

Sistem Prediksi Permintaan Barang Berat dengan Memanfaatkan Data Historis Penjualan Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM)

Ginda M.A Siregar^{1*}, Khairul Anam¹, Saiyaratul Mawaddah¹

¹ Informatika; Universitas Samudra; Kota Langsa, Telepon: 0641-426534; e-mail: ginda.mas@unsam.ac.id, khairulanam@unsam.ac.id, saiyaratulmawaddah@gmail.com

* Korespondensi: e-mail: ginda.mas@unsam.ac.id

Diterima: 13 Jun 2026; Review: 28 Jul 2026; Disetujui: 31 Jul 2026; Diterbitkan: 31 Jul 2026

Abstract

Inventory management is an important aspect in maintaining the effectiveness of business operations, particularly in building material stores where demand fluctuations can affect stock availability. Inaccurate inventory planning may lead to overstock or stockout conditions, resulting in increased operational costs and reduced customer satisfaction. This study aims to develop a demand forecasting system for building materials using the Long Short-Term Memory (LSTM) method based on historical sales data at Toko Bangunan Beu Sukses. The dataset used consists of daily sales data from January 2024 to October 2025 covering six products, namely steel, cement, paint, pipes, zinc roofing, and plywood. Data preprocessing was performed through logarithmic transformation, differencing, normalization using MinMaxScaler, and sequence formation using the sliding window method. The LSTM model was trained and evaluated using Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The evaluation results indicate that the proposed model achieved a high level of forecasting accuracy, with all products obtaining MAPE values below 2%. Furthermore, the developed model was successfully integrated into a web-based application to support inventory management and decision-making processes. The results demonstrate that the LSTM method can effectively predict building material demand and support more efficient inventory management.

Keywords: Building Material, Demand Forecasting, Inventory Management, Historical Sales Data, Long Short-Term Memory

Abstrak

Pengelolaan persediaan merupakan aspek penting dalam menjaga efektivitas operasional, khususnya pada toko bangunan yang memiliki fluktuasi permintaan barang. Ketidaktepatan dalam perencanaan persediaan dapat menyebabkan kondisi overstock dan stockout yang berdampak pada meningkatnya biaya operasional serta menurunnya kepuasan pelanggan. Penelitian ini bertujuan membangun sistem prediksi permintaan barang bangunan menggunakan metode Long Short-Term Memory berdasarkan data historis penjualan pada Toko Bangunan Beu Sukses. Dataset yang digunakan berupa data penjualan harian periode Januari 2024 hingga Oktober 2025 yang mencakup enam jenis produk, yaitu besi, semen, cat, pipa, seng, dan triplek. Tahap preprocessing meliputi transformasi logaritmik, differencing, normalisasi menggunakan MinMaxScaler, serta pembentukan sequence dengan metode sliding window. Evaluasi model dilakukan menggunakan Mean Absolute Error, Root Mean Squared Error, dan Mean Absolute Percentage Error. Hasil penelitian menunjukkan bahwa seluruh produk memperoleh nilai Mean Absolute Percentage Error di bawah 2%, yang mengindikasikan tingkat akurasi prediksi yang tinggi. Selain itu, model berhasil diintegrasikan ke dalam aplikasi

berbasis web untuk mendukung pengelolaan persediaan dan pengambilan keputusan. Hasil penelitian membuktikan bahwa metode yang diusulkan efektif digunakan untuk memprediksi permintaan barang bangunan berdasarkan data historis penjualan.

Kata kunci: Barang Bangunan, Prediksi Permintaan, Pengelolaan Persediaan, Data Historis Penjualan, Long Short-Term Memory

1. Pendahuluan

Pengelolaan persediaan merupakan salah satu faktor penting dalam menjaga keberlangsungan usaha, khususnya pada sektor perdagangan bahan bangunan. Ketersediaan stok yang sesuai dengan kebutuhan pelanggan dapat meningkatkan efisiensi operasional sekaligus meminimalkan risiko kerugian akibat kelebihan maupun kekurangan persediaan. Menurut Matahurila et al. (2024), pengelolaan persediaan yang baik mampu meningkatkan efektivitas operasional dan mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat. Namun, banyak pelaku usaha masih melakukan pengelolaan stok secara manual berdasarkan pengalaman dan intuisi, sehingga kurang mampu mengantisipasi perubahan permintaan yang bersifat dinamis.

Toko bangunan merupakan salah satu jenis usaha yang menghadapi tantangan dalam pengelolaan persediaan karena permintaan produk cenderung berfluktuasi dari waktu ke waktu. Produk seperti besi, semen, cat, pipa, seng, dan triplek memiliki karakteristik khusus berupa ukuran yang besar, biaya penyimpanan yang tinggi, serta memerlukan ruang penyimpanan yang memadai. Kesalahan dalam menentukan jumlah persediaan dapat menyebabkan kondisi overstock maupun stockout. Menurut Kurniawati et al. (2024), kondisi overstock dapat meningkatkan biaya penyimpanan dan risiko kerusakan barang, sedangkan stockout berpotensi menurunkan kepuasan pelanggan serta menyebabkan hilangnya peluang penjualan. Guna mengatasi permasalahan tersebut, berbagai metode peramalan penjualan seperti Simple Moving Average telah digunakan sebagai dasar sistem pendukung keputusan dalam pengelolaan stok barang (Jannah et al., 2022). Selain itu, metode Holt-Winters dan regresi linear juga telah dibandingkan dalam konteks peramalan permintaan untuk mengoptimalkan persediaan dengan pendekatan Economic Order Quantity (Nugraha et al., n.d.).

