



---

## PREDIKSI OMSET PENJUALAN TOKO MBAK NING PASAR CINDERAMATA MENGGUNAKAN LONG SHORT TERM MEMORY

Mohammad Bayu Pratama<sup>1</sup>, Fadil Indra Sanjaya<sup>2</sup>

<sup>1</sup>bajradyatama@gmail.com, <sup>2</sup>fadil.indra@staff.uty.ac.id

<sup>1,2</sup>Program Studi Informatika, Universitas Teknologi Yogyakarta

### Abstrak

Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) memainkan peran penting dalam perekonomian Indonesia, namun sering menghadapi tantangan dalam mengelola penjualan. Penelitian ini berfokus pada Toko Mbak Ning di Pasar Cinderamata, yang menjual kebutuhan sandang. Tujuan penelitian ini adalah mengembangkan model prediksi omset penjualan yang akurat menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dengan *hyperparameter tuning*. Data yang digunakan berjumlah 89 baris, dari Januari 2017 hingga Mei 2024. Metode penelitian meliputi *business understanding*, pengumpulan data, *exploratory data analysis*, persiapan data, implementasi model LSTM, dan evaluasi kinerja model menggunakan RMSE dan MAPE. Model menghasilkan akurasi prediksi dengan RMSE 0.1484 dan MAPE 24.8%. Prediksi untuk 7 bulan ke depan menunjukkan tren penjualan yang sedikit menurun.

**Kata kunci:** UMKM, Prediksi, Deep Learning, Long Short Term Memory, Python.

### Abstract

*Micro, Small, and Medium Enterprises (MSMEs) play a crucial role in Indonesia's economy but often face challenges in managing sales. This study focuses on Toko Mbak Ning in Pasar Cinderamata, which sells clothing needs. The objective is to develop an accurate sales turnover prediction model using the Long Short Term Memory (LSTM) method with hyperparameter tuning. The data used consists of 89 rows, spanning from January 2017 to May 2024. The research methodology includes business understanding, data collection, exploratory data analysis, data preparation, LSTM model implementation, and model performance evaluation using RMSE and MAPE. The model achieves a prediction accuracy with an RMSE of 0.1484 and a MAPE of 24.8%. The implementation predicts sales turnover for the next 7 months, showing a slightly decreasing trend.*

**Keywords:** MSMEs, Prediction, Deep Learning, Long Short Term Memory, Python.

### 1. Pendahuluan

Seiring berjalannya waktu Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) memiliki peran yang sangat penting dalam perekonomian suatu negara [1]. UMKM merupakan tulang punggung ekonomi Indonesia [2]. Dalam beberapa tahun terakhir, UMKM telah menunjukkan pertumbuhan yang signifikan dan berkontribusi besar terhadap Produk Domestik Bruto (PDB) Negara [3]. Toko Mbak Ning merupakan salah satu UMKM yang menjual kebutuhan sandang seperti celana jeans, blus, gamis, dan pakaian wanita lainnya yang berlokasi di Pasar Cinderamata, Kota Surakarta. UMKM menghadapi banyak tantangan yang tidak dapat diabaikan, terutama dalam mengelola stok dan meningkatkan penjualan produk yang ditawarkan. Penjualan yang tidak stabil dapat menjadi hambatan serius dalam pertumbuhan dan keberlanjutan UMKM.

Omset penjualan yang tidak stabil disebabkan oleh berbagai faktor di pasar, seperti fluktuasi permintaan, perubahan tren konsumen, serta kondisi ekonomi yang tidak menentu. Ketidakstabilan penjualan menyebabkan kebingungan dalam pengambilan keputusan terkait stok barang yang sering kali mengakibatkan kelebihan atau kekurangan stok. Ketidakpastian ini membuat sulit untuk merencanakan pembelian stok barang dan memenuhi permintaan pelanggan dengan tepat waktu. Oleh karena itu, dalam

penelitian ini dibuat sebuah model yang dapat memprediksi omset penjualan untuk beberapa bulan ke depan sehingga dapat memberi gambaran dalam pengambilan keputusan bisnis di masa depan. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi positif bagi pemilik UMKM dan pihak-pihak terkait dalam meningkatkan daya saing dan keberlanjutan UMKM di tengah dinamika pasar yang terus berubah.

