

Peramalan Omset Penjualan Toko “Game Playstation 4 dan 5” di Shopee Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average dan Long Short-Term Memory

Agung Wibowo¹, Walid²

^{1,2}Universitas Negeri Semarang

[1agungwibowo0163@gmail.com](mailto:agungwibowo0163@gmail.com), 2walid.mat@mail.unnes.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan membangun model peramalan omset penjualan harian pada toko “Game PlayStation 4 dan 5” di platform Shopee selama periode Januari 2023 hingga Desember 2024. Dua pendekatan yang digunakan, adalah Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) untuk menangkap pola linier, serta Long Short-Term Memory (LSTM) untuk pola nonlinier. Model ARIMA dibangun setelah uji stasioneritas dan diferensiasi satu kali, dengan identifikasi parameter melalui analisis ACF dan PACF. Model terbaik yang diperoleh adalah ARIMA(4,1,5) dengan MSE sebesar $1,19833 \times 10^{13}$, RMSE sebesar 3.461.695, dan MAPE sebesar 0,9783 pada data pengujian. Sementara itu, pemodelan LSTM dilakukan dengan optimasi hiperparameter menggunakan Bayesian Optimization berbasis algoritma Tree-structured Parzen Estimator (TPE). Model terbaik, LSTM_95_ts30, dengan arsitektur lima lapis, time step 30, dan dropout 0,1, memperoleh MSE sebesar $5,99894 \times 10^{12}$, RMSE sebesar 2.449.273, dan MAPE sebesar 0,2079 pada data pengujian. Hasil peramalan untuk periode 1–30 Januari 2025 menggunakan model LSTM menunjukkan prediksi stabil dengan kisaran omset harian sekitar Rp9,7 juta–Rp10,9 juta. Temuan ini menunjukkan bahwa ARIMA lebih efisien untuk peramalan jangka pendek, sedangkan LSTM lebih unggul dalam menangkap fluktuasi kompleks dan pola nonlinier pada data e-commerce.

Kata Kunci: ARIMA, LSTM, Peramalan, Omset Penjualan, Shopee.

ABSTRACT

This study aims to develop a forecasting model for the daily sales turnover of the “Game PlayStation 4 & 5” store on the Shopee platform during the period January 2023 to December 2024. Two approaches were employed: the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model to capture linear patterns, and the Long Short-Term Memory (LSTM) model to capture nonlinear patterns. The ARIMA model was constructed after conducting a stationarity test and first differencing, with parameter identification based on ACF and PACF analysis. The best model obtained was ARIMA(4,1,5), which achieved an MSE of 1.19833×10^{13} , RMSE of 3,461,695, and MAPE of 0.9783 on the testing data. Meanwhile, the LSTM model was built through hyperparameter optimization using Bayesian Optimization with the Tree-structured Parzen Estimator (TPE) algorithm. The best configuration, LSTM_95_ts30, with a five-layer architecture, a time step of 30, and a dropout rate of 0.1, achieved an MSE of 5.99894×10^{12} , RMSE of 2,449,273, and MAPE of 0.2079 on the testing data. The forecasting results for the period of January 1–30, 2025 using the LSTM model indicate stable predictions with daily sales turnover ranging from approximately IDR 9.7 million to IDR 10.9 million. These findings suggest that ARIMA is more efficient for short-term forecasting, while LSTM is superior in capturing complex fluctuations and nonlinear patterns in e-commerce sales data.

Keywords: ARIMA, LSTM, Forecasting, Sales Turnover, Shopee.

PENDAHULUAN

Perkembangan industri gaming yang pesat, terutama dengan kehadiran konsol PlayStation 4 dan PlayStation 5, telah mengubah pola konsumsi hiburan masyarakat. Permainan video kini tidak hanya berfungsi sebagai hiburan semata, tetapi juga menjadi

sarana efektif untuk mengurangi stres akibat rutinitas harian (Sari, 2018). Di Indonesia, PlayStation telah berhasil membangun basis pengguna yang loyal melalui berbagai saluran distribusi, termasuk rental dan pembelian langsung (Sutibi & Lumban Batu, 2022). Data penjualan global menunjukkan pencapaian yang mengesankan, dengan total penjualan PlayStation 4 dan PlayStation 5 melebihi 168 juta unit dalam dekade terakhir.

Distribusi digital melalui platform e-commerce seperti Shopee telah menjadi saluran utama bagi produk-produk gaming, termasuk akun game PlayStation. Toko "Game PlayStation 4 & 5" di Shopee menyediakan solusi praktis bagi gamer dengan memberikan akses game digital tanpa perlu membeli Blu-Ray Disk fisik. Bisnis ini menghadapi tantangan berupa fluktuasi omset yang signifikan. Nilai penjualan tercatat dari titik terendah sebesar Rp0 pada 11 Januari 2023 hingga mencapai puncak Rp18.345.684 pada 6 Oktober 2024 (Chopra & Meindl, 2016). Fluktuasi tersebut menimbulkan kompleksitas dalam manajemen persediaan serta perencanaan strategi pemasaran.

Pendekatan peramalan yang akurat menjadi krusial dalam menghadapi tantangan fluktuasi penjualan. Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) menawarkan solusi efektif karena kemampuannya menangkap pola linier dan tren jangka pendek dalam data deret waktu. Fleksibilitas ARIMA dalam pemodelan, melalui penyesuaian parameter (p, d, q), memungkinkan analisis yang tepat terhadap data penjualan (Inc., 1999). Keunggulan ARIMA telah terbukti dalam berbagai penelitian, termasuk studi Imron et al. (2023) tentang peramalan produksi beras dan penelitian Santosa et al. (Santosa et al., 2024) mengenai prediksi harga saham.

Sementara itu, *Long Short-Term Memory* (LSTM) sebagai bagian dari *deep learning* memberikan dimensi analisis yang lebih mendalam dengan kemampuannya menangkap pola non-linear dan kompleks. Keunggulan LSTM dalam mempelajari ketergantungan jangka panjang memungkinkan analisis pengaruh faktor eksternal seperti promo Shopee atau rilis game baru terhadap omset penjualan (Zhang et al., 2021). Implementