Copyright © The Author(s) 2026
Jurnal Artificial, Vol 4 No 2, Oktober 2026

Penerapan Long Short-Term Memory (LSTM) untuk Peramalan Penjualan Produk Rokok pada Sektor Ritel

Oktavia Hasanah [1*], Asep Toyib Hidayat [2], Satriansyah [3]

[1, 2, 3] Universitas Bina Insan, Indonesia

* oktaviahasana618@gmail.com

Abstrak

Perencanaan persediaan pada sektor ritel memerlukan estimasi penjualan yang mampu menggambarkan pola permintaan pada periode mendatang. Perbedaan karakteristik penjualan antarproduk menyebabkan kebutuhan peramalan perlu disesuaikan dengan pola historis masing-masing produk. Penelitian ini bertujuan menerapkan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk meramalkan penjualan produk rokok dan menghasilkan informasi yang dapat mendukung perencanaan persediaan. Data yang digunakan berupa penjualan bulanan lima produk, yaitu Djarum Coklat, Dji Sam Soe, Marlboro, Surya, dan Vigor pada periode Januari 2018–Desember 2025. Data diolah melalui tahapan seleksi, pembersihan, pengurutan berdasarkan waktu, normalisasi, dan pembentukan data *time series* sebelum diterapkan pada model LSTM. Konfigurasi model dipilih berdasarkan nilai *validation Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) terendah, sedangkan kinerja model dievaluasi menggunakan MAE, RMSE, dan MAPE. Hasil peramalan tahun 2026 menunjukkan nilai MAPE masing-masing sebesar 23,72% untuk Djarum Coklat, 34,54% untuk Dji Sam Soe, 22,11% untuk Marlboro, 40,29% untuk Surya, dan 24,47% untuk Vigor. Hasil tersebut menunjukkan bahwa LSTM mampu menghasilkan estimasi penjualan dengan tingkat kesalahan yang berbeda pada setiap produk. Peramalan yang dihasilkan dapat digunakan sebagai informasi pendukung dalam menentukan kebutuhan persediaan, meskipun keputusan persediaan tetap perlu mempertimbangkan faktor operasional lainnya.

Kata Kunci: *Deret Waktu, Long Short-Term Memory, Peramalan Penjualan, Perencanaan Persediaan, Produk Rokok*

Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi dan kecerdasan buatan telah mendorong perubahan dalam pengelolaan data pada berbagai bidang, termasuk sektor ritel. Ketersediaan data transaksi dalam jumlah besar memungkinkan perusahaan memanfaatkan data historis untuk memahami pola penjualan dan memperkirakan kebutuhan pada periode berikutnya. Peramalan penjualan menjadi salah satu aspek penting karena hasil prediksi dapat digunakan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan terkait pengadaan barang, pengendalian persediaan, dan perencanaan distribusi. Dalam lingkungan ritel, hasil peramalan juga menjadi masukan bagi keputusan operasional seperti pemesanan dan pengisian kembali produk (*replenishment*) karena kebutuhan produk perlu disesuaikan dengan permintaan yang berubah dari waktu ke waktu (Seyedan et al., 2023). Pemanfaatan data historis dan metode berbasis pembelajaran mesin juga semakin banyak digunakan untuk meningkatkan kemampuan peramalan pada lingkungan ritel dengan jumlah produk dan lokasi yang besar (Ma & Fildes, 2021). Pendekatan berbasis data memungkinkan proses peramalan dilakukan secara lebih

https://doi.org/10.54065/artificial.4.2.2026.2016

sistematis dengan mempertimbangkan pola permintaan yang terbentuk dari data historis (Kilimci et al., 2019; Salu et al., 2026)

Permasalahan peramalan pada sektor ritel tidak hanya berkaitan dengan perubahan jumlah penjualan dari waktu ke waktu, tetapi juga karakteristik data yang dapat menunjukkan fluktuasi, kecenderungan tertentu, dan pola musiman (Wafdah 2024). Kondisi tersebut menyebabkan hubungan antara penjualan pada suatu periode dengan periode sebelumnya tidak selalu bersifat sederhana. Data permintaan ritel juga dapat memiliki karakteristik yang berbeda antarproduk sehingga metode yang memberikan hasil baik pada satu kelompok produk belum tentu menghasilkan kinerja yang sama pada kelompok lainnya (Falatouri et al., 2022). Perbedaan pola permintaan tersebut menjadi tantangan dalam membangun model peramalan yang dapat bekerja secara konsisten pada berbagai produk dan kondisi permintaan (Nasseri et al., 2023). Kompleksitas karakteristik tersebut mendorong penggunaan pendekatan pembelajaran mesin dan *deep learning* yang mampu mempelajari pola nonlinier serta hubungan temporal dari data historis (Huber & Stuckenschmidt, 2020).

Salah satu pendekatan *deep learning* yang dapat digunakan untuk menangani data runtun waktu (*time series*) adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM). LSTM merupakan pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dirancang untuk mempertahankan informasi penting dalam urutan data melalui mekanisme *gate*. Mekanisme tersebut memungkinkan model mengatur informasi yang perlu disimpan atau dilupakan sehingga hubungan temporal pada data dapat dipelajari dalam proses peramalan. Penerapan LSTM pada peramalan permintaan menunjukkan bahwa arsitektur tersebut dapat digunakan untuk memodelkan hubungan temporal pada data permintaan yang berubah dari waktu ke waktu (Pereira et al., 2021). Penggunaan LSTM juga telah diterapkan pada peramalan komoditas ritel melalui kombinasi dengan model ARIMA untuk menangkap karakteristik data yang berbeda (Song et al., 2021). Kemampuan tersebut membuat LSTM menjadi salah satu pendekatan yang banyak dikaji dalam peramalan permintaan dan penjualan berbasis data historis (Eglite & Birzniece, 2022).

Penerapan LSTM pada peramalan penjualan telah menunjukkan bahwa model berbasis *deep learning* dapat digunakan untuk mempelajari pola historis penjualan. Perbandingan antara LSTM dan SARIMA pada data penjualan ritel menunjukkan bahwa kinerja kedua metode dapat berbeda sesuai karakteristik produk; LSTM memberikan hasil yang lebih baik pada produk dengan permintaan relatif stabil, sedangkan SARIMA lebih sesuai pada produk dengan pola musiman tertentu (Falatouri et al., 2022). Hasil tersebut menunjukkan bahwa pemilihan model peramalan perlu mempertimbangkan karakteristik data yang digunakan. Dengan demikian, penggunaan LSTM tidak dapat dipandang sebagai pendekatan yang selalu memberikan hasil terbaik untuk seluruh jenis produk, tetapi perlu dibuktikan melalui evaluasi empiris pada data yang menjadi objek penelitian (Theodoridis & Tsadiras, 2025).

Perbedaan karakteristik data juga terlihat pada penelitian yang membandingkan LSTM dengan LightGBM untuk peramalan permintaan pada perusahaan ritel multinasional. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa LightGBM memberikan kinerja yang lebih baik dibandingkan LSTM pada data yang digunakan, sehingga menunjukkan bahwa kemampuan model dalam menghasilkan prediksi dipengaruhi oleh karakteristik data dan pendekatan pemodelan yang diterapkan (Saha et al., 2022). Perbandingan antara model berbasis pohon dan LSTM pada data permintaan ritel dengan lebih dari enam tahun data

historis juga menunjukkan pentingnya pengujian beberapa pendekatan sebelum menentukan model yang digunakan (Nasseri et al., 2023). Temuan tersebut memperlihatkan bahwa penerapan LSTM pada data penjualan tertentu tetap perlu dievaluasi berdasarkan kinerja aktual model, bukan hanya berdasarkan kemampuan teoritisnya dalam menangani data runtun waktu.