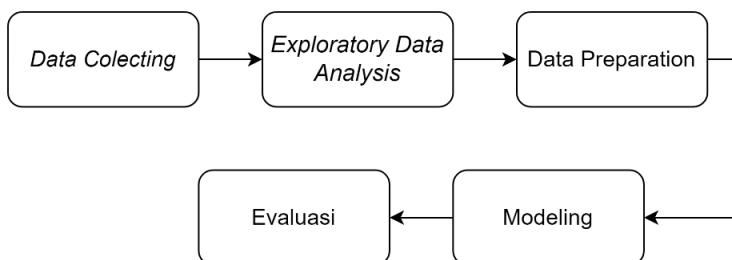
Salah satu model prediksi yang populer dan telah digunakan secara luas dalam berbagai industri adalah *Long Short Term Memory* (LSTM). Model LSTM memungkinkan pemilik UMKM untuk melakukan prediksi omset penjualan berdasarkan data historis, sehingga memungkinkan pemilik usaha untuk merencanakan strategi pemasaran dan persediaan stok barang dengan lebih efisien. *Long Short-Term Memory* (LSTM) merupakan sebuah peningkatan dari arsitektur RNN, yang pertama kali diperkenalkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber pada tahun 1997 [4]. Sampai saat ini, para peneliti aktif mengembangkan arsitektur LSTM untuk berbagai keperluan, seperti pengenalan suara dan peramalan tren [5].

Pada penelitian sebelumnya metode LSTM telah banyak digunakan seperti melakukan prediksi permintaan sediaan farmasi di Apotek Suganda [6], Prediksi penjualan barang ritel menggunakan LSTM [7], Prediksi penjualan produk PT. Metiska Farma dengan LSTM [8], Prediksi harga harga beras di Pasar Manis dan Pasar Wage di Banyumas menggunakan algoritma LSTM [9], Prediksi penjualan dan pengadaan suku cadang di PT Sumber Inti Motor dengan model LSTM [10]. Namun pada penelitian ini, prediksi dilakukan pada omset penjualan menggunakan algoritma LSTM.

Berdasarkan hal tersebut, tujuan dilakukan penelitian ini adalah memprediksi omset penjualan di Toko Mbak Ning dalam beberapa bulan ke depan. Konfigurasi *hyperparameter* diaplikasikan guna mendapatkan kinerja model yang optimal.

## 2. Metode

Tahapan penelitian ini dilakukan atas dasar siklus hidup sains data: (1) *Data Collection*; (2) *Exploratory Data Analysis*; (3) *Data Preparation*; (4) *Modeling*; (5) Evaluasi. Alur dari penelitian disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

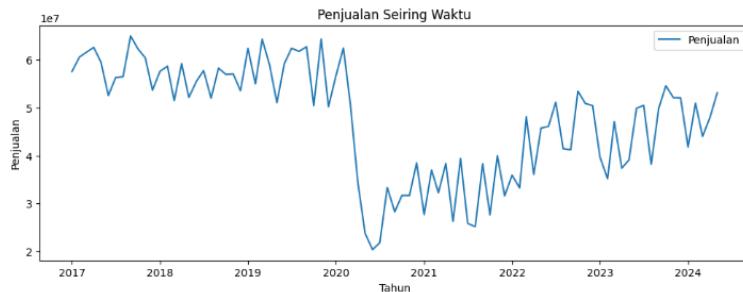
### 2.1. Data Collection

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari data histori omset penjualan Toko Mbak Ning berjangka selama 7 tahun terhitung sejak Januari 2017 sampai dengan Mei 2024 dalam skala bulanan. Data berjumlah 89 baris berbentuk tabel dengan kolom tanggal dan total penjualan. Metode pengumpulan data yang dilakukan Toko Mbak Ning adalah dengan melakukan pencatatan setiap transaksi penjualan secara manual dengan ditulis pada nota oleh pemilik toko kemudian direkap secara periodik tiap bulannya. Selanjutnya penulis mengkonversi rekapan periodik bulanan ke dalam bentuk digital berformat *Microsoft Excel*.

### 2.2. Exploratory Data Analysis

*Exploratory Data Analysis* (EDA) bertujuan untuk memahami struktur dan karakteristik data yang telah dikumpulkan. Analisis statistik deskriptif dilakukan untuk memahami distribusi dan kecenderungan data. Selain itu, visualisasi data menggunakan grafik seperti garis waktu dapat digunakan untuk menemukan pola/tren dalam data omset penjualan.