Toko Bangunan Beu Sukses sebagai objek penelitian telah melakukan pencatatan data penjualan harian secara rutin. Akan tetapi, data tersebut belum dimanfaatkan secara optimal sebagai dasar pengambilan keputusan dalam pengelolaan persediaan. Proses penentuan jumlah stok masih dilakukan secara manual tanpa analisis berbasis data historis. Padahal, data historis penjualan dapat dimanfaatkan untuk mengidentifikasi pola permintaan dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat guna mendukung perencanaan persediaan barang (Putra, 2026).

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) telah mendorong munculnya berbagai metode prediksi yang mampu mengolah data historis secara lebih efektif. Salah satu metode yang banyak digunakan pada data deret waktu (time series) adalah Long Short-Term Memory (LSTM). Penerapan algoritma time series untuk optimalisasi manajemen

persediaan dan prediksi permintaan telah terbukti memberikan hasil yang lebih akurat dibandingkan pendekatan konvensional (Alexandra An Pavon Arnaiz et al., 2023). Pendekatan machine learning dan regresi juga telah diterapkan pada prediksi permintaan suku cadang alat berat, dengan hasil yang membuktikan keunggulan metode tersebut dibandingkan model tradisional (Ifraz et al., 2023). Studi komparatif metode peramalan permintaan pada industri alat berat juga menunjukkan bahwa pemilihan metode yang tepat berpengaruh signifikan terhadap akurasi perencanaan suku cadang (Mahmudi et al., 2022). LSTM merupakan pengembangan dari Recurrent Neural Network (RNN) yang dirancang untuk mengatasi permasalahan long-term dependency pada data berurutan. Menurut Samonte et al. (2022), LSTM memiliki kemampuan yang baik dalam menangkap pola temporal serta menghasilkan prediksi yang akurat pada data yang bersifat kompleks dan nonlinier. Penelitian terkini juga mengonfirmasi bahwa pendekatan deep learning berbasis LSTM mampu menghasilkan peramalan deret waktu penjualan bulanan dengan tingkat akurasi yang kompetitif (Permatasari & Puspitodjati, 2026). Pendekatan multivariate time series forecasting menggunakan Recurrent Neural Network pada data penjualan barang ritel juga telah menunjukkan kemampuan yang baik dalam menangkap hubungan antar variabel secara temporal (Radite Putra & Hendry, 2022). Prediksi penjualan supermarket menggunakan pendekatan deep learning juga telah menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam merepresentasikan pola permintaan historis secara lebih akurat (Tombeng & Ardian, 2021). Kajian literatur mengenai prediksi tren penjualan e-commerce berbasis data time series juga mengonfirmasi bahwa metode machine learning secara konsisten mengungguli metode statistik konvensional dalam hal akurasi peramalan (Utami & Nasution, n.d.). Selain itu, Sunendar et al. (2025) menyatakan bahwa metode berbasis deep learning mampu memberikan performa yang lebih baik dibandingkan metode konvensional pada beberapa kasus prediksi penjualan dan permintaan barang. Studi perbandingan antara LSTM dengan model ARIMA-LSTM dan metode ekonometri tradisional juga menunjukkan keunggulan pendekatan deep learning dalam akurasi peramalan penjualan ritel (Cracan & Karaca, 2023).

Berbagai penelitian sebelumnya telah menerapkan metode LSTM untuk prediksi penjualan dan permintaan produk pada berbagai sektor usaha. Selain itu, metode time series analysis juga telah dimanfaatkan untuk prediksi stok barang pada usaha ritel seperti toko helm, dengan hasil yang menunjukkan akurasi memadai dalam perencanaan persediaan (Fadillah & Hendrastuty, 2025). Penerapan LSTM untuk peramalan pada data deret waktu juga telah dilakukan pada konteks pertumbuhan UMKM dan menunjukkan kemampuan model dalam mengikuti tren data secara konsisten (Herawati & Prastiti, 2024). Optimalisasi metode peramalan permintaan dengan Support Vector Regression juga telah terbukti meningkatkan kualitas perencanaan persediaan pada berbagai jenis industri (Palgunadi et al., 2025). Implementasi algoritma LSTM untuk peramalan stok barang pada sektor kesehatan juga telah dilakukan dan menghasilkan prediksi yang akurat sebagai pendukung pengadaan obat di fasilitas pelayanan kesehatan (Yanti et al., 2024). Selain itu, metode Holt-Winters dan regresi linear juga telah dibandingkan dalam konteks peramalan permintaan untuk mengoptimalkan persediaan dengan pendekatan

