitas[1].

Penggunaan data mining memiliki dampak signifikan di berbagai bidang, termasuk kesehatan [2]. Memahami pentingnya menganalisis data berbasis waktu dan memproyeksikan nilai-nilai masa depan dari data time series merupakan salah satu tantangan utama yang dihadapi oleh banyak analis di berbagai sektor. Sektor-sektor tersebut mencakup keuangan dan ekonomi, manajemen produksi, analisis kebijakan sosial dan politik, serta penelitian tentang dampak keputusan manusia dan kebijakan terhadap lingkungan [3]. Data Time Series adalah kumpulan data yang diukur atau diamati pada interval waktu yang konsisten [4]. Dalam hal ini, prediksi melibatkan penggunaan data historis untuk mengestimasi nilai yang akan datang [5]. Penelitian ini akan menggunakan data transaksi pasien BPJS sebagai dasar untuk melakukan analisis *time series* dan implementasi model LSTM dalam memprediksi penjualan obat.

Selain itu, analisis time series pada data transaksi pasien BPJS akan memberikan wawasan mendalam mengenai pola penjualan obat, tren musiman, dan faktor-faktor yang mempengaruhi permintaan obat. Teknik ini merupakan metode statistik yang digunakan untuk mengevaluasi data yang diukur atau diamati secara berkelanjutan selama periode waktu tertentu, sehingga memungkinkan pemahaman yang lebih baik tentang

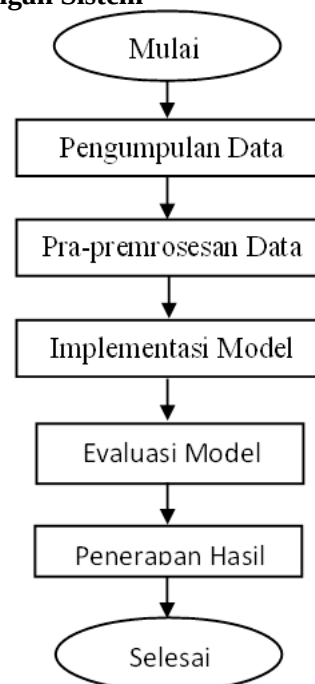
dinamika penjualan obat [6]. Kesalahan prediksi di masa lalu digunakan untuk mengoreksi prediksi mendatang dengan cara yang berlawanan dengan kesalahan tersebut [7]. Informasi ini sangat berharga bagi manajemen KFA dalam merumuskan strategi yang lebih efektif dan efisien dalam mengelola persediaan obat serta meningkatkan kualitas pelayanan kepada pasien.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola-pola penjualan obat dari data transaksi pasien BPJS Kesehatan dan menerapkan model LSTM untuk menghasilkan prediksi penjualan obat berdasarkan informasi yang diperoleh dari data transaksi tersebut. LSTM adalah salah satu bentuk pengembangan neural network yang dirancang khusus untuk pemodelan data time series. Teknologi ini efektif dalam menangani ketergantungan jangka panjang pada data masukan [8].

Penelitian ini diharapkan dapat menganalisis pola penjualan obat secara efektif dan menggunakan model LSTM untuk menghasilkan prediksi penjualan yang lebih akurat, yang akan meningkatkan efisiensi perencanaan persediaan obat dan mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik dalam manajemen obat di fasilitas kesehatan. Semakin besar volume penjualan, semakin besar pula pendapatan yang dihasilkan oleh Perusahaan [9].