Grafik pada Gambar 2 menunjukkan tren omset penjualan pada Toko Mbak Ning, dari grafik tersebut dapat dilihat bahwa tren penjualan mengalami fluktuasi dengan ditandai grafik yang naik dan turun dengan pola yang tidak beraturan, terlihat terjadi penurunan tren penjualan drastis pada sekitar pertengahan tahun 2020 yang disebabkan pandemi *COVID-19* diikuti dengan kenaikan tren secara berangsur-angsur dari tahun 2021 hingga 2024.



Gambar 2. Tren Omset Penjualan

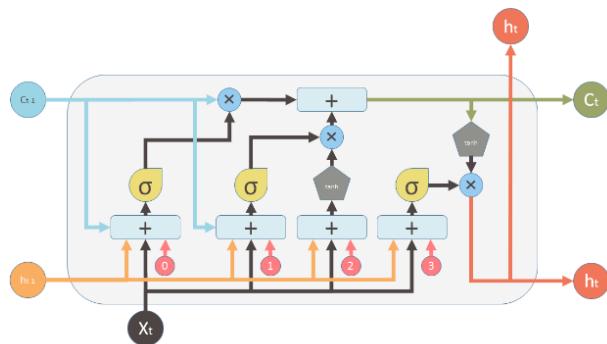
### 2.3. Data Preparation

Tahap persiapan data adalah tahap di mana data dibersihkan dan diubah menjadi format yang sesuai untuk pemodelan. Proses ini mencakup pembersihan data dengan menangani nilai yang hilang, data duplikat, dan data yang tidak valid. Normalisasi dan skaling fitur dilakukan untuk memastikan semua fitur berada dalam rentang yang sama. Pada penelitian ini proses *data preparation* yang dilakukan hanya 2 tahapan antara lain, transformasi data tanggal yang dilakukan untuk mengubah data transaksi menjadi format *time series* yang sesuai untuk model LSTM, dan normalisasi data yang berfungsi agar data berada dalam rentang 0 sampai 1 dengan *MinMax Scaler*.

### 2.4. Modeling

LSTM memperkenalkan mekanisme baru untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* yang sering terjadi pada *Recurrent Neural Network* (RNN) tradisional. LSTM dapat menyelesaikan penyimpanan dan pengingatan informasi berjangka panjang, terutama untuk data dalam jumlah besar. Pada dasarnya, LSTM memanfaatkan unit memorinya untuk menyimpan informasi dari waktu yang lama dan *tracking* seluruh fitur teks yang sedang dikerjakan [11].

Pada penelitian ini, *modeling* menggunakan LSTM dilakukan untuk mendapatkan model yang dapat memprediksi omset penjualan Toko Mbak Ning beberapa bulan ke depan. Proses pembuatan model dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python* serta *library* yang terdapat di dalamnya.



Gambar 2. Arsitektur LSTM

Pada Gambar 3 proses data inputan model LSTM diawali dengan proses di bagian *Forget gate*  $f_t$ . Tahapan ini membuat data yang tidak diperlukan menggunakan fungsi *sigmoid*. Fungsi *sigmoid* berfungsi untuk mengubah nilai ke dalam rentang 0 hingga 1. Langkah berikutnya adalah memproses informasi melalui komponen *Input gate* ( $i_t$ ) untuk memilih informasi mana yang akan diperbarui. Pada tahap ini, juga dibuat

kandidat vektor baru dengan fungsi aktivasi *tanh*. Setelah itu, kedua hasil tersebut digabungkan untuk melakukan pembaruan ke tahap selanjutnya. Berikutnya data masuk ke bagian *Cell State*, Di proses ini, nilai yang terdapat pada *memory cell* terdahulu ( $c_{t-1}$ ) diperbarui dengan nilai pada *memory cell* yang terbaru. Di proses terakhir, dijalankan aktifasi *sigmoid* pada *output gate* untuk menghasilkan nilai *output* pada *hidden state* dan menggunakan fungsi *tanh* pada *cell state* untuk menempatkan nilainya dalam rentang -1 hingga 1. Selanjutnya, mengalikan nilai *output* dari *sigmoid* dengan nilai *output* dari *tanh* untuk memperoleh bagian yang dipilih. Persamaan yang digunakan adalah 1 dan 2 berikut.

$$o_t = \sigma(W_{ox} \cdot x_t + W_{oh} \cdot h_{t-1} + b_o) \quad (1)$$

$$h_t = \tanh(c_t) \cdot o_t \quad (2)$$

Pada penelitian ini proses *modeling* dilakukan dengan konfigurasi *hyperparameter* untuk mengoptimalkan kinerja model, serta pembagian data *training* dan *testing* dengan persentase 70:30.