Economic Order Quantity (Nugraha et al., n.d.). Tamami dan Arifin (2024) menerapkan LSTM untuk prediksi penjualan produk ritel dan memperoleh tingkat akurasi yang tinggi. Gunawan et al. (2024) juga menunjukkan bahwa metode LSTM mampu menangkap pola data penjualan yang fluktuatif dengan baik. Namun demikian, sebagian besar penelitian terdahulu masih berfokus pada produk konsumsi umum dan belum banyak diterapkan pada kasus prediksi permintaan barang berat pada toko bangunan. Selain itu, beberapa penelitian hanya berfokus pada pembangunan model prediksi tanpa mengintegrasikan hasil prediksi ke dalam sistem yang dapat dimanfaatkan secara langsung oleh pelaku usaha. Hal serupa juga ditemukan pada sektor jasa perawatan alat berat, di mana penerapan metode time series terbukti mampu menghasilkan peramalan kebutuhan layanan yang lebih efisien dan terstruktur (Achmad & Safirin, 2025).

Berdasarkan kondisi tersebut, masih terdapat peluang penelitian dalam pengembangan sistem prediksi permintaan barang berat yang terintegrasi dengan aplikasi berbasis web. Penelitian ini mengusulkan sistem prediksi permintaan barang berat menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM) dengan memanfaatkan data historis penjualan harian pada Toko Bangunan Beu Sukses. Data yang digunakan terdiri dari enam jenis produk, yaitu besi, semen, cat, pipa, seng, dan triplek. Sistem yang dibangun tidak hanya menghasilkan prediksi permintaan, tetapi juga menyediakan visualisasi hasil prediksi dan informasi pendukung yang dapat membantu pemilik usaha dalam pengambilan keputusan terkait pengelolaan persediaan. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk mengetahui tingkat akurasi prediksi yang dihasilkan.

Kontribusi penelitian ini terletak pada penerapan metode LSTM untuk memprediksi permintaan barang berat pada toko bangunan menggunakan data penjualan harian serta integrasinya ke dalam sistem berbasis web yang dapat dimanfaatkan sebagai pendukung pengambilan keputusan persediaan. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat membantu pelaku usaha dalam mengelola stok barang secara lebih efektif, efisien, dan berbasis data.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan time series forecasting dengan metode Long Short-Term Memory (LSTM) untuk memprediksi permintaan barang berat berdasarkan data historis penjualan pada Toko Bangunan Beu Sukses. Tahapan penelitian terdiri atas proses akuisisi data, preprocessing, pembentukan model LSTM, pelatihan model, evaluasi, dan implementasi hasil prediksi ke dalam sistem berbasis web.

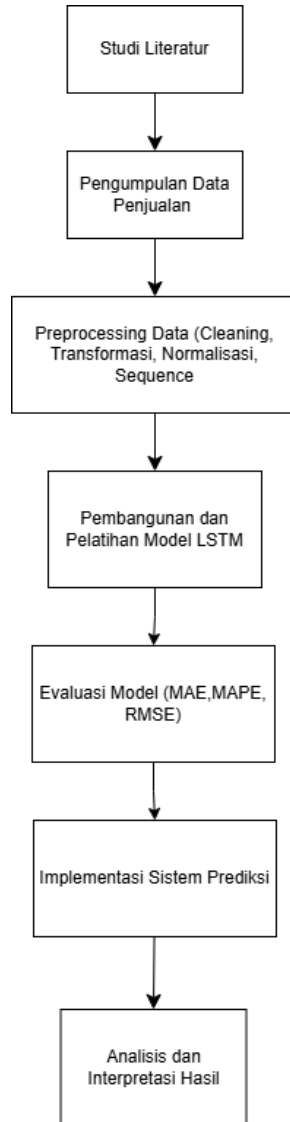
2.1 Akuisisi Data

Data yang digunakan merupakan data historis penjualan harian Toko Bangunan Beu Sukses yang diperoleh dari dokumentasi transaksi penjualan selama periode Januari 2024 hingga Oktober 2025. Dataset terdiri atas enam jenis barang berat bangunan yaitu besi, semen,

cat, pipa, seng, dan triplek. Data tersebut digunakan sebagai sumber utama dalam proses pelatihan dan pengujian model prediksi.

2.2 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang dilakukan dapat dilihat pada Gambar 1.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pada Gambar 1 menunjukan penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan sebagai berikut:

1. Pengumpulan data historis penjualan.
2. Preprocessing data yang meliputi data cleaning, transformasi logaritmik, differencing, dan normalisasi menggunakan MinMaxScaler.
3. Pembentukan data sequence menggunakan metode sliding window.
4. Pembagian data menjadi data training, validation, dan testing.
5. Pelatihan model LSTM.