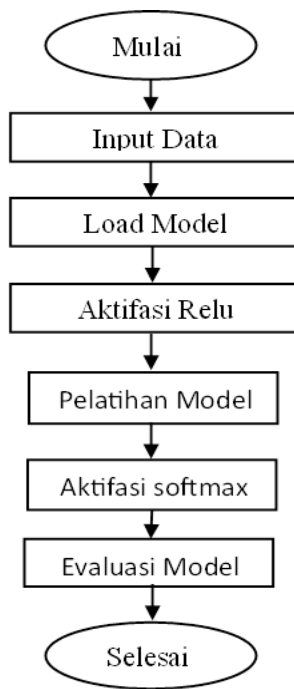
## II. METODE PENELITIAN

### A. Perancangan Sistem



Gambar 1. Flowchart proses penelitian

Proses penelitian dimulai dengan melakukan pengumpulan data, pengumpulan data dilakukan secara offline dari transaksi obat di PT Kimia Farma Apotek. Pada tahap pra-pemrosesan data, dilakukan langkah-langkah seperti pembersihan data: Menghapus data yang duplikat, menangani data yang hilang, dan memperbaiki inkonsistensi, transformasi data: Mengubah data transaksi menjadi format time series yang sesuai untuk model LSTM, dan pembagian data: data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji. Selanjutnya implementasi model untuk menentukan arsitektur jaringan LSTM seperti jumlah lapisan dan unit LSTM, kemudian menetapkan parameter seperti learning rate, batch size, dan epoch dan melatih model LSTM menggunakan data pelatihan. Selanjutnya evaluasi model dengan menghitung matrik untuk mengevaluasi akurasi prediksi model. Kemudian hasil yang dikeluarkan yaitu hasil akurasi prediksi dari dari model LSTM. Terakhir penarikan kesimpulan dilakukan berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan.



**Gambar 2. Flowchart Model LSTM**

Flowchart model LSTM dimulai dengan memasukkan data sebagai input, kemudian load model LSTM. Setelah itu, proses berlanjut ke fungsi aktivasi Relu untuk memperkenalkan non-linearitas ke dalam model. Selanjutnya melatih model menggunakan data latih untuk memprediksi, lalu menerapkan fungsi aktivasi Softmax pada layer output untuk menghasilkan probabilitas prediksi. Kemudian mengevaluasi model dengan data uji dan menghitung metrik performa seperti MSE, R2

Score, dan Accuracy. Hasil akhir prediksi dari model LSTM diberikan sebagai output. Jika tidak, sistem kembali ke langkah membaca data training penjualan untuk memproses data lebih lanjut atau melakukan perbaikan.

## B. Teknik Pengujian Sistem

Dalam penelitian ini, teknik pengujian sistem dilakukan dengan menguji performa model LSTM dalam memprediksi penjualan obat berdasarkan data transaksi pasien BPJS LSTM menyelesaikan masalah ini dengan kemampuan untuk mempertahankan informasi penting dalam jangka waktu yang lebih lama, meningkatkan akurasi dalam prediksi berbasis data urutan waktu [10]. Proses pengujian mencakup beberapa tahap penting yang bertujuan untuk mengevaluasi seberapa efektif dan akurat model LSTM dalam melakukan prediksi penjualan.

Pengujian dilakukan dengan pembagian data transaksi obat menjadi dua bagian: 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji. Model LSTM dilatih menggunakan data latih ini dengan parameter yang telah ditentukan seperti learning rate, batch size, dan epoch. Setelah model dilatih, prediksi dilakukan terhadap data uji. Untuk mengevaluasi akurasi dan efektivitas model LSTM, beberapa metrik evaluasi digunakan, termasuk Mean Squared Error (MSE), R2 Score, dan Accuracy.

Rumus MSE:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (1)$$

- $y_i$  = Nilai aktual
- $\hat{y}_i$  = Nilai prediksi
- $n$  = Jumlah data

Rumus R2 Score:

$$R2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

- $y_i$  = Nilai aktual
- $\hat{y}_i$  = Nilai prediksi
- $\bar{y}$  = Rata-rata nilai aktual
- $n$  = Jumlah data

Rumus Accuracy:

$$Accuracy = \frac{Jumlah\ Prediksi\ Benar}{Total\ Prediksi} \times 100\% \quad (1)$$

Setelah evaluasi model LSTM, hasilnya berupa nilai kesalahan terkecil untuk memastikan bahwa

model LSTM memberikan hasil yang optimal dan akurat.

### C. Teknik Analisis Data

Proses analisis data merupakan langkah sistematis untuk mengorganisir dan menginterpretasikan informasi yang diperoleh melalui wawancara, observasi, dan dokumentasi. Ini mencakup pengorganisasian data ke dalam kategori, pemecahan menjadi unit-unit kecil, sintesis, identifikasi pola, pemilihan informasi yang signifikan untuk dipelajari, serta pengambilan kesimpulan. Tujuan analisis data adalah untuk mempermudah pemahaman informasi, baik bagi peneliti maupun pihak lain yang terlibat atau membaca hasil analisis. Untuk mencapai hasil yang diinginkan, peneliti melakukan beberapa tahapan analisis berikut:

#### 1. Mengumpulkan Data

Proses pengumpulan data melibatkan pengambilan informasi yang bersumber dari data historis dari transaksi obat di PT Kimia Farma Apotek (KFA) yang mencakup beberapa jenis data yaitu: Nama Pasien, No. Keanggotaan BPJS, No. SEP, No. Transaksi, No. Resep, Tanggal Pelayanan, Nama Obat, Kode SAP, Qty, HNA, Harga, dan Nama Penjamin.