## 2.5. Evaluasi

*Root Mean Square Error* (RMSE) adalah satuan untuk menghitung akar dari rata-rata jumlah kuadrat selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi yang diperoleh dengan menjumlahkan kuadrat *error* untuk setiap titik data, membagi total tersebut dengan jumlah periode data yang diamati, dan kemudian mengambil akar kuadrat dari hasil tersebut [12]. Rumus RMSE disajikan oleh persamaan 3 berikut.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3)$$

*Mean Absolute Percentage Error* adalah nilai *absolute* dari persentase *error* data terhadap *mean* yang dirumuskan dengan persamaan 4 berikut.

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (4)$$

Keterangan:

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

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1. Exploratory Data Analysis

Pada tahap ini dilakukan pengecekan tipe data pada *dataset* omset penjualan Toko Mbak Ning yang menunjukkan *dataset* memiliki dua kolom yaitu “*Date*” dan “*penjualan*” dengan masing-masing tipe data *datetime* dan numerik. *datetime64* adalah tipe data yang digunakan untuk merepresentasikan tanggal dan waktu yang efisien digunakan dalam pemrosesan pada data waktu. *int64* adalah tipe data *integer* 64-bit yang digunakan untuk menyimpan bilangan bulat dengan rentang yang sangat besar.

Gambar 4 adalah ringkasan statistik deskriptif dari kolom “*penjualan*” dalam dataset. Terdapat 89 data penjualan bulanan dengan rata-rata sebesar 47.431.440. Standar deviasi dari data ini adalah 11.889.990, menunjukkan variasi yang cukup besar di sekitar rata-rata. Nilai minimum penjualan bulanan adalah 20.386.000, sementara nilai maksimum mencapai 64.977.000. Kuartil pertama (25%) adalah 38.293.500, kuartil kedua atau median (50%) adalah 50.741.500, dan kuartil ketiga (75%) adalah 57.031.500. Rentang data ini menunjukkan distribusi penjualan yang cukup luas dengan nilai yang cenderung tinggi.

```
count    8.900000e+01
mean     4.743144e+07
std      1.188999e+07
min      2.038600e+07
25%     3.829350e+07
50%     5.074150e+07
75%     5.703150e+07
max      6.497700e+07
Name: penjualan, dtype: float64
```

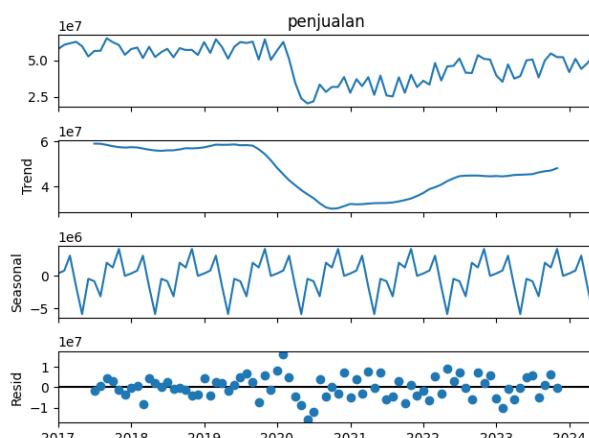
Gambar 4. Statistik Deskriptif Dataset

Nilai yang hilang dapat memengaruhi performa model yang akan dibuat oleh sebab itu diperlukan pengecekan. Berdasarkan hasil keluaran pada Gambar 5, tidak ditemukan nilai yang hilang pada dataset penjualan UMKM.

```
Pemeriksaan nilai yang hilang:
Date      0
penjualan 0
dtype: int64
```