6. Evaluasi model menggunakan MAE, RMSE, dan MAPE.
7. Implementasi model ke dalam sistem berbasis web.

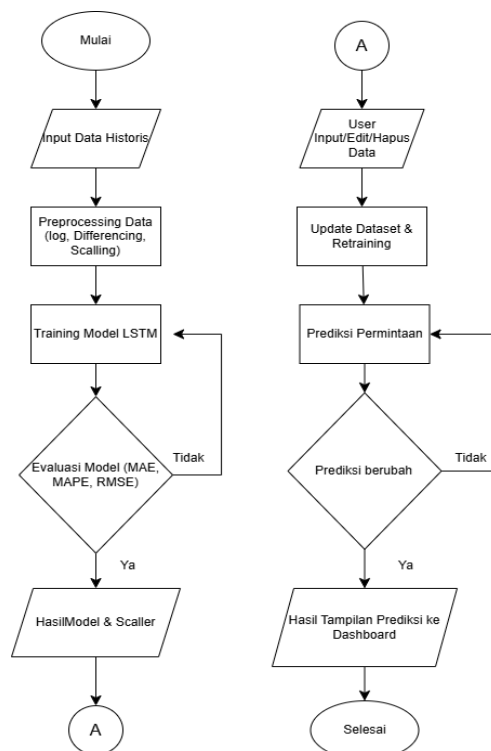
2.3 Preprocessing Data

Tahap preprocessing dilakukan untuk meningkatkan kualitas data sebelum digunakan dalam proses pelatihan model. Data historis terlebih dahulu diperiksa untuk memastikan tidak terdapat nilai kosong (missing value). Selanjutnya dilakukan transformasi logaritmik dan differencing untuk membantu mengurangi fluktuasi data dan meningkatkan kestabilan pola deret waktu. Setelah itu data dinormalisasi menggunakan metode MinMaxScaler dengan rentang nilai 0 hingga 1. Data yang telah dinormalisasi kemudian dibentuk menjadi data sequence menggunakan window size 30 hari sebagai input model LSTM.

2.4 Pembangunan Model LSTM

Model prediksi dibangun menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM) yang merupakan pengembangan dari Recurrent Neural Network (RNN). LSTM memiliki kemampuan untuk menyimpan informasi jangka panjang melalui mekanisme memory cell, sehingga cocok digunakan untuk memprediksi data deret waktu yang memiliki pola temporal kompleks (Samonte et al., 2022).

Pada penelitian ini model dilatih menggunakan optimizer Adam dengan jumlah epoch sebanyak 150. Data training digunakan untuk proses pembelajaran model, sedangkan data validation digunakan untuk memantau performa model selama proses pelatihan.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 2. Perancangan sistem

Pada Gambar 2 menunjukkan perancangan sistem prediksi permintaan barang berat yang diusulkan. Proses dimulai dari penginputan data historis penjualan ke dalam sistem. Selanjutnya data akan melalui tahap preprocessing sebelum diproses menggunakan model LSTM. Hasil prediksi kemudian disimpan ke dalam basis data dan ditampilkan dalam bentuk grafik serta informasi pendukung yang dapat digunakan untuk membantu pengambilan keputusan terkait pengelolaan persediaan barang.

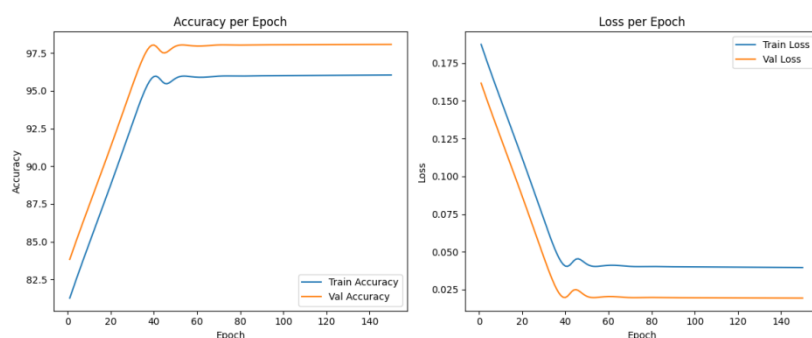
2.5 Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi model dalam memprediksi permintaan barang. Pengujian dilakukan menggunakan tiga metrik evaluasi yaitu Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Pemilihan metrik evaluasi yang tepat dalam sistem manajemen persediaan sangat penting karena berkaitan langsung dengan indikator kinerja utama yang mempertimbangkan faktor keandalan rantai pasok dan musiman permintaan (Tadayonrad & Ndiaye, 2023). Nilai error yang lebih kecil menunjukkan performa model yang lebih baik dalam menghasilkan prediksi. Hasil evaluasi kemudian digunakan untuk menganalisis tingkat efektivitas metode LSTM dalam memprediksi permintaan barang berat pada Toko Bangunan Beu Sukses.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Hasil Pelatihan Model LSTM

Pada penelitian ini, model Long Short-Term Memory (LSTM) dilatih menggunakan data historis penjualan harian Toko Bangunan Beu Sukses yang telah melalui tahap preprocessing. Proses pelatihan dilakukan menggunakan optimizer Adam dengan jumlah epoch sebanyak 150. Tujuan pelatihan model adalah untuk mempelajari pola historis penjualan sehingga mampu menghasilkan prediksi permintaan barang yang akurat.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 3. Grafik Training Loss dan Validation Loss

Pada Gambar 3 menunjukkan nilai training loss dan validation loss mengalami penurunan secara bertahap selama proses pelatihan. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola data historis dengan baik. Selain itu, selisih antara training loss

dan validation loss tidak terlalu jauh sehingga model tidak menunjukkan indikasi overfitting yang signifikan.