Pengembangan model peramalan pada sektor ritel juga dilakukan melalui kombinasi beberapa arsitektur *deep learning*. Model hibrida CNN-LSTM digunakan untuk peramalan penjualan dengan memanfaatkan LSTM dalam memodelkan karakteristik temporal dan CNN dalam mengekstraksi informasi yang relevan dari data (Moraes et al., 2024). Pendekatan lain mengombinasikan CNN dan Bi-LSTM untuk melakukan peramalan permintaan produk pada tingkat toko dan item (Joseph et al., 2022). Pengembangan model hibrida tersebut menunjukkan bahwa struktur model dapat disesuaikan dengan karakteristik pola yang terdapat pada data penjualan, terutama ketika data memiliki hubungan temporal dan pola yang kompleks. Pendekatan berbasis LSTM juga terus dikembangkan melalui integrasi dengan mekanisme *attention* untuk meningkatkan kemampuan model dalam menangkap informasi penting pada deret waktu permintaan ritel (Pan et al., 2025).

Pada konteks persediaan, hasil peramalan penjualan memiliki keterkaitan langsung dengan kebutuhan pengadaan produk. Ketidakpastian permintaan dapat menyebabkan terjadinya kelebihan atau kekurangan persediaan apabila keputusan pengadaan tidak didukung oleh estimasi permintaan yang memadai (Seyedan et al., 2023). Peramalan permintaan dapat digunakan sebagai salah satu informasi dalam menentukan waktu dan jumlah pemesanan karena keputusan persediaan perlu mempertimbangkan permintaan yang diperkirakan pada periode mendatang (Tiwari et al., 2025). Penerapan LSTM untuk peramalan permintaan juga telah dikembangkan dalam konteks pengelolaan persediaan, termasuk untuk mendukung penentuan *safety stock* dan *reorder point* (Fatmawati & Sudarmilah, 2026). Dengan demikian, peramalan penjualan pada tingkat produk dapat menjadi salah satu komponen informasi dalam perencanaan persediaan di lingkungan ritel.

Permasalahan tersebut relevan pada penjualan produk rokok di Indomaret TZB2 Jend. Soeharto, Kota Lubuklinggau. Produk rokok yang dianalisis terdiri atas Djarum Coklat, Dji Sam Soe, Marlboro, Surya, dan Vigor. Data historis menunjukkan bahwa masing-masing produk memiliki pola penjualan yang berbeda selama periode pengamatan 2018–2025. Djarum Coklat menunjukkan volume penjualan yang relatif lebih tinggi dibandingkan produk lainnya, sedangkan Marlboro memiliki rata-rata penjualan yang lebih rendah. Produk Dji Sam Soe dan Vigor menunjukkan fluktuasi penjualan dari waktu ke waktu, sementara penjualan Surya cenderung lebih stabil. Perbedaan karakteristik tersebut menunjukkan bahwa data penjualan kelima produk tidak memiliki pola yang sepenuhnya seragam.

Pola bulanan juga memperlihatkan adanya variasi penjualan pada masing-masing produk. Penjualan Djarum Coklat cenderung lebih tinggi pada beberapa bulan awal dan akhir tahun, sedangkan pada pertengahan tahun terjadi penurunan. Dji Sam Soe menunjukkan kecenderungan peningkatan pada periode tertentu menjelang akhir tahun dengan fluktuasi antarb bulan. Marlboro memiliki variasi yang relatif lebih kecil, sedangkan Surya menunjukkan pola penjualan yang lebih stabil. Vigor memiliki fluktuasi yang lebih terlihat pada beberapa periode dan cenderung menunjukkan penjualan lebih tinggi pada sekitar September hingga November. Variasi tersebut menunjukkan bahwa pola historis

setiap produk perlu dipertimbangkan dalam proses peramalan karena perbedaan karakteristik permintaan dapat memengaruhi kinerja model yang digunakan (Falatouri et al., 2022).

Kondisi penjualan yang berbeda antarproduk dapat menyulitkan proses perencanaan persediaan apabila hanya mengandalkan perkiraan berdasarkan rata-rata penjualan sebelumnya. Kelebihan persediaan dapat meningkatkan biaya penyimpanan dan penggunaan sumber daya, sedangkan kekurangan persediaan dapat menyebabkan ketidakmampuan memenuhi permintaan ketika produk dibutuhkan. Ketidakpastian permintaan merupakan salah satu faktor yang perlu dipertimbangkan dalam menentukan tingkat persediaan dan keputusan pemesanan (Seyedan et al., 2023). Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang mampu memanfaatkan informasi historis penjualan secara berurutan untuk menghasilkan estimasi penjualan pada periode mendatang sebagai salah satu dasar pendukung perencanaan persediaan (Pereira et al., 2021).

Sejumlah penelitian sebelumnya telah menerapkan LSTM pada peramalan penjualan dan permintaan ritel, tetapi karakteristik objek, periode data, tingkat agregasi, serta konfigurasi model yang digunakan berbeda-beda. Penelitian pada data ritel menunjukkan bahwa LSTM mampu menangkap hubungan temporal pada data penjualan, tetapi kinerjanya dapat berbeda ketika dibandingkan dengan metode statistik seperti SARIMA (Falatouri et al., 2022). Penelitian lain menunjukkan bahwa model berbasis pohon dapat menghasilkan kinerja yang lebih baik dibandingkan LSTM pada kondisi data tertentu, sehingga evaluasi empiris tetap diperlukan untuk mengetahui kemampuan LSTM pada objek yang spesifik (Nasseri et al., 2023). Sementara itu, pengembangan model hibrida CNN-LSTM menunjukkan adanya upaya untuk meningkatkan kemampuan model dalam menangkap pola kompleks pada data penjualan ritel (Moraes et al., 2024).

Penelitian mengenai produk rokok juga telah memanfaatkan metode peramalan untuk membantu memperkirakan kebutuhan persediaan. Namun, penerapan metode *deep learning*, khususnya LSTM, pada data penjualan beberapa merek rokok dalam satu gerai ritel dengan periode historis yang panjang masih memiliki ruang untuk dikaji lebih lanjut. Penelitian peramalan ritel sebelumnya lebih banyak menggunakan data dengan karakteristik produk, toko, dan tingkat agregasi yang berbeda, sehingga hasil model pada suatu konteks tidak dapat langsung digeneralisasikan ke konteks penjualan produk rokok pada tingkat gerai (Saha et al., 2022). Perbedaan pola antarproduk juga memberikan alasan untuk mengevaluasi kemampuan model secara individual, sebagaimana penelitian peramalan ritel yang menunjukkan adanya variasi kinerja model berdasarkan karakteristik permintaan produk (Theodoridis & Tsadiras, 2025).

Berdasarkan kondisi tersebut, terdapat kesenjangan penelitian pada penerapan LSTM untuk peramalan penjualan beberapa produk rokok pada tingkat gerai ritel dengan memanfaatkan data historis bulanan selama periode 2018–2025. Penelitian terdahulu telah menunjukkan penggunaan LSTM untuk peramalan penjualan dan permintaan ritel, tetapi hasil kinerja model tetap bergantung pada karakteristik data dan objek yang dianalisis (Falatouri et al., 2022). Penelitian lain juga menunjukkan bahwa perbandingan kinerja LSTM dengan model alternatif dapat menghasilkan kesimpulan berbeda bergantung pada data yang digunakan (Nasseri et al., 2023). Oleh karena itu, diperlukan kajian yang secara khusus mengevaluasi penerapan LSTM pada data penjualan lima produk rokok di satu gerai serta menghasilkan estimasi penjualan untuk periode berikutnya. Pendekatan tersebut dapat

memberikan gambaran mengenai kemampuan LSTM dalam memanfaatkan pola historis penjualan yang berbeda antarproduk.

Penelitian ini bertujuan menerapkan *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk melakukan peramalan penjualan produk Djarum Coklat, Dji Sam Soe, Marlboro, Surya, dan Vigor berdasarkan data penjualan bulanan periode 2018–2025. Model digunakan untuk menghasilkan estimasi penjualan tahun 2026 pada masing-masing produk. Kinerja model dievaluasi menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengetahui tingkat kesalahan hasil peramalan. Evaluasi dengan beberapa ukuran kesalahan diperlukan karena performa model peramalan dapat memberikan gambaran berbeda bergantung pada ukuran akurasi yang digunakan (Falatouri et al., 2022). Hasil peramalan selanjutnya digunakan sebagai informasi pendukung dalam perencanaan persediaan produk pada tingkat gerai. Dengan pendekatan tersebut, penelitian ini diharapkan dapat memberikan penerapan LSTM yang terukur pada permasalahan peramalan penjualan ritel sekaligus menyediakan informasi prediktif yang dapat dimanfaatkan dalam pengelolaan persediaan.

Metode

Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode peramalan berbasis data historis. Pendekatan kuantitatif digunakan karena proses analisis dilakukan terhadap data penjualan yang dicatat secara numerik dan tersusun berdasarkan periode waktu. Model yang digunakan adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM), yaitu salah satu arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dirancang untuk mempelajari hubungan antarobservasi pada data berurutan.

Tahapan penelitian dimulai dari pengumpulan data penjualan produk rokok pada objek penelitian, dilanjutkan dengan seleksi dan pemeriksaan data, pembersihan serta transformasi data menjadi bentuk runtun waktu, pembentukan data masukan untuk model LSTM, pelatihan model, pemilihan konfigurasi model berdasarkan kinerja data validasi, dan peramalan penjualan tahun 2026. Hasil peramalan kemudian dievaluasi menggunakan beberapa ukuran kesalahan untuk mengetahui kinerja model pada masing-masing produk. Alur tersebut digunakan untuk menghasilkan estimasi penjualan yang dapat dimanfaatkan sebagai informasi pendukung dalam perencanaan persediaan.

Objek dan Sumber Data

Objek penelitian adalah penjualan produk rokok pada Indomaret TZB2 Jend. Soeharto, Kelurahan Lubuk Kupang, Kecamatan Lubuklinggau Utara, Kota Lubuklinggau, Sumatera Selatan. Produk yang dianalisis terdiri atas lima merek, yaitu Djarum Coklat, Dji Sam Soe, Marlboro, Surya, dan Vigor. Data yang digunakan berupa data penjualan bulanan selama periode Januari 2018 sampai Desember 2025.

Data diperoleh dari objek penelitian melalui observasi, wawancara, dan dokumentasi. Observasi dilakukan untuk memperoleh informasi mengenai data produk dan kondisi objek penelitian, sedangkan wawancara dilakukan dengan staf Indomaret untuk memperoleh informasi terkait data penjualan dan informasi pendukung lainnya. Dokumentasi digunakan untuk memperoleh dan menyimpan dokumen yang berkaitan dengan objek penelitian.

Data utama yang digunakan dalam proses peramalan adalah jumlah penjualan setiap produk pada setiap periode bulanan.

Atribut awal pada data penjualan meliputi nama produk, stok awal, total penjualan, dan satuan. Untuk proses peramalan, atribut yang digunakan difokuskan pada periode bulan dan total penjualan masing-masing produk. Data kemudian disusun dalam format yang dapat digunakan pada proses pemodelan *time series*.

Variabel Penelitian

Variabel utama dalam penelitian ini adalah jumlah penjualan produk rokok per bulan. Variabel tersebut digunakan sebagai variabel target yang dipelajari oleh model LSTM untuk menghasilkan estimasi penjualan pada periode berikutnya. Lima seri data yang dianalisis dipisahkan berdasarkan merek, yaitu seri penjualan Djarum Coklat, Dji Sam Soe, Marlboro, Surya, dan Vigor. Periode waktu menjadi atribut penting dalam pembentukan data karena model LSTM memanfaatkan urutan observasi historis untuk mempelajari pola penjualan. Dengan demikian, setiap nilai penjualan tidak dianalisis sebagai data yang berdiri sendiri, tetapi sebagai bagian dari rangkaian penjualan yang tersusun secara kronologis.

Tahapan Pengolahan Data

Pengolahan data dilakukan melalui tahapan seleksi, *preprocessing*, dan transformasi data sebelum diterapkan pada model LSTM. Pada tahap seleksi, data yang digunakan dibatasi pada data penjualan produk rokok di Indomaret TZB2 Jend. Soeharto selama Januari 2018 hingga Desember 2025. Seleksi dilakukan agar data yang masuk ke proses pemodelan sesuai dengan tujuan penelitian, yaitu melakukan peramalan penjualan berdasarkan riwayat penjualan masing-masing produk.

Tahap berikutnya adalah pemeriksaan dan pembersihan data. Proses ini dilakukan untuk memastikan data yang digunakan memiliki struktur yang sesuai dan tidak mengandung data duplikat, data yang tidak konsisten, atau kesalahan pencatatan yang dapat mengganggu proses pemodelan. Setelah proses pembersihan, data ditransformasikan ke dalam bentuk yang sesuai untuk analisis runtun waktu.

Data penjualan kemudian disusun berdasarkan urutan waktu dan dibentuk menjadi rangkaian observasi yang dapat digunakan sebagai masukan LSTM. Pada tahap ini, data numerik dapat dinormalisasi agar berada pada rentang yang sesuai dengan proses pembelajaran jaringan saraf. Data hasil transformasi selanjutnya dibentuk menjadi pasangan data masukan dan target berdasarkan jendela waktu (*window*) sehingga model dapat mempelajari hubungan antara penjualan pada periode sebelumnya dengan nilai penjualan pada periode yang diprediksi.

Penerapan Model Long Short-Term Memory

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan arsitektur *Recurrent Neural Network* yang dirancang untuk mempelajari ketergantungan pada data berurutan. LSTM digunakan dalam penelitian ini karena data penjualan memiliki urutan waktu sehingga informasi pada periode sebelumnya dapat menjadi bagian penting dalam memperkirakan nilai pada periode berikutnya. LSTM menggunakan *cell state* dan beberapa mekanisme *gate* untuk mengatur informasi yang dipertahankan, diperbarui, atau dikeluarkan dari jaringan.

Pada setiap langkah waktu, LSTM menggunakan *forget gate* untuk menentukan informasi sebelumnya yang perlu dipertahankan atau dilupakan. Persamaan *forget gate* dituliskan sebagai:

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

Selanjutnya, *input gate* menentukan informasi baru yang akan dimasukkan ke dalam memori:

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

Kandidat nilai baru untuk *cell state* dihitung menggunakan:

$$\tilde{C}_t = tanh(W_C[h_{t-1}, x_t] + b_C)$$

Pembaruan *cell state* dilakukan dengan menggabungkan informasi lama dan informasi baru:

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t$$

Tahap berikutnya adalah *output gate* yang menentukan informasi yang dikeluarkan sebagai *hidden state*:

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t)$$

Pada persamaan tersebut, x_t merupakan masukan pada waktu ke-t, h_{t-1} merupakan *hidden state* pada waktu sebelumnya, C_t merupakan *cell state*, W merupakan matriks bobot, $b$merupakan bias, dan σmerupakan fungsi aktivasi sigmoid. Operasi $\odot$ menunjukkan perkalian elemen demi elemen. Persamaan tersebut menggambarkan mekanisme LSTM dalam mempertahankan informasi historis yang relevan selama proses pembelajaran. Dalam penelitian ini, model LSTM diterapkan secara terpisah pada masing-masing seri penjualan produk. Dengan cara tersebut, model dapat mempelajari karakteristik historis masing-masing merek dan menghasilkan peramalan penjualan untuk periode 2026.

Implementasi dan Pengujian Model

Implementasi model dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan lingkungan *Jupyter Notebook*. Setiap seri penjualan produk diproses sebagai data runtun waktu dan digunakan untuk membangun model LSTM. Data historis yang telah melalui tahap seleksi dan *preprocessing* kemudian digunakan dalam proses pelatihan model untuk mempelajari pola penjualan berdasarkan urutan waktu.

Pengujian model dilakukan dengan menggunakan beberapa konfigurasi parameter LSTM. Parameter yang divariasikan meliputi jumlah *units*, *learning rate*, dan *batch size*. Setiap konfigurasi menghasilkan nilai *training loss*, *validation loss*, *train MAPE*, dan *validation MAPE*. Pemilihan konfigurasi model dilakukan berdasarkan nilai *validation MAPE* terkecil karena nilai tersebut menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang paling rendah pada data validasi.