Gambar 5. Pemeriksaan Missing Value

Untuk memudahkan dalam analisis data yang mendalam, visualisasi data penjualan dapat dijadikan cara dalam memahami tren penjualan di UMKM. Grafik pada Gambar 6 terdiri dari empat komponen: penjualan keseluruhan, tren, musiman, dan residu. Grafik omset penjualan keseluruhan menunjukkan fluktuasi omset penjualan dari tahun 2017 hingga 2024, dengan penurunan tajam sekitar pertengahan tahun 2020 dan pemulihannya bertahap setelahnya. Komponen tren memperjelas adanya penurunan signifikan pada pertengahan tahun 2020, diikuti dengan pemulihannya yang mulai terlihat pada tahun 2021 dan terus meningkat hingga 2024. Komponen musiman menunjukkan pola fluktuasi yang berulang setiap tahun, menandakan adanya pengaruh musiman yang konsisten terhadap omset penjualan. Grafik residu menunjukkan variasi yang tidak dijelaskan oleh tren dan pola musiman, dengan titik-titik residu yang tersebar secara acak di sekitar garis nol, menunjukkan bahwa model telah menangkap sebagian besar variasi dalam data penjualan. Secara keseluruhan, grafik ini mengindikasikan bahwa penurunan penjualan pada pertengahan tahun 2020. Periode penurunan yang signifikan pada tahun 2020 terjadi karena dampak dari pandemi *COVID-19*, yang memengaruhi banyak sektor ekonomi secara global, sementara tren jangka panjang dan pola musiman tetap konsisten.



Gambar 6. Visualisasi Tren Omset Penjualan

### 3.2. Data Preparation

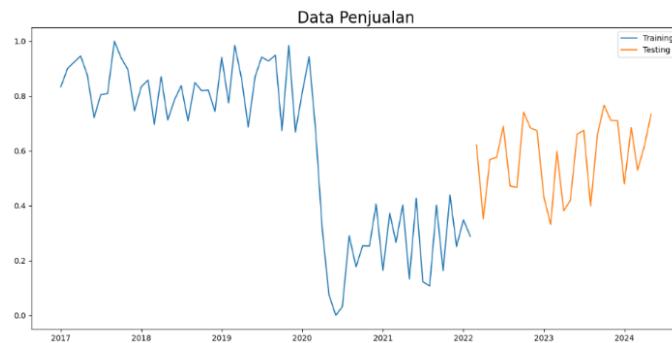
Proses persiapan data yang pertama dilakukan yaitu mengubah tipe data kolom “Date” pada dataset menjadi format *datetime* untuk menyesuaikan dengan kebutuhan model LSTM yang akan dibangun. Kemudian melakukan normalisasi data pada kolom “penjualan”, Normalisasi dilakukan Untuk mengurangi

dominasi nilai dengan rentang besar atas nilai dengan rentang kecil. Normalisasi dilakukan dengan menggunakan *MinMaxScaler* dari *library sklearn*. Berikut hasil normalisasi data terlihat pada Gambar 7.

Date	
2017-01-01	0.833554
2017-02-01	0.901281
2017-03-01	0.922810
2017-04-01	0.946211
2017-05-01	0.877621

Gambar 7. Hasil Normalisasi

Selanjutnya dilakukan pembagian data untuk proses pelatihan dan pengujian dengan persentase 70:30. Gambar 8 merupakan visualisasi dari grafik data omset penjualan dengan dua set data yang terpisah: satu untuk data pelatihan (*Training*) dan satu untuk data pengujian (*Testing*).



Gambar 8. Visualisasi Data *Training* dan *Testing*

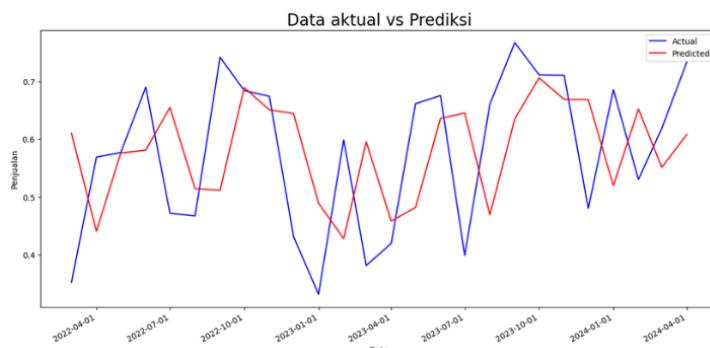
### 3.3. Modeling

Pada penelitian ini, model prediksi LSTM dibuat menggunakan konfigurasi *hyperparameter* guna memperoleh hasil maksimal dari model. Parameter yang disesuaikan dalam pembuatan model prediksi yaitu parameter jumlah *layer*, fungsi aktivasi, *epoch*, *batch size*, *learning rate* dan *dropout rate*. Parameter yang disetel terlihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Setelan Parameter