Tabel 1. Ringkasan Hasil Training Model

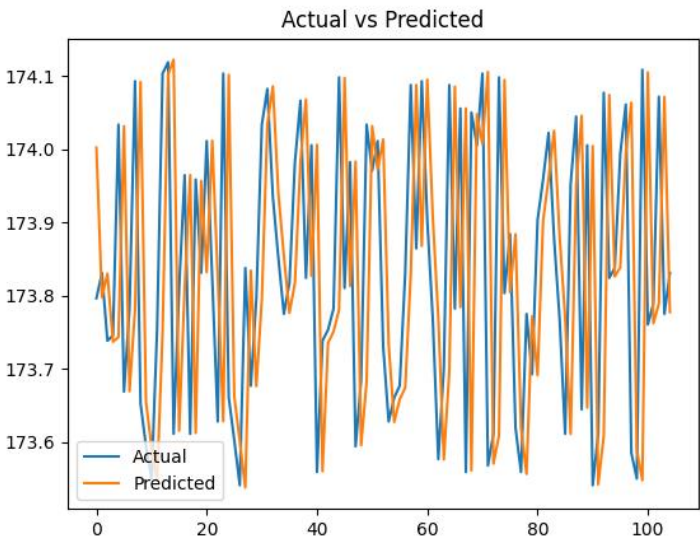
Produk	Tren Loss	Stabilitas Model	Indikasi Overfitting
Besi	Menurun	Stabil	Tidak signifikan
Semen	Menurun	Stabil	Tidak signifikan
Cat	Menurun	Stabil	Tidak signifikan
Pipa	Menurun	Stabil	Tidak signifikan
Seng	Menurun	Stabil	Tidak signifikan
Triplek	Menurun	Stabil	Tidak signifikan

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Tabel 1 menjelaskan ringkasan hasil pelatihan model LSTM pada masing-masing produk yang digunakan dalam penelitian. Berdasarkan hasil yang diperoleh, model mampu mempelajari pola historis penjualan dengan baik selama proses pelatihan. Hal ini menunjukkan bahwa model telah mencapai tingkat konvergensi yang memadai sehingga dapat digunakan untuk melakukan prediksi permintaan barang pada tahap selanjutnya.

3.2 Hasil Prediksi Permintaan Barang

Setelah proses pelatihan selesai dilakukan, model LSTM digunakan untuk melakukan prediksi terhadap data testing. Hasil prediksi kemudian dibandingkan dengan data aktual untuk mengetahui kemampuan model dalam mengikuti pola permintaan barang berdasarkan data historis penjualan. Proses ini dilakukan pada enam jenis produk, yaitu besi, semen, cat, pipa, seng, dan triplek.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 4. Perbandingan Data Aktual dan Prediksi

Pada Gambar 4 menunjukkan hasil prediksi yang dihasilkan model menunjukkan pola yang mendekati data aktual. Kurva prediksi mampu mengikuti tren kenaikan maupun penurunan permintaan yang terjadi pada data pengujian. Hal ini menunjukkan bahwa model LSTM memiliki kemampuan yang baik dalam mempelajari pola historis penjualan dan menggunakannya untuk menghasilkan prediksi pada periode berikutnya.

Selanjutnya, hasil prediksi untuk masing-masing produk dirangkum pada Tabel 2.

Tabel 2. Ringkasan Hasil Prediksi Seluruh Produk

Produk	Kesesuaian Prediksi	Pola Grafik
Besi	Sangat dekat	Mengikuti pola aktual
Semen	Sangat dekat	Mengikuti pola aktual
Cat	Cukup dekat	Sedikit fluktuatif
Pipa	Cukup dekat	Mengikuti pola
Seng	Sangat dekat	Stabil
Triplek	Cukup dekat	Sedikit fluktuatif

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Tabel 2 menjelaskan hasil prediksi permintaan pada enam jenis barang berat bangunan yang menjadi objek penelitian. Secara umum, seluruh produk menghasilkan nilai prediksi yang mendekati data aktual sehingga menunjukkan performa model yang baik. Hasil tersebut mengindikasikan bahwa metode LSTM mampu menangkap pola permintaan barang berdasarkan data historis penjualan yang tersedia.

3.3 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur tingkat akurasi prediksi yang dihasilkan oleh metode LSTM. Pada penelitian ini digunakan tiga metrik evaluasi, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Ketiga metrik tersebut digunakan untuk mengetahui tingkat kesalahan prediksi dengan membandingkan nilai hasil prediksi terhadap data aktual. Penggunaan metrik MAE, RMSE, dan MAPE sebagai alat ukur kinerja model LSTM juga telah diterapkan pada penelitian serupa untuk menilai akurasi prediksi omset penjualan toko (Pratama & Sanjaya, 2025). Penerapan LSTM untuk kebutuhan persediaan barang di lingkungan perusahaan distribusi juga menghasilkan akurasi prediksi yang tinggi, yang mendukung efisiensi pengelolaan stok secara keseluruhan (Sembiring & Sary, 2025). Hasil yang serupa juga diperoleh pada penelitian prediksi penjualan untuk optimasi stok produk menggunakan LSTM, di mana model berhasil menghasilkan prediksi yang akurat sebagai dasar perencanaan persediaan (Susilo et al., 2025).