#### 2. Preprocessing Data

Langkah selanjutnya adalah persiapan data untuk tahap pengolahan. Dalam penelitian ini, proses preprocessing melibatkan beberapa langkah penting seperti menghapus duplikasi, menangani data yang hilang, memperbaiki inkonsistensi data, Konversi data transaksi menjadi format time series, dan membagi data menjadi set pelatihan dan set pengujian.

#### 3. Penarikan Kesimpulan

Peneliti menyajikan data yang telah direduksi secara sistematis dan terstruktur. Tujuan penyajian ini adalah untuk memudahkan pemahaman informasi yang terkandung dalam data.

#### 4. Kesimpulan

Terakhir yaitu penarikan kesimpulan dimana ketika data sudah dilakukan pengujian maka akan menghasilkan kesimpulan yang akan menjadi acuan dari penelitian ini.

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Pengambilan Data

Pengambilan data transaksi pasien BPJS yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh melalui system manajemen Apotik Kimia Farma Cendrawasih menggunakan mekanisme ekstraksi langsung melalui *SQL query* yang dijalankan pada basis data internal Apotik. Setelah melakukan

pengambilan data transaksi pasien BPJS dari system manajemen apotik, kemudian hasilnya disimpan dalam format excel.

### 3.2 Preprocessing

Menyiapkan dan membersihkan data mentah sebelum digunakan untuk analisis. Proses ini dilakukan secara manual dengan mencakup berbagai langkah untuk memastikan bahwa data dalam kondisi yang sesuai dan siap untuk diproses lebih lanjut.

#### 3.2.1 Cleaning

Tahap pembersihan data melibatkan proses pemeriksaan dan pengolahan data untuk memastikan konsistensi, kelengkapan, dan kualitasnya. Pada tahap pembersihan ini, data yang mengandung nilai kosong atau tidak relevan akan dihapus.

| No     | ... | Nama obat   | Jumlah | Harga/ | Total     | Poli | Nama     | No      | ... |
|--------|-----|-------------|--------|--------|-----------|------|----------|---------|-----|
|        |     | obat        | obat   | harga  |           | RS   | Penjamin | Rujukan |     |
| 1      | ... | Furosemide  | 30     | Rp.145 |           |      |          |         | ... |
|        | ... | Candesartan | 30     | Rp.271 | Rp.15.075 | Umum | BPJS     | -       | ... |
|        | ... | Bisoprolol  | 15     | Rp.173 |           |      |          |         | ... |
| 2      | ... | Candesartan | 30     | Rp.271 |           |      |          |         | ... |
|        | ... | Bisoprolol  | 30     | Rp.173 | Rp.16.230 | Umum | BPJS     | -       | ... |
|        | ... | Vitamin B   | 30     | Rp.97  |           |      |          |         | ... |
|        | ... | Kompleks    |        |        |           |      |          |         | ... |
| 19.413 | ... | Glimepiride | 30     | Rp.419 |           |      |          |         | ... |
|        | ... | Metformin   | 90     | Rp.237 | Rp.41.490 | Umum | BPJS     | -       | ... |
|        | ... | Simvastatin | 30     | Rp.253 |           |      |          |         | ... |

**Gambar 3. Tahap sebelum Cleaning**

| No     | Nama obat   | Jumlah | Harga/ | Total     |
|--------|-------------|--------|--------|-----------|
|        |             | obat   | obat   | harga     |
| 1      | Furosemide  | 30     | Rp.145 |           |
|        | Candesartan | 30     | Rp.271 | Rp.15.075 |
|        | Bisoprolol  | 15     | Rp.173 |           |
| 2      | Candesartan | 30     | Rp.271 |           |
|        | Bisoprolol  | 30     | Rp.173 | Rp.16.230 |
|        | Vitamin B   | 30     | Rp.97  |           |
|        | Kompleks    |        |        |           |
| ...    | ...         | ...    | ...    | ...       |
| 19.413 | Glimepiride | 30     | Rp.419 |           |
|        | Metformin   | 90     | Rp.237 | Rp.41.490 |
|        | Simvastatin | 30     | Rp.253 |           |