Konfigurasi dengan kinerja validasi terbaik kemudian digunakan untuk menghasilkan peramalan penjualan masing-masing produk pada tahun 2026. Proses peramalan dilakukan secara berurutan berdasarkan pola yang dipelajari dari data historis. Hasil akhir berupa estimasi jumlah penjualan bulanan dari Januari hingga Desember 2026 untuk masing-masing produk.

Metode Evaluasi

Evaluasi dilakukan untuk mengukur tingkat kesalahan antara nilai aktual dan nilai hasil prediksi. Tiga metrik digunakan dalam penelitian ini, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

MAE digunakan untuk menghitung rata-rata nilai absolut selisih antara data aktual dan hasil prediksi. Rumus MAE adalah:

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}|y_t - \hat{y}_t|$$

RMSE digunakan untuk mengukur akar dari rata-rata kuadrat kesalahan prediksi sehingga kesalahan yang bernilai besar memberikan pengaruh lebih besar terhadap nilai evaluasi. Rumus RMSE adalah:

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

MAPE digunakan untuk menghitung rata-rata persentase kesalahan absolut antara nilai aktual dan hasil prediksi. Rumus MAPE adalah:

$$MAPE = \frac{100\%}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right|$$

dengan $y_t$sebagai nilai aktual, $\hat{y}_t$sebagai nilai hasil prediksi, dan $n$sebagai jumlah observasi. Nilai kesalahan yang lebih rendah menunjukkan perbedaan yang lebih kecil antara hasil prediksi dan data aktual. Dalam proses pemilihan konfigurasi model, *validation MAPE* digunakan sebagai dasar untuk menentukan konfigurasi yang digunakan pada tahap peramalan akhir, sedangkan MAE, RMSE, dan MAPE digunakan untuk mengevaluasi hasil peramalan masing-masing produk.

Lingkungan Implementasi

Implementasi penelitian dilakukan menggunakan perangkat keras berupa laptop sebagai perangkat utama pengolahan data dan pelatihan model. Perangkat lunak yang digunakan meliputi sistem operasi Windows 10, Python sebagai bahasa pemrograman, serta *Jupyter Notebook* sebagai lingkungan pengembangan dan eksekusi kode. Microsoft Excel digunakan dalam pengelolaan awal data penjualan, sedangkan pengolahan dan pemodelan data dilakukan menggunakan Python. Lingkungan tersebut digunakan untuk menjalankan seluruh tahapan mulai dari persiapan data, transformasi data runtun waktu, pembentukan model LSTM, pelatihan dan pengujian berbagai konfigurasi model, hingga menghasilkan peramalan penjualan tahun 2026.

Hasil

Karakteristik Data Penjualan

Data yang digunakan dalam penelitian berupa data penjualan bulanan lima produk rokok, yaitu Djarum Coklat, Dji Sam Soe, Marlboro, Surya, dan Vigor pada periode Januari 2018 hingga Desember 2025. Data tersebut digunakan sebagai data historis untuk membentuk pola deret waktu yang selanjutnya diproses menggunakan model *Long Short-*

Term Memory (LSTM). Setiap produk diolah secara terpisah sehingga model dapat mempelajari karakteristik pola penjualan masing-masing produk.



Gambar 1. *Tren Penjualan Bulanan Lima Produk Rokok Periode 2018–2025*

Berdasarkan Gambar 1, masing-masing produk menunjukkan pola penjualan yang berbeda selama periode pengamatan. Djarum Coklat memiliki volume penjualan yang relatif lebih tinggi dibandingkan produk lainnya dan mengalami perubahan dari tahun ke tahun. Dji Sam Soe mengalami penurunan pada periode awal kemudian bergerak pada tingkat penjualan yang lebih stabil. Marlboro menunjukkan pola yang relatif lebih rendah dengan perubahan yang tidak terlalu besar, sedangkan Surya cenderung bergerak pada tingkat penjualan yang relatif stabil. Vigor menunjukkan perubahan penjualan yang lebih berfluktuasi dibandingkan beberapa produk lainnya. Perbedaan pola tersebut menjadi dasar pemodelan LSTM secara terpisah untuk setiap produk.

Hasil Pemilihan Konfigurasi Model LSTM

Tahap pemodelan dilakukan dengan menguji beberapa konfigurasi LSTM berdasarkan variasi parameter model, yaitu jumlah unit, learning rate, dan batch size. Kinerja setiap konfigurasi diamati melalui nilai *train loss, validation loss, train* MAPE, dan *validation MAPE*. Konfigurasi yang digunakan untuk proses peramalan dipilih berdasarkan nilai *validation MAPE* (val_mape) terkecil pada masing-masing produk.

	target_column	units	learning_rate	batch_size	train_loss	val_loss	alpha	beta	train_mape	val_mape
0	Djarum Coklat	32	0.010	32	2.291721e+05	89.988998	0.009067	0.003392	1.301452e+13	0.692837
1	Djarum Coklat	32	0.001	32	1.857438e+05	95.346245	0.000246	0.087195	4.561409e+12	0.805278
2	Djarum Coklat	64	0.010	32	4.451510e+05	106.786690	0.009067	-0.258098	6.015734e+12	0.840589
3	Dji Sam Soe	32	0.010	16	1.739470e+05	96.351349	0.025759	-0.341909	4.669738e+13	0.099047
4	Dji Sam Soe	32	0.010	32	2.359332e+06	100.978935	0.021880	-0.401537	5.399855e+13	0.150400
5	Dji Sam Soe	64	0.001	32	1.224766e+06	94.815453	-0.000319	0.038775	7.681928e+12	0.711838
6	Marlboro	64	0.010	32	1.661349e+06	106.325684	0.013608	0.276049	3.318941e+13	0.205968
7	Marlboro	32	0.010	16	3.999924e+06	119.388992	0.003786	0.017778	1.583038e+13	0.579831
8	Marlboro	64	0.010	16	1.373270e+04	105.247948	0.023750	0.047306	8.153139e+12	0.781074
9	Surya	64	0.010	32	6.857639e+05	100.179176	0.023651	-0.287191	3.883872e+13	0.349641
10	Surya	64	0.010	16	2.541318e+06	85.998413	0.003962	0.048704	2.620368e+13	0.562528
11	Surya	32	0.010	16	8.260159e+05	100.170906	-0.001258	-0.071094	1.543208e+13	0.748079
12	Vigor	64	0.010	32	2.050870e+06	135.067947	0.021880	-0.181191	6.056760e+13	0.338303
13	Vigor	32	0.010	32	6.842583e+06	165.245209	0.021880	-0.241320	2.922479e+13	0.368411
14	Vigor	32	0.010	16	9.751434e+05	86.532547	0.019254	-0.301697	2.856127e+13	0.376364

Gambar 2. *Dasar Pemilihan Konfigurasi Model LSTM pada Setiap Produk*

Berdasarkan gambar 2, pemilihan konfigurasi model dilakukan secara terpisah untuk setiap produk karena karakteristik data penjualan tidak sama. Nilai validation MAPE digunakan sebagai dasar pemilihan karena merepresentasikan tingkat kesalahan model

pada data validasi. Hasil pengujian menunjukkan adanya perbedaan kinerja antarkonfigurasi dan antarproduk. Oleh karena itu, satu konfigurasi model tidak langsung diterapkan secara sama pada seluruh produk, tetapi dipilih berdasarkan hasil pengujian masing-masing data penjualan.