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model

Produk	MAE	RMSE	MAPE (%)
Besi	0.2661	0.3110	0.22%
Semen	0.2067	0.2543	0.12%
Cat	0.2673	0.3265	0.99%

Pipa	0.3507	0.4585	1.29%
Seng	0.25	0.3023	0.21%
Triplek	0.2073	0.2620	0.19%

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

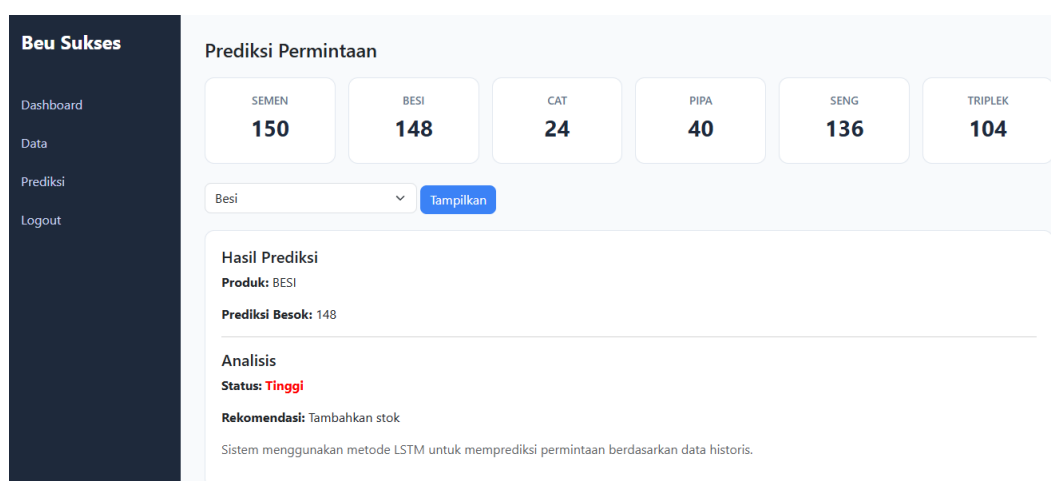
Tabel 3 menjelaskan hasil evaluasi model LSTM pada masing-masing produk yang diprediksi. Nilai MAE dan RMSE yang relatif kecil menunjukkan bahwa selisih antara hasil prediksi dan data aktual berada pada tingkat yang rendah. Selain itu, seluruh produk menghasilkan nilai MAPE di bawah 2%, yang menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang sangat baik dalam memprediksi permintaan barang.

Produk semen memperoleh hasil evaluasi terbaik dengan nilai MAPE sebesar 0,12%. Nilai tersebut termasuk dalam kategori Highly Accurate Forecast, yang menunjukkan bahwa hasil prediksi sangat mendekati kondisi aktual. Tingginya tingkat akurasi pada produk semen menunjukkan bahwa model LSTM mampu menangkap pola historis penjualan secara efektif.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi menunjukkan bahwa metode LSTM mampu menghasilkan prediksi yang akurat pada seluruh jenis barang yang digunakan dalam penelitian. Kemampuan ini dipengaruhi oleh proses preprocessing yang dilakukan sebelum pelatihan model, seperti transformasi logaritmik, differencing, dan normalisasi data. Dengan demikian, model yang dibangun dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu dalam pengambilan keputusan terkait pengelolaan persediaan barang pada Toko Bangunan Beu Sukses.

3.4 Implementasi Sistem

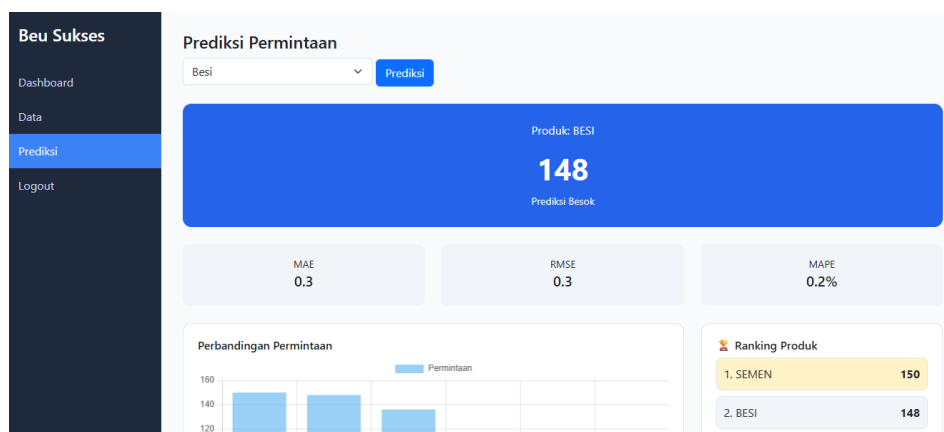
Model LSTM yang telah melalui proses pelatihan dan evaluasi diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis web. Sistem yang dibangun memungkinkan pengguna untuk mengelola data historis penjualan dan melihat hasil prediksi permintaan barang secara langsung. Implementasi ini bertujuan untuk mendukung pengambilan keputusan terkait pengelolaan persediaan secara lebih efektif dan berbasis data.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 5. Dashboard Sistem