**Gambar 4. Tahap setelah Cleaning**

Pada gambar 3 menunjukkan data awal yang digunakan sebelum dibersihkan dan masih mengandung nilai kosong atau nilai yang tidak

digunakan. Pada gambar 4 merupakan data yang telah melalui tahap pembersihan dan sudah dipastikan kelengkapan serta kualitas data yang akan dibutuhkan

### 3.2.2 Transformasi Data

Pada tahap Transformasi data merupakan proses mengubah data mentah menjadi format yang lebih sesuai untuk analisis atau pemodelan, khususnya dalam *Machine Learning* seperti LSTM. Dalam konteks penelitian ini, transformasi data mencakup penyusunan data time series yang akan digunakan sebagai input dan target dalam model prediksi.

| No  | Nama obat                           | Harga   | Jumlah obat | Total harga Januari 2023 | Jumlah obat | Total harga Februari 2023 | ... |
|-----|-------------------------------------|---------|-------------|--------------------------|-------------|---------------------------|-----|
| 1   | ACARBOSE 100MG TAB@100 GDX          | Rp.1216 | 1200        | Rp.1459200               | 1020        | Rp.1240320                | ... |
| 2   | ACARBOSE 50 MG (DUS 100 TAB)        | Rp.902  | 1980        | Rp.1785960               | 0           | Rp. 0                     | ... |
| 3   | ADALAT OROS 30MG TAB@30 BPJS        | Rp.6306 | 120         | Rp.756720                | 210         | Rp.1324260                | ... |
| ... | ...                                 | ...     | ...         | ...                      | ...         | ...                       | ... |
| 204 | VITAMIN B6 10MG TAB@200 GIMFAR BPJS | Rp.106  | 3811        | Rp.403966                | 195         | Rp.20670                  | ... |
| 205 | VITAMIN B6 HCL DUS@200 TAB (PEHA)   | Rp.107  | 0           | Rp.0                     | 0           | Rp.0                      | ... |

Gambar 5. Hasil Transformasi Data

### 3.3 Implementasi Model LSTM

Pengujian data dalam penelitian ini dimulai dengan pembagian data menjadi dua bagian, yaitu data latih (training data) dan data uji (testing data), menggunakan metode train-test split. Data yang digunakan untuk pelatihan berjumlah 80%, sementara sisanya, yaitu 20%, digunakan sebagai data uji untuk mengevaluasi performa model. Data yang digunakan adalah data penjualan obat dengan beberapa fitur yang relevan, seperti jumlah obat terjual dan harga obat.

Setelah pembagian data, model LSTM dibangun dan dilatih menggunakan data latih. Model ini dirancang untuk memprediksi jumlah

obat terjual berdasarkan urutan waktu. Dalam proses pelatihan, model mengalami 50 epoch, yang memungkinkan model untuk mempelajari hubungan temporal antara berbagai titik data yang ada.

### 3.4 Hasil Pelatihan dan Pengujian Penelitian

Proses pelatihan model LSTM dilakukan selama 50 epoch, di mana setiap epoch memberikan informasi terkait durasi waktu yang dibutuhkan untuk proses pelatihan serta nilai loss dan val\_loss yang dihasilkan pada masing-masing langkah pelatihan.