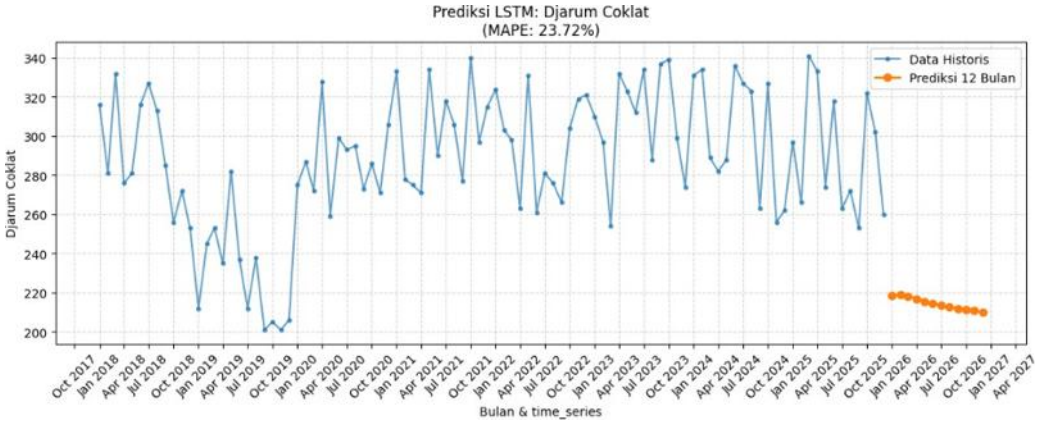
Hasil Peramalan Penjualan Tahun 2026

Setelah konfigurasi model dipilih, model LSTM digunakan untuk melakukan peramalan penjualan tahun 2026. Hasil peramalan menghasilkan nilai penjualan bulanan untuk masing-masing produk. Ringkasan nilai awal, perubahan utama, dan nilai akhir hasil peramalan disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. *Hasil Peramalan Penjualan Produk Rokok Tahun 2026*

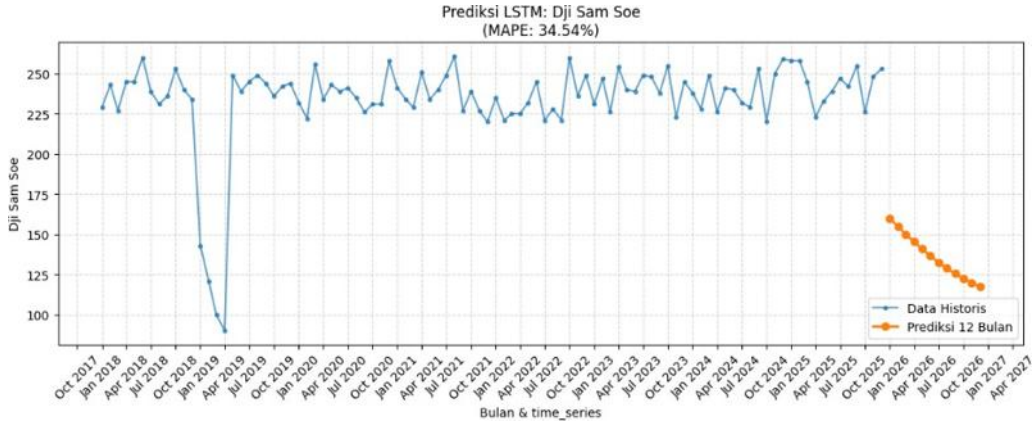
Produk	Periode Awal Prediksi	Nilai Awal (unit)	Nilai/Puncak utama (unit)	Nilai Akhir (Unit)
Djarum Coklat	Januari 2026	218,43	Menurun bertahap	210,15
Dji Sam Soe	Februari 2026	154,83	Menurun bertahap	117,32
Marlboro	Januari 2026	130,33	133,55 pada April	128,11
Surya	Januari 2026	129,96	138,92 pada Maret	132,31
Vigor	Januari 2026	168,76	175,98 pada April	169,62

Tabel 1 menunjukkan bahwa hasil peramalan setiap produk memiliki pola yang berbeda. Djarum Coklat diproyeksikan mengalami penurunan bertahap dari 218,43 unit pada Januari menjadi 210,15 unit pada Desember 2026. Dji Sam Soe juga menunjukkan penurunan dari 154,83 unit pada Februari menjadi 117,32 unit pada Desember. Marlboro mengalami kenaikan ringan hingga 133,55 unit pada April sebelum kembali menurun hingga 128,11 unit pada Desember. Surya mencapai nilai tertinggi sebesar 138,92 unit pada Maret dan kemudian bergerak menuju 132,31 unit pada Desember. Sementara itu, Vigor mencapai nilai tertinggi sebesar 175,98 unit pada April dan berakhir pada 169,62 unit pada Desember.



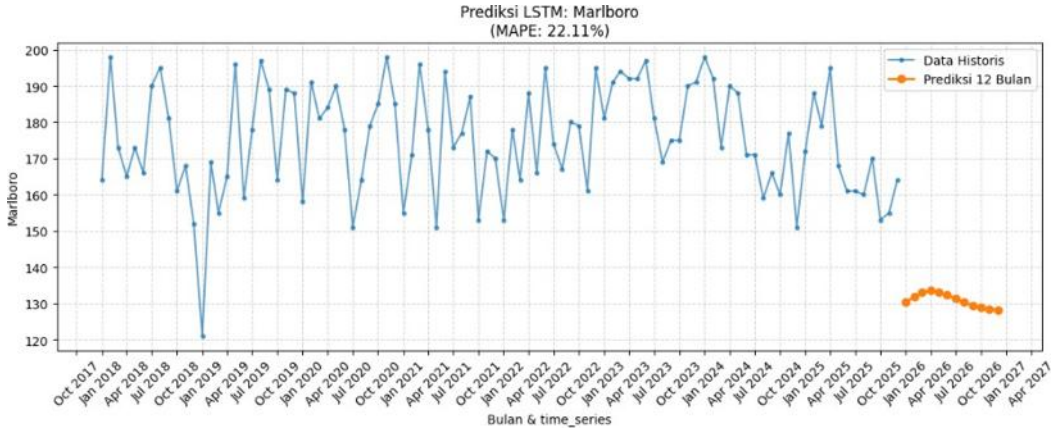
Gambar 3. *Hasil Peramalan Penjualan Djarum Coklat Tahun 2026 Menggunakan LSTM*

Gambar 3 menunjukkan bahwa hasil peramalan Djarum Coklat pada Januari 2026 berada pada sekitar 218,43 unit dan bergerak menurun secara bertahap hingga sekitar 210,15 unit pada Desember 2026. Perubahan nilai prediksi berlangsung relatif bertahap tanpa lonjakan yang besar sepanjang periode peramalan.



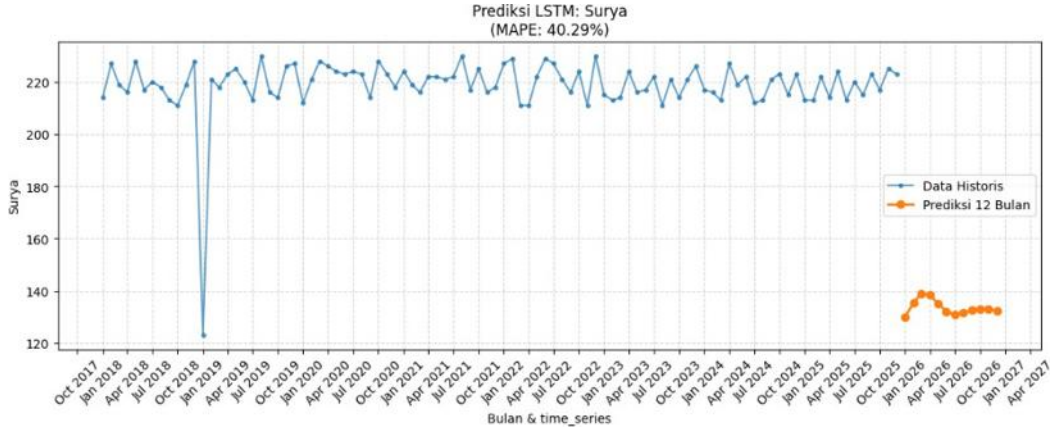
Gambar 4. *Hasil Peramalan Penjualan Dji Sam Soe Tahun 2026 Menggunakan LSTM*

Gambar 4 memperlihatkan bahwa hasil peramalan Dji Sam Soe dimulai sekitar 154,83 unit pada Februari 2026. Nilai tersebut kemudian mengalami penurunan secara bertahap hingga mencapai sekitar 117,32 unit pada Desember 2026. Pola peramalan menunjukkan perubahan yang relatif konsisten sepanjang periode prediksi.