Gambar 5 menunjukkan halaman dashboard yang berfungsi sebagai pusat informasi dalam sistem prediksi permintaan barang. Dashboard menyajikan data penjualan dan hasil prediksi secara ringkas sehingga memudahkan pengguna dalam melakukan pemantauan. Melalui informasi tersebut, pengguna dapat memperoleh gambaran kondisi persediaan sebagai pendukung proses pengambilan keputusan.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 6. Halaman Prediksi Permintaan

Gambar 6 menunjukkan halaman prediksi permintaan yang menampilkan hasil prediksi dalam bentuk grafik dan informasi numerik. Melalui halaman ini, pengguna dapat melihat estimasi permintaan barang pada periode berikutnya sehingga proses pengambilan keputusan terkait pengadaan stok dapat dilakukan secara lebih cepat dan berbasis data.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, metode Long Short-Term Memory (LSTM) berhasil diimplementasikan untuk memprediksi permintaan barang berat berdasarkan data historis penjualan pada Toko Bangunan Beu Sukses. Hasil evaluasi menggunakan metrik MAE, RMSE, dan MAPE menunjukkan bahwa model mampu menghasilkan prediksi yang mendekati data aktual dengan tingkat akurasi yang sangat baik pada seluruh produk yang diuji. Selain itu, model prediksi yang dibangun berhasil diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web sehingga dapat membantu pengguna dalam mengelola data penjualan dan mendukung pengambilan keputusan terkait pengelolaan persediaan barang secara lebih efektif. Dengan demikian, penerapan metode LSTM pada penelitian ini terbukti mampu menjadi solusi dalam memprediksi permintaan barang dan berpotensi untuk dikembangkan lebih lanjut melalui penggunaan dataset yang lebih besar, penambahan variabel eksternal, serta perbandingan dengan metode prediksi lainnya guna meningkatkan performa sistem pada penelitian selanjutnya.

Daftar Pustaka

- Achmad, A. N., & Safirin, M. T. (2025). *Forecasting Analysis Of Heavy Equipment Repair Services Using The Time Series Method At Pt Putra Jawamas*. 8(2).
- Alexandra An Pavon Arnaiz, Lovely Samuele Cristal, Antonette Obligado Fernandez, Mark Rowie Flores Gubaton, Domingo Valenzuela Tanael, & Criselle Jose Centeno. (2023). Optimizing Inventory Management And Demand Forecasting System Using Time Series Algorithm. *World Journal Of Advanced Research And Reviews*, 20(3), 021–027. <https://doi.org/10.30574/Wjarr.2023.20.3.2456>
- Cracan, C., & Karaca, U. (N.D.). *Retail Sales Forecasting Using Lstm And Arima-Lstm: A Comparison With Traditional Econometric Models And Artificial Neural Networks*.
- Fadillah, B. D., & Hendrastuty, N. (2025). Prediksi Stok Barang Di Toko Eko Helm Menggunakan Metode Time Series Analysis. *Jurnal Informatika*, 10(2).
- Ghufron Tamami, & Arifin, M. (2024). Penggunaan Lstm Dalam Membangun Prediksi Penjualan Untuk Aplikasi Laptop Lens. *Jurnal Fasilkom*, 14(2), 301–308. <https://doi.org/10.37859/Jf.V14i2.7372>
- Gunawan, R., Dimiliu, M. B., Valerine, K., & Tamba, S. P. (2024). Analisis Prediksi Penjualan Toko Furnitur Dengan Metode Long Short-Term Memory (Lstm). *Jurnal Teknik Informasi Dan Komputer (Tekinkom)*, 7(2), 716. <https://doi.org/10.37600/Tekinkom.V7i2.1511>
- Herawati, S., & Prastiti, N. (2024). Implementasi Metode Long Short Term Memory Untuk Peramalan Pertumbuhan Jumlah Umkm. *Jurnal Simantec*, 12(2), 63–70. <https://doi.org/10.21107/Simantec.V12i2.28929>
- İfraz, M., Aktepe, A., Ersöz, S., & Çetinyokuş, T. (2023). Demand Forecasting Of Spare Parts With Regression And Machine Learning Methods: Application In A Bus Fleet. *Journal Of Engineering Research*, 11(2), 100057. <https://doi.org/10.1016/J.Jer.2023.100057>
- Jannah, T. M., Latipah, L., & Muchayan, A. (2022). Decision Support System Forecasting Penjualan Menggunakan Metode Simple Moving Average (Studi Kasus: Cv. Perkakas Indonesia). *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 11(2), 214–222. <https://doi.org/10.32736/Sisfokom.V11i2.1434>
- Kurniawati, A., Ahmad, M. S., Fhadli, M., & Lutfi, S. (N.D.). *Analisis Perbandingan Metode Time Series Forecasting Untuk Prediksi Penjualan Obat Di Apotek (Studi Kasus: Kimia Farma Apotek Takoma)*.
- Mahmudi, Kusumastuti, R. D., & Bustaman, Y. (2022). A Comparative Study Of Demand Forecasting For Aftermarket Parts In Heavy Equipment Industry (Pt Xyz Case Study). *Emerging Markets: Business And Management Studies Journal*, 9(2), 113–129. <https://doi.org/10.33555/Embm.V9i2.197>