|             |                                                 |  |
|-------------|-------------------------------------------------|--|
| Epoch 1/50  | 0s 201ms/step                                   |  |
| 2/2         | 3s 144ms/step - loss: 0.0106 - val_loss: 0.0020 |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 2/50  | 0s 5ms/step                                     |  |
| 2/2         | 1s 36ms/step - loss: 0.0094 - val_loss: 0.0020  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 3/50  | 0s 4ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 30ms/step - loss: 0.0083 - val_loss: 0.0020  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 4/50  | 0s 9ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 40ms/step - loss: 0.0054 - val_loss: 0.0020  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 5/50  | 0s 9ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 43ms/step - loss: 0.0075 - val_loss: 0.0020  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 6/50  | 0s 8ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 39ms/step - loss: 0.0076 - val_loss: 0.0020  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 7/50  | 0s 8ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 36ms/step - loss: 0.0055 - val_loss: 0.0020  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 8/50  | 0s 6ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 46ms/step - loss: 0.0051 - val_loss: 0.0020  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 9/50  | 0s 5ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 40ms/step - loss: 0.0062 - val_loss: 0.0022  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 10/50 | 0s 5ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 23ms/step - loss: 0.0067 - val_loss: 0.0023  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 11/50 | 0s 6ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 29ms/step - loss: 0.0071 - val_loss: 0.0021  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 12/50 | 0s 6ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 25ms/step - loss: 0.0082 - val_loss: 0.0021  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 13/50 | 0s 5ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 24ms/step - loss: 0.0064 - val_loss: 0.0021  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 14/50 | 0s 4ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 23ms/step - loss: 0.0090 - val_loss: 0.0021  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 15/50 | 0s 7ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 24ms/step - loss: 0.0062 - val_loss: 0.0022  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 16/50 | 0s 4ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 28ms/step - loss: 0.0086 - val_loss: 0.0022  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 17/50 | 0s 5ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 26ms/step - loss: 0.0087 - val_loss: 0.0021  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 18/50 | 0s 5ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 24ms/step - loss: 0.0057 - val_loss: 0.0021  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 19/50 | 0s 4ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 25ms/step - loss: 0.0085 - val_loss: 0.0021  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 20/50 | 0s 6ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 25ms/step - loss: 0.0061 - val_loss: 0.0021  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 21/50 | 0s 6ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 30ms/step - loss: 0.0066 - val_loss: 0.0021  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 22/50 | 0s 6ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 24ms/step - loss: 0.0123 - val_loss: 0.0021  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 23/50 | 0s 5ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 23ms/step - loss: 0.0118 - val_loss: 0.0021  |  |
| 6/6         |                                                 |  |
| Epoch 24/50 | 0s 5ms/step                                     |  |
| 2/2         | 0s 23ms/step - loss: 0.0077 - val_loss: 0.0021  |  |
| 6/6         |                                                 |  |

Gambar 6. Hasil pelatihan Model LSTM

Pada gambar 6 menunjukkan hasil pelatihan model LSTM yang berlangsung selama 50 epoch, dengan setiap epoch menghasilkan informasi mengenai waktu yang dibutuhkan untuk setiap langkah pelatihan serta nilai loss dan val\_loss. Loss menunjukkan kesalahan pada data latih, sedangkan val\_loss menunjukkan kesalahan pada data uji (validation). Pada awal epoch, nilai loss dan val\_loss cukup fluktuatif, namun seiring berjalannya waktu, keduanya cenderung menurun, menunjukkan bahwa model semakin baik dalam memprediksi data. Meskipun demikian, ada

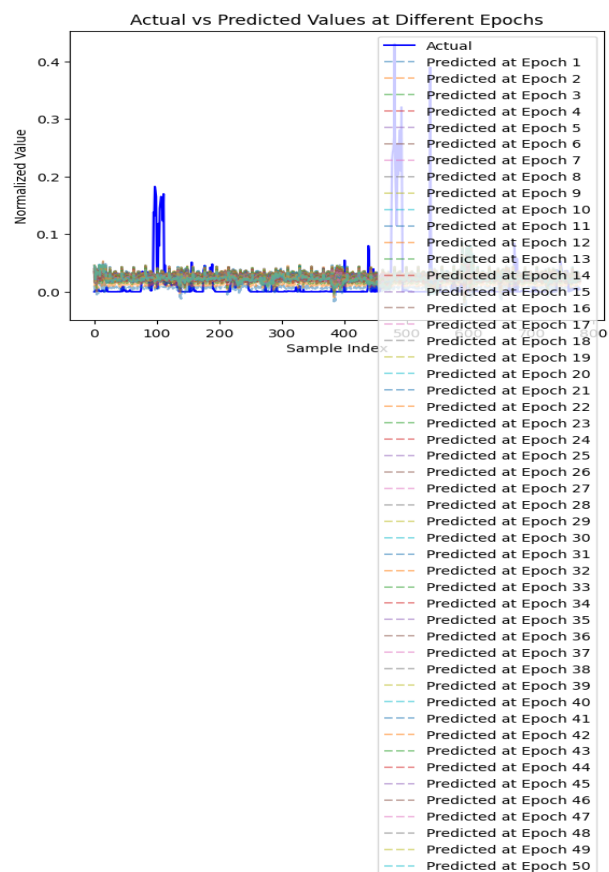
beberapa lonjakan kecil pada nilai loss, yang mungkin disebabkan oleh variabilitas dalam data atau pelatihan. Pada akhir epoch ke-50, model mencatatkan loss sebesar 0.0077 dan val\_loss sebesar 0.0021, menunjukkan bahwa model cukup stabil dan memiliki performa yang baik dalam memprediksi data uji.