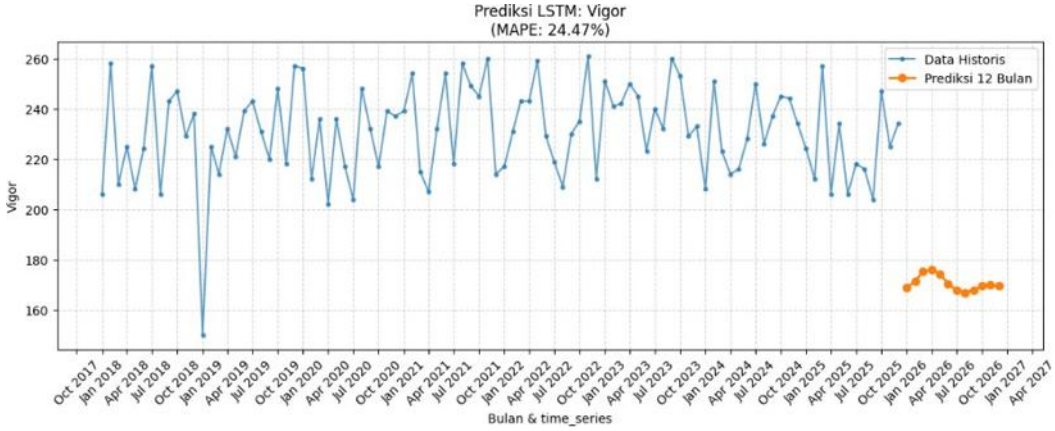
Gambar 5. *Hasil Peramalan Penjualan Marlboro Tahun 2026 Menggunakan LSTM*

Gambar 5 menunjukkan bahwa hasil peramalan Marlboro relatif stabil. Nilai prediksi dimulai sekitar 130,33 unit pada Januari 2026, kemudian meningkat secara ringan hingga mencapai sekitar 133,55 unit pada April. Setelah itu, nilai prediksi bergerak menurun secara bertahap hingga mencapai sekitar 128,11 unit pada Desember 2026.



Gambar 6*. Hasil Peramalan Penjualan Surya Tahun 2026 Menggunakan LSTM*

Gambar 6 menunjukkan bahwa hasil peramalan Surya dimulai pada sekitar 129,96 unit pada Januari 2026 dan meningkat hingga mencapai nilai tertinggi sekitar 138,92 unit pada Maret. Setelah mencapai nilai tersebut, prediksi mengalami penurunan dan kemudian bergerak relatif stabil hingga mencapai sekitar 132,31 unit pada Desember 2026.



Gambar 7. *Hasil Peramalan Penjualan Vigor Tahun 2026 Menggunakan LSTM*

Gambar 7 memperlihatkan bahwa hasil peramalan Vigor dimulai sekitar 168,76 unit pada Januari 2026 dan meningkat hingga mencapai nilai tertinggi sekitar 175,98 unit pada April. Setelah itu, nilai prediksi mengalami perubahan secara bertahap dan mencapai sekitar 169,62 unit pada Desember 2026.

Evaluasi Kinerja Model

Kinerja model LSTM dievaluasi menggunakan tiga metrik, yaitu *Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE),* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE).* Ketiga metrik tersebut digunakan untuk melihat besarnya kesalahan hasil peramalan terhadap data aktual. Hasil evaluasi untuk masing-masing produk ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. *Hasil Evaluasi Kinerja Model LSTM pada Peramalan Penjualan*

Produk	MAE	RMSE	MAPE
Djarum Coklat	71,19	77,44	23,72%
Dji Sam Soe	84,52	85,49	34,54%
Marlboro	37,59	39,68	22,11%
Surya	88,15	88,26	40,29%
Vigor	56,49	58,60	24,47%

Berdasarkan Tabel 2, nilai MAE berada pada rentang 37,59–88,15, sedangkan RMSE berada pada rentang 39,68–88,26. Nilai MAPE yang diperoleh masing-masing produk berada pada rentang 22,11%–40,29%. Marlboro menghasilkan nilai MAPE sebesar 22,11%, Djarum Coklat sebesar 23,72%, Vigor sebesar 24,47%, Dji Sam Soe sebesar 34,54%, dan Surya sebesar 40,29%. Perbedaan nilai evaluasi tersebut menunjukkan bahwa tingkat kesalahan model tidak sama pada setiap produk.

Pembahasan

Karakteristik Pola Penjualan dan Implikasinya terhadap Peramalan

Hasil pengolahan data menunjukkan bahwa lima produk yang dianalisis memiliki pola penjualan yang berbeda selama periode Januari 2018–Desember 2025. Djarum Coklat memiliki tingkat penjualan yang relatif lebih tinggi, sedangkan Dji Sam Soe, Marlboro,

Surya, dan Vigor menunjukkan pola dengan tingkat dan perubahan penjualan yang berbeda. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa data penjualan pada tingkat produk tidak sepenuhnya memiliki karakteristik yang sama. Kondisi ini penting dalam peramalan karena model perlu menangkap pola temporal yang terbentuk dari riwayat penjualan masing-masing produk.

Penerapan LSTM secara terpisah pada setiap produk memungkinkan model mempelajari urutan data historis tanpa mencampurkan pola penjualan antarproduk. Pendekatan tersebut sesuai dengan karakteristik LSTM yang dirancang untuk memproses data berurutan dan menangkap hubungan temporal pada deret waktu. Pada konteks ritel, penelitian sebelumnya juga menunjukkan bahwa performa LSTM dapat berbeda menurut karakteristik permintaan produk. LSTM menghasilkan kinerja yang baik pada produk dengan permintaan relatif stabil, sedangkan model statistik tertentu dapat lebih sesuai pada pola yang memiliki karakteristik musiman tertentu (Falatouri et al., 2022).

Perbedaan pola antarproduk pada penelitian ini juga terlihat pada hasil peramalan tahun 2026. Djarum Coklat dan Dji Sam Soe menunjukkan kecenderungan penurunan, sedangkan Marlboro, Surya, dan Vigor mengalami perubahan yang relatif ringan dengan adanya titik nilai prediksi yang lebih tinggi pada beberapa bulan. Hal tersebut menunjukkan bahwa model tidak menghasilkan pola yang seragam untuk seluruh produk, tetapi mengikuti karakteristik urutan data yang dipelajari dari masing-masing deret waktu.

Pengaruh Pemilihan Konfigurasi terhadap Kinerja Model

Hasil pengujian model menunjukkan bahwa konfigurasi LSTM tidak langsung ditetapkan sama untuk seluruh produk. Variasi jumlah unit, *learning rate*, dan *batch size* diuji, kemudian konfigurasi dipilih berdasarkan nilai *validation MAPE* terendah. Pendekatan ini menunjukkan bahwa proses pemodelan mempertimbangkan perbedaan karakteristik data pada setiap produk, bukan hanya menggunakan satu konfigurasi model untuk seluruh data.

Pemilihan parameter melalui pengujian beberapa konfigurasi sejalan dengan penelitian mengenai peramalan penjualan yang menunjukkan bahwa rancangan dan parameter model LSTM dapat memengaruhi hasil peramalan. Optimasi jumlah neuron dan parameter pelatihan juga digunakan dalam pendekatan LSTM-PSO untuk memperoleh kinerja peramalan yang lebih baik pada data penjualan (He et al., 2022). Dengan demikian, penggunaan *validation MAPE* sebagai dasar pemilihan konfigurasi dalam penelitian ini memberikan mekanisme untuk menentukan model yang paling sesuai dengan pola masing-masing produk berdasarkan data validasi.

Namun, hasil penelitian juga memperlihatkan bahwa penggunaan LSTM tidak secara otomatis menghasilkan tingkat kesalahan yang sama untuk seluruh produk. Hal tersebut terlihat dari nilai MAPE yang berbeda cukup jauh, yaitu 22,11% hingga 40,29%. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa karakteristik data historis memiliki peranan penting terhadap kemampuan model dalam menghasilkan peramalan. Temuan ini sejalan dengan penelitian pada konteks ritel yang menunjukkan bahwa metode peramalan dapat memberikan hasil berbeda pada produk dengan karakteristik permintaan yang berbeda (Falatouri et al., 2022).