- Matahurila, G. B. R., Putra, F. P., Himmah, L. F., Maulana, A., Riyadi, S., & Pandin, M. Y. R. (2024). Analisis Pengaruh Forecasting Demand Terhadap Efisiensi Manajemen Persediaan. *As-Syirkah: Islamic Economic & Financial Journal*, 3(3). <https://doi.org/10.56672/Syirkah.V3i3.283>
- Nendi Sunendar, Harjono P. Putro, & Rizki Hesnananda. (2025). Prediksi Penjualan Aerosol Menggunakan Algoritma Arima, Lstm Dan Gru. *Insologi: Jurnal Sains Dan Teknologi*, 4(1), 113–126. <https://doi.org/10.55123/Insologi.V4i1.4868>
- Nugraha, F., Kartini, N., & Susanto, B. (N.D.). *Komparasi Metode Holt-Winters Dan Regresi Linear Dalam Peramalan Permintaan Untuk Optimalisasi Persediaan Menggunakan Eoq (Studi Kasus: Pt Prunabon)*. (10).
- Palgunadi, T. L., Fitriana, R., Habyba, A. N., & Liang, Y.-C. (2025). Optimizing Demand Forecasting Method With Support Vector Regression For Improved Inventory Planning. *Jurnal Optimasi Sistem Industri*, 23(2), 149–166. <https://doi.org/10.25077/Josi.V23.N2.P149-166.2024>
- Permatasari, I., & Puspitodjati, S. (2026). *Peramalan Deret Waktu Penjualan Bulanan Menggunakan Pendekatan Deep Learning Metode Long Short-Term Memory*. 6(8).
- Pratama, M. B., & Sanjaya, F. I. (2025). Prediksi Omset Penjualan Toko Mbak Ning Pasar Cinderamata Menggunakan Long Short Term Memory. *Simkom*, 10(1), 160–167. <https://doi.org/10.51717/Simkom.V10i1.580>
- Putra, M. L. (2026). *Pengaruh Material Return To Warehouse, Lead Time, Dan Forecast Accuracy Terhadap Efisiensi Pengelolaan Spareparts Pada Perusahaan Manufaktur*. 6(1).
- Radite Putra, R. B., & Hendry, H. (2022). Multivariate Time Series Forecasting Pada Penjualan Barang Retail Dengan Recurrent Neural Network. *Inovtek Polbeng - Seri Informatika*, 7(1), 71. <https://doi.org/10.35314/Isi.V7i1.2398>
- Ricky Armando Sembiring & Yoshida Sary. (2025). Analisa Dan Implementasi Long Short-Term Memory (Lstm) Dalam Kebutuhan Persediaan Barang Di Pt. Gunung Sari Indonesia. *Jurnal Ilmiah Teknik Mesin, Elektro Dan Komputer*, 5(3), 97–105. <https://doi.org/10.51903/Juritek.V5i3.5578>
- Samonte, P. M. J., Britanico, E., Antonio, K. E. M., Dela Vega, J. E. J., Espejo, T. J. P., & Samonte, D. C. (2022). Applying Deep Learning For The Prediction Of Retail Store Sales. *Proceedings Of The International Conference On Industrial Engineering And Operations Management*, 1–11. <https://doi.org/10.46254/Af03.20220028>

- Susilo, D., Ahmad Chusyairi, & Saputra, M. I. (2025). Prediksi Penjualan Untuk Optimasi Stock Produk Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory. *Sistematic : Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, 1(2), 119–134. <https://doi.org/10.69533/56gyat30>
- Tadayonrad, Y., & Ndiaye, A. B. (2023). A New Key Performance Indicator Model For Demand Forecasting In Inventory Management Considering Supply Chain Reliability And Seasonality. *Supply Chain Analytics*, 3, 100026. <https://doi.org/10.1016/J.Sca.2023.100026>
- Tombeng, M. T., & Ardian, Z. (2021). Prediksi Penjualan Supermarket Menggunakan Pendekatan Deep Learning. *Cogito Smart Journal*, 7(1), 160–169. <https://doi.org/10.31154/Cogito.V7i1.306.160-169>
- Utami, M. R., & Nasution, M. I. P. (N.D.). Analisis Literatur Prediksi Tren Penjualan E-Commerce Berbasis Data Time-Series: Metode Statistik & Machine Learning. *Machine Learning*.
- Yanti, F., Sari, B. N., & Defiyanti, S. (2024). Implementasi Algoritma Lstm Pada Peramalan Stok Obat (Studi Kasus: Puskesmas Beber). 8(4).