Setelah model selesai dilatih, dilakukan evaluasi terhadap data uji untuk mengukur kinerja model menggunakan beberapa metrik evaluasi.

**Table 1. Hasil Evaluasi Model LSTM**

|                    |                         |
|--------------------|-------------------------|
| Mean Squared Error | : 0.0020862370230014444 |
| R2 Score           | : -0.14262983973904056  |
| Accuracy (%)       | : 99.79137629769986     |

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa Mean Squared Error (MSE) mencapai nilai 0.0020862370230014444, yang mengindikasikan bahwa rata-rata kesalahan kuadrat antara nilai prediksi dan nilai aktual sangat kecil. Nilai R2 Score sebesar -0.14262983973904056 menunjukkan adanya peluang untuk lebih meningkatkan kemampuan model dalam menangkap variasi data secara menyeluruh. Meskipun begitu, model berhasil menghasilkan prediksi rata-rata yang mendekati nilai aktual dengan akurasi tinggi. Di sisi lain, akurasi yang dihitung sebagai inversi dari MSE menghasilkan nilai 99.79137629769986%, yang menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi sangat dekat dengan nilai target. Hasil ini memberikan indikasi positif bahwa model memiliki potensi yang baik sebagai dasar analisis dan dapat ditingkatkan lebih lanjut untuk menangkap pola dan tren yang lebih kompleks dalam data.



**Gambar 7. Grafik Hasil Perbandingan Nilai Aktual dan Nilai Prediksi pada setiap Epoch**

Grafik ini menampilkan perbandingan antara nilai aktual (garis biru) dan nilai prediksi model pada berbagai epoch selama proses pelatihan. Secara umum, terlihat bahwa model menunjukkan peningkatan performa seiring bertambahnya epoch. Pada epoch awal, prediksi model masih cenderung fluktuatif dan kurang sesuai dengan nilai aktual. Namun, pada epoch-epoch berikutnya, prediksi model menjadi semakin konsisten dan mendekati pola nilai aktual, terutama untuk data dengan nilai yang lebih rendah. Hal ini menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari pola dasar dalam data secara bertahap selama proses pelatihan. Meskipun terdapat beberapa tantangan dalam menangkap puncak-puncak yang tinggi, prediksi yang stabil pada sebagian besar sampel mengindikasikan bahwa model memiliki potensi untuk terus ditingkatkan dalam memahami tren data penjualan obat.

## IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model Long Short-Term Memory (LSTM) memiliki potensi yang signifikan dalam memprediksi jumlah penjualan obat berdasarkan data historis. Berikut

adalah poin-poin utama dari kesimpulan penelitian ini:

1. Evaluasi Performa Model
  - Model LSTM berhasil dievaluasi dalam memprediksi jumlah penjualan obat berdasarkan data historis.
  - Data yang digunakan telah dinormalisasi untuk meningkatkan efektivitas pelatihan model.
2. Pembagian Data dan Pelatihan Model
  - Data dibagi menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian.
  - Model dilatih selama 50 epoch untuk memahami pola temporal dalam data.
3. Hasil Pengujian Model
  - Nilai Mean Squared Error (MSE) yang rendah (0.0021) menunjukkan rata-rata kesalahan prediksi yang kecil.
  - Akurasi prediksi berdasarkan inversi MSE mencapai 99.79%, yang menunjukkan prediksi mendekati nilai aktual.
  - Nilai  $R^2$  Score sebesar -0.14 mengindikasikan model masih memiliki keterbatasan dalam menangkap tren kompleks, terutama pada data dengan fluktuasi tinggi.
4. Analisis Grafik Prediksi
  - Model mampu memprediksi nilai rata-rata dengan baik tetapi mengalami kesulitan dalam memprediksi nilai puncak yang tinggi.
  - Diperlukan perbaikan lebih lanjut, seperti tuning parameter, penambahan fitur, atau eksplorasi arsitektur jaringan yang lebih kompleks.
5. Implikasi dan Potensi Penerapan
  - Model LSTM memiliki potensi besar untuk diterapkan dalam prediksi penjualan obat.