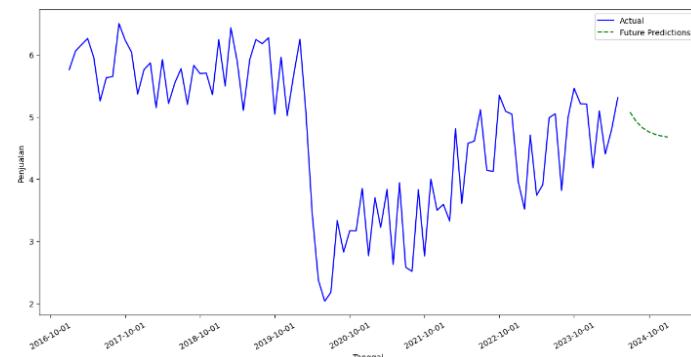
Parameter	Spesifikasi
<i>Layer</i>	2
Fungsi aktivasi	Tanh
<i>Epoch</i>	500
<i>Batch size</i>	32
<i>Learning rate</i>	0.0001
<i>Drop out</i>	0.5

Berdasarkan parameter yang dikonfigurasikan model LSTM memperoleh nilai RMSE dan MAPE pada data uji sebesar 0.1483 dan 0.248 (24.8%). Grafik pada Gambar 9 menunjukkan data Omset penjualan aktual (garis biru) dan prediksi (garis merah) dari April 2022 hingga April 2024. Berdasarkan hasil prediksi pada data uji, secara umum, pola naik turun pada data prediksi mengikuti tren data aktual dengan cukup baik. Hal ini menunjukkan bahwa model prediksi sudah menangkap tren umum dan beberapa pola musiman.



Gambar 9. Grafik Prediksi Omset Penjualan Data *Testing*

Gambar 10 menunjukkan data penjualan aktual (garis biru) dari Januari 2017 sampai dengan Mei 2024 dan garis hijau putus-putus pada grafik menunjukkan prediksi omset penjualan dari model LSTM untuk bulan Juni 2024 sampai dengan bulan Desember 2024.



Gambar 10. Grafik Prediksi Omset Penjualan 7 Bulan Selanjutnya

Tabel 2 menampilkan hasil prediksi omset penjualan Toko Mbak Ning untuk tujuh bulan kedepan. Prediksi menunjukkan sedikit fluktuasi, tetapi secara umum, omset penjualan Toko Mbak Ning mengalami penurunan tren penjualan.

Tabel 2. Hasil Prediksi Omset Penjualan 7 Bulan Selanjutnya

Bulan	Prediksi Omset Penjualan
Juni 2024	Rp. 50.731.392
Juli 2024	Rp. 49.200.240
Agustus 2024	Rp. 48.213.204
September 2024	Rp. 47.581.008
Oktober 2024	Rp. 47.177.772
November 2024	Rp. 46.921.280
Desember 2024	Rp. 46.758.408

## 4. Kesimpulan dan Saran

### 4.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan penelitian yang telah dilakukan, penulis telah membuat model peramalan omset penjualan Toko Mbak Ning menggunakan LSTM. Model LSTM yang dibuat menggunakan *hyperparameter tuning* yang sangat berpengaruh dalam meningkatkan performa model, hal tersebut didasarkan pada hasil prediksi pada data uji, yang secara umum, pola naik turun pada data prediksi mengikuti tren data aktual dengan cukup baik. Model LSTM memperoleh hasil akhir evaluasi metrik pada data uji sebesar 0.148 menggunakan metrik evaluasi RMSE dan 0.248 (24,8%) metrik evaluasi MAPE.

Implementasi model dilakukan dengan percobaan memprediksi penjualan UMKM dalam jangka waktu 7 bulan ke depan. Hasil prediksi omset penjualan menunjukkan adanya penurunan tren omset penjualan pada tiap bulan-nya, berdasarkan prediksi omset penjualan yang telah dibuat diharapkan pemilik usaha dapat mempertimbangkannya dalam pengambilan keputusan di masa mendatang. Dengan hasil tersebut penulis berkesimpulan penggunaan metode LSTM dapat diaplikasikan untuk meramalkan penjualan pada Toko Mbak Ning.