Pola Hasil Peramalan Penjualan Tahun 2026

Hasil peramalan menunjukkan adanya perbedaan arah perubahan penjualan antarproduk. Djarum Coklat diproyeksikan menurun secara bertahap dari 218,43 unit pada Januari menjadi 210,15 unit pada Desember 2026. Dji Sam Soe juga menunjukkan penurunan yang lebih besar, dari 154,83 unit pada Februari menjadi 117,32 unit pada Desember. Pola tersebut menunjukkan bahwa model LSTM menangkap kecenderungan penurunan yang terdapat pada rangkaian data historis masing-masing produk.

Marlboro menunjukkan pola yang lebih stabil. Nilai prediksi meningkat dari 130,33 unit pada Januari hingga mencapai 133,55 unit pada April, kemudian bergerak turun hingga 128,11 unit pada Desember. Surya juga menunjukkan perubahan yang relatif ringan, dengan nilai awal 129,96 unit, mencapai 138,92 unit pada Maret, dan berada pada sekitar 132,31 unit pada Desember. Sementara itu, Vigor meningkat dari 168,76 unit pada Januari menjadi 175,98 unit pada April dan kemudian berakhir pada 169,62 unit pada Desember. Pola tersebut menunjukkan bahwa hasil model tidak hanya menghasilkan kecenderungan naik atau turun secara linier, tetapi juga mempertahankan perubahan temporal yang terdapat dalam data.

Hasil ini memperlihatkan manfaat penggunaan data historis sebagai dasar peramalan kebutuhan penjualan. Dalam konteks ritel, peramalan permintaan digunakan untuk membantu keputusan terkait pemesanan, pengadaan, dan pengelolaan persediaan. Penelitian pada perusahaan ritel multinasional juga menunjukkan bahwa pendekatan *deep learning*, termasuk LSTM, dapat digunakan untuk memperkirakan permintaan produk sebagai bagian dari proses pemesanan dan pengelolaan persediaan (Saha et al., 2022)

Meskipun demikian, hasil peramalan dalam penelitian ini perlu dipahami sebagai estimasi permintaan, bukan jumlah persediaan yang harus langsung disediakan. Nilai peramalan dapat menjadi salah satu informasi dalam menentukan kebutuhan persediaan, tetapi keputusan stok aktual masih memerlukan pertimbangan lain seperti lead time, persediaan awal, safety stock, dan kebijakan pemesanan. Penelitian mengenai penggunaan LSTM untuk peramalan permintaan persediaan juga menempatkan hasil peramalan sebagai dasar sebelum menentukan *safety stock* dan *reorder point*, bukan sebagai pengganti keseluruhan proses pengendalian persediaan (Fatmawati & Sudarmilah, 2026).

Kinerja Model Berdasarkan MAE, RMSE, dan MAPE

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa nilai MAE, RMSE, dan MAPE berbeda pada setiap produk. Marlboro menghasilkan MAE sebesar 37,59, RMSE sebesar 39,68, dan MAPE sebesar 22,11%. Djarum Coklat menghasilkan MAE 71,19, RMSE 77,44, dan MAPE 23,72%, sedangkan Vigor menghasilkan MAE 56,49, RMSE 58,60, dan MAPE 24,47%. Dji Sam Soe menghasilkan MAE 84,52, RMSE 85,49, dan MAPE 34,54%, sementara Surya menghasilkan MAE 88,15, RMSE 88,26, dan MAPE 40,29%.

Nilai tersebut menunjukkan bahwa kesalahan model tidak seragam pada kelima produk. Berdasarkan MAPE, Marlboro memiliki nilai kesalahan persentase paling rendah dalam hasil penelitian ini, sedangkan Surya memiliki nilai paling tinggi. Perbedaan tersebut tidak hanya berkaitan dengan model LSTM yang digunakan, tetapi juga dapat berkaitan dengan pola dan tingkat variasi data pada masing-masing produk. Pada penelitian

peramalan ritel, karakteristik permintaan produk memang dapat menyebabkan metode yang sama menghasilkan performa yang berbeda antarproduk (Falatouri et al., 2022)

Nilai MAE dan RMSE juga memberikan informasi tambahan terhadap hasil MAPE. MAE menunjukkan rata-rata besarnya selisih absolut antara nilai aktual dan hasil peramalan, sedangkan RMSE memberikan penalti yang lebih besar terhadap kesalahan yang bernilai lebih tinggi. Oleh karena itu, penggunaan ketiga metrik secara bersamaan memberikan gambaran yang lebih lengkap dibandingkan hanya menggunakan satu ukuran kesalahan. Pendekatan evaluasi menggunakan MAE, RMSE, dan MAPE juga digunakan dalam penelitian peramalan permintaan berbasis LSTM pada konteks persediaan ritel (Fatmawati & Sudarmila, 2026).

Nilai MAPE yang masih berada pada rentang 22,11%–40,29% juga menunjukkan bahwa hasil peramalan masih memiliki tingkat kesalahan yang perlu diperhatikan. Kondisi tersebut penting terutama karena data yang digunakan hanya memanfaatkan riwayat penjualan sebagai variabel utama. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa faktor eksternal, seperti promosi, dapat memberikan pengaruh terhadap hasil peramalan permintaan ritel. Pada studi perbandingan SARIMA dan LSTM, penambahan informasi promosi melalui model SARIMAX menghasilkan peningkatan kinerja pada produk yang memiliki aktivitas promosi (Falatouri et al., 2022). Dalam penelitian ini, faktor eksternal seperti promosi, perubahan harga, dan kondisi ekonomi tidak dimasukkan ke dalam model sehingga hasil peramalan terutama merepresentasikan pola yang dapat dipelajari dari data historis penjualan.

Implikasi Hasil Peramalan terhadap Perencanaan Persediaan

Hasil peramalan tahun 2026 dapat digunakan sebagai informasi pendukung dalam perencanaan persediaan pada tingkat toko. Informasi mengenai kecenderungan penjualan setiap bulan memungkinkan pengelola toko memperkirakan kebutuhan produk sebelum periode penjualan berlangsung. Produk yang menunjukkan kecenderungan penurunan dapat menjadi dasar untuk menyesuaikan jumlah pengadaan, sedangkan produk yang menunjukkan peningkatan pada periode tertentu dapat dipertimbangkan dalam penyusunan kebutuhan persediaan pada bulan tersebut.

Implikasi tersebut sesuai dengan fungsi peramalan permintaan dalam lingkungan ritel, yaitu menyediakan estimasi kebutuhan masa depan yang dapat digunakan untuk mendukung keputusan pengadaan dan pengelolaan persediaan. Peramalan yang lebih baik dapat memberikan dampak terhadap pengendalian inventaris dan keputusan operasional karena jumlah persediaan dapat disesuaikan dengan estimasi permintaan yang tersedia (Bi et al., 2022)

Pada penelitian ini, implikasi tersebut masih berada pada tahap dukungan informasi untuk perencanaan persediaan, karena model hanya menghasilkan nilai peramalan penjualan dan belum menghitung *safety stock*, *reorder point*, maupun jumlah pemesanan optimal. Dengan demikian, hasil LSTM dapat ditempatkan sebagai salah satu input dalam sistem perencanaan persediaan. Pengembangan lebih lanjut dapat menggabungkan hasil peramalan dengan parameter pengendalian persediaan sehingga estimasi permintaan dapat diterjemahkan menjadi keputusan kuantitatif mengenai persediaan dan pemesanan.

Keterbatasan dan Pengembangan Penelitian

Hasil penelitian menunjukkan bahwa LSTM mampu menghasilkan peramalan untuk kelima produk, tetapi tingkat kesalahannya masih berbeda antarproduk. Salah satu

keterbatasan penelitian terletak pada penggunaan data historis penjualan sebagai dasar utama pembentukan model. Faktor lain yang berpotensi memengaruhi permintaan, seperti harga, promosi, kondisi ekonomi, maupun faktor eksternal lainnya, belum dimasukkan sebagai variabel masukan.

Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan model dengan pendekatan multivariat atau hibrida dengan menambahkan variabel eksternal yang relevan. Pengembangan tersebut sejalan dengan penelitian terbaru yang menggabungkan LSTM dengan CNN untuk menangkap karakteristik temporal dan informasi tambahan dalam data ritel. Model hibrida CNN-LSTM dilaporkan dapat menangani pola yang lebih kompleks pada data penjualan dan hubungan antarinformasi yang digunakan dalam peramalan (Moraes et al., 2024)

Dengan demikian, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa LSTM dapat digunakan untuk menghasilkan estimasi penjualan bulanan berdasarkan pola historis masing-masing produk, dengan performa yang berbeda antarproduk. Hasil tersebut dapat dimanfaatkan sebagai dasar informasi dalam perencanaan persediaan, tetapi penggunaannya tetap perlu dipadukan dengan informasi operasional toko dan parameter pengendalian persediaan agar keputusan pengadaan tidak hanya bergantung pada hasil peramalan.

Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan menerapkan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk melakukan peramalan penjualan produk rokok berdasarkan data historis pada periode Januari 2018–Desember 2025 serta memanfaatkan hasil peramalan tersebut sebagai informasi pendukung dalam perencanaan persediaan. Permasalahan utama yang dihadapi adalah adanya perbedaan pola penjualan antarproduk sehingga kebutuhan penjualan pada periode berikutnya perlu diperkirakan berdasarkan karakteristik data masing-masing produk.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM dapat menghasilkan peramalan penjualan tahun 2026 untuk Djarum Coklat, Dji Sam Soe, Marlboro, Surya, dan Vigor dengan pola yang berbeda. Evaluasi menggunakan MAE, RMSE, dan MAPE menghasilkan nilai MAPE masing-masing sebesar 23,72%, 34,54%, 22,11%, 40,29%, dan 24,47%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa tingkat kesalahan peramalan berbeda pada setiap produk sehingga konfigurasi model dan karakteristik data perlu dipertimbangkan secara individual.

Hasil peramalan dapat digunakan sebagai informasi kuantitatif untuk mendukung perencanaan persediaan dan pengadaan produk pada periode mendatang. Namun, hasil peramalan belum secara langsung menentukan jumlah persediaan optimal karena belum mempertimbangkan *safety stock*, *reorder point*, dan faktor eksternal. Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan model dengan menambahkan variabel seperti harga, promosi, dan faktor permintaan lainnya serta mengintegrasikan hasil peramalan dengan metode pengendalian persediaan.

Acknowledgment

-

Daftar Pustaka

Bi, X., Adomavicius, G., Li, W., & Qu, A. (2022). Improving sales forecasting accuracy: A tensor factorization approach with demand awareness. *INFORMS Journal on Computing*, *34*(3), 1541–1558. https://doi.org/10.1287/ijoc.2021.114

Eglite, L., & Birzniece, I. (2022). Retail sales forecasting using deep learning: Systematic literature review. *Complex Systems Informatics and Modeling Quarterly*, *30*, 53–62. https://doi.org/10.7250/csimq.2022-30.03

Falatouri, T., Darbanian, F., Brandtner, P., & Udokwu, C. (2022). A comparison of SARIMA and LSTM in retail SCM. *Procedia Computer Science*, *200*, 993–1003. https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.298

Fatmawati, E. F., & Sudarmilah, E. (2026). Forecasting Permintaan Persediaan Berbasis Long Short-Term Memory untuk Penentuan Safety Stock dan Reorder Point . *Jurnal Sistem Komputer Dan Informatika (JSON)*, *7*(3), 1131–1144. https://doi.org/10.30865/json.v7i3.9648

He, Q. Q., Wu, C., & Si, Y. W. (2022). LSTM with particle swarm optimization for sales forecasting. *Electronic Commerce Research and Applications*, *51*, Article 101118. https://doi.org/10.1016/j.elerap.2022.101118

Huber, J., & Stuckenschmidt, H. (2020). Daily retail demand forecasting using machine learning with emphasis on calendric special days. *International Journal of Forecasting*, *36*(4), 1420–1438. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2020.02.005

Joseph, R. V., Mohanty, A., Tyagi, S., Mishra, S., Satapathy, S. K., & Mohanty, S. N. (2022). A hybrid deep learning framework with CNN and Bi-directional LSTM for store item demand forecasting. *Computers & Electrical Engineering*, *103*, 108358. https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2022.108358

Kilimci, Z. H., Akyuz, A. O., Uysal, M., Akyokus, S., Uysal, M. O., Atak Bulbul, B., & Ekmis, M. A. (2019). An improved demand forecasting model using deep learning approach and proposed decision integration strategy for supply chain. *Complexity*, *2019*, 9067367. https://doi.org/10.1155/2019/906736

Ma, S., & Fildes, R. (2021). Retail sales forecasting with meta-learning. *European Journal of Operational Research*, *288*(1), 111–128. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.05.038

Moraes, T. D. C, Yuan, X.-M., & Chew, E. P. (2024). Hybrid convolutional long short-term memory models for sales forecasting in retail. Journal of Forecasting, 43(5), 1278–1293. https://doi.org/10.1002/for.3073

Nasseri, M., Falatouri, T., Brandtner, P., & Darbanian, F. (2023). Applying machine learning in retail demand prediction—A comparison of tree-based ensembles and long short-term memory-based deep learning. *Applied Sciences*, *13*(19), 11112. https://doi.org/10.3390/app131911112

Pan, G., Xue, B., Lu, Y., & Li, X. (2025). A deep learning-based demand forecasting method for retail supply chains using LSTM and attention mechanism. *Atlantis Highlights in Economics and Business*, *24*, 1026–1032. https://doi.org/10.2991/978-94-6463-845-5_100

Pereira, R., et al. (2021). Evaluation of deep learning with long short-term memory networks for time series forecasting in supply chain management. *Procedia CIRP, 99*, 604–609. https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.03.081

Saha, P., Gudheniya, N., Mitra, R., Das, D., Narayana, S., & Tiwari, M. K. (2022). Demand forecasting of a multinational retail company using deep learning frameworks. *IFAC-PapersOnLine*, 55(10), 395–399. https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2022.09.425

Salu, B. M., Irwanda, D. A., Hasibuan, N. R. K., & Arifin, S. (2026). Pengembangan Sistem Informasi Persediaan Alat Tulis Kantor Berbasis Web Di PT BPRS Amanah Bangsa. *Journal Artificial: Informatika Dan Sistem Informasi*, *4*(1), 37–50. https://doi.org/10.54065/artificial.1104

Seyedan, M., Mafakheri, F., & Wang, C. (2023). Order-up-to-level inventory optimization model using time-series demand forecasting with ensemble deep learning. *Supply Chain Analytics, 3*, 100024. https://doi.org/10.1016/j.sca.2023.100024

Song, H., Du, D., & Li, Y. (2021). Research on precise demand forecast of retail commodities based on LSTM-ARIMA joint model. *Journal of Physics: Conference Series, 1865*, 042049. https://doi.org/10.1088/1742-6596/1865/4/042049

Theodoridis, G., & Tsadiras, A. (2025). Retail demand forecasting: A comparative analysis of deep neural networks and the proposal of LSTMixer, a linear model extension. *Information, 16*(7), 596. https://doi.org/10.3390/info16070596

Tiwari, A., Pillai, J., & Janghel, R. R. (2025). Leveraging LSTM for precision inventory management by future demand forecasting. *Journal of Applied Research and Technology, 23*(1). https://doi.org/10.22201/icat.24486736e.2025.23.1.2508

Wafda, A. (2024). Integrasi Machine Learning dalam Ritel: Tinjauan Komprehensif tentang Prediksi Harga, Analisis Data Pelanggan, dan Pemanfaatan Media Sosial. *Journal Artificial: Informatika Dan Sistem Informasi*, *2*(2), 90–106. https://doi.org/10.54065/artificial.543