Optimalisasi lebih lanjut dapat meningkatkan akurasi model dan membantu pengambilan keputusan strategis dalam manajemen stok obat.

## REFERENSI

- [1] R. S. Sulaeman and E. Nurcahyani, "Analisis Altman Z-Score Untuk Menilai Tingkat Kesehatan Keuangan Perusahaan Manufaktur Sub Sektor Farmasi Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia Periode 2017-2020," *AKSELERASI J. Ilm. Nas.*, vol. 4, no. 1, pp. 77–92, 2022, doi: 10.54783/jin.v4i1.530.
- [2] D. Setiawan, N. Surojudin, and W. Hadikristanto, "Prediksi Penjualan Obat Dengan Algoritma Regresi Linear," *Pros. Sains dan Teknol.*, vol. 1, no. 1, pp. 237–246, 2022.
- [3] W. Wiratama, L. Aulia Alifah, A. Gurusinga, E. Indra, J. Sistem Informasi, and F. Sains Dan Teknologi, "Prediksi Turis Mancanegara ke Indonesia Menggunakan Metode EDA Time Series dan LSTM," *J. Ris. Sist. Inf. Dan Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 524–537, 2023, [Online]. Available: <https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jurasik>
- [4] M. K. Syifa and D. M. Kusumawardani, "Implementasi Metode Time Series Dalam Forecasting Penggunaan Satushehat," *J. Pengemb. Sist. Inf. dan Inform.*, vol. 4, no. 4, pp. 14–25, 2023, doi: 10.47747/jpsii.v4i4.1223.
- [5] Z. I. B. ZUDI ITA BELA, "Sistem Prediksi Penjualan Obat Menggunakan Metode Single Moving Average (Studi Kasus: Apotek Wilujeng Kecamatan Panceng Kab.Gresik)," *Indexia*, vol. 4, no. 1, p. 47, 2022, doi: 10.30587/indexia.v4i1.3638.
- [6] N. Febriyana, I. Ridho Abdillah, S. Lailatus, J. Oktavia, and C. Hidayati, "Analisis Perbandingan Time Series Sektor Media Di Indonesia Perusahaan Media Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia Tahun 2020-2022," *Neraca Manajemen, Ekon.*, vol. 3, no. 2, 2023.
- [7] P. P. Sari, A. T. Hidayat, H. O. L. Wijaya, and Armanto, "Prediksi Penjualan Obat Menggunakan Metode Forecasting Exponential Smoothing Models (Kasus Pada Apotek Simpang F)," *BRAHMANA J. Penerapan Kecerdasan Buatan*, vol. 4, no. 2, pp. 129–137, 2023.
- [8] S. A. Angioni *et al.*, "PREDIKSI TRANSAKSI PENJUALAN PRODUK PADA DATA TIME SERIES MENGGUNAKAN LSTM DALAM MENGESTIMASI PERSEDIAAN PRODUK," *Fish. Res.*, vol. 140, no. 1, p. 6, 2021, [Online]. Available: <http://dspace.ucuenca.edu.ec/bitstream/123456789/35612/1/Trabajo de Titulacion.pdf%0Ahttps://educacion.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2019/01/GUIA-METODOLOGICA-EF.pdf%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.fishres.2013.04.005%0Ahttps://doi.org/10.1038/s41598->
- [9] D. A. Wibowo, "Prediksi Penjualan Obat

Herbal Hp Pro Menggunakan Algoritma  
Neural Network,” *Technol. J. Ilm.*, vol. 9,  
no. 1, p. 33, 2018, doi:  
10.31602/tji.v9i1.1100.  
[10] L. Sundari, “PEMODELAN TIME SERIES

UNTUK PERAMALAN SUHU UDARA  
MENGUNAKAN METODE LONG  
SHORT TERM MEMORY (LSTM) (Studi  
Kasus: Stasiun Klimatologi Lampung),” no.  
July, pp. 1–23, 2020.