#### 4.2. Saran

Dalam penelitian ini tentu masih terdapat kekurangan sehingga penulis memberikan beberapa masukan untuk penyempurnaan penelitian di masa yang akan datang. Penelitian selanjutnya disarankan untuk memperoleh lebih banyak data penjualan dengan periode waktu yang lebih panjang untuk menambah jumlah data dalam dataset. Selain itu, menggunakan data omset penjualan dengan skala harian dapat menambah pendalaman pembelajaran model dan analisis. Penggunaan data yang sudah tersedia dalam bentuk *soft file* juga direkomendasikan untuk efisiensi waktu penelitian. Untuk meningkatkan akurasi peramalan, fitur tambahan seperti cuaca, hari libur, dan promosi dapat disertakan dalam model LSTM guna mengetahui pengaruh faktor eksternal. Selain itu, dapat dilakukan perbandingan LSTM dengan model prediksi lainnya seperti *ARIMA*, *XGBoost*, dan *Random Forest* agar memberikan wawasan lebih luas mengenai performa berbagai model prediksi.

#### Daftar Pustaka

- [1] Hartono and D. D. Hartono, “Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Perkembangan UMKM di Surakarta,” *Jurnal Bisnis & Manajemen*, vol. 14, no. 1, pp. 15–30, 2014, doi: 10.20961/jbm.v14i1.2678
- [2] D. A. S. Bhegawati, P. K. Ribek, and Y. Verawati, “Pembangunan Ekonomi Di Indonesia Melalui Peran Kewirausahaan,” *Jurnal Ilmu Sosial*, vol. 1, pp. 21-26, 2022, Available: <https://abajangjournal.com/index.php/JISOS/article/view/1423>
- [3] A. T. Novitasari, “Kontribusi UMKM Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Eradigitalisasi Melalui Peran Pemerintah,” *Journal of Applied Business and Economic*, vol. 9, no. 2, pp. 184–204, Dec. 2022, doi: 10.30998/jabe.v9i2.13703
- [4] U. Khaira *et al.*, “Prediksi Kemunculan Titik Panas Di Lahan Gambut Provinsi Riau Menggunakan Long Short Term Memory,” vol. 5, no. 3, pp. 77-82, 2020, doi: 10.30591/jpit.v5i3.1931
- [5] A. Azzouni and G. Pujolle, “NeuTM: A Neural Network-based Framework for Traffic Matrix Prediction in SDN,” Oct. 2017, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1710.06799>
- [6] M. I. Anshory, Y. Priyandari, and Y. Yuniaristanto, “Peramalan Penjualan Sediaan Farmasi Menggunakan Long Short-term Memory: Studi Kasus pada Apotik Suganda,” *Performa: Media Ilmiah Teknik Industri*, vol. 19, no. 2, pp. 159-174, Oct. 2020, doi: 10.20961/performa.19.2.45962.
- [7] R. Bagaskara Radite Putra, “Multivariate Time Series Forecasting pada Penjualan Barang Retail dengan Recurrent Neural Network,” *Jurnal Inovtek Polbeng*, vol. 7, no. 1, p. 2022, doi: 10.35314/isi.v7i1.2398
- [8] L. Wiranda and M. Sadikin, “Penerapan Long Short Term Memory Pada Data Time Series Untuk Memprediksi Penjualan Produk Pt. Metiska Farma,” *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika*, vol. 8, no. 3, pp. 184–196, 2020, doi: 10.23887/janapati.v8i3.19139.
- [9] R. M. S. Adi and S. Sudianto, “Prediksi Harga Komoditas Pangan Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM),” *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 4, no. 2, pp. 1137–1145, Sep. 2022, doi: 10.47065/bits.v4i2.2229.
- [10] A. Khumaidi, D. M. R. Tari, and N. L. Chusna, “Konfigurasi Hyperparameter Long Short Term Memory untuk Optimalisasi Prediksi Penjualan,” *Faktor Exacta*, vol. 15, no. 4, p. 290, Jan. 2023, doi: 10.30998/faktorexacta.v15i4.15286.
- [11] Moch Farryz Rizkilloh and Sri Widyanesti, “Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM),” *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informatika)*, vol. 6, no. 1, pp. 25–31, Feb. 2022, doi: 10.29207/resti.v6i1.3630.
- [12] F. Lafnidita, M. Husni, and Indrianto, “Analisa Peramalan Penjualan Alat Kesehatan dan Laboratorium di PT. Tristania Global Indonesia Menggunakan Metode ARIMA,” *Jurnal Informatika Merdeka Pasuruan*, vol. 7, no. 1, 2022, doi: <http://dx.doi.org/10.37438/jimp.v7i1.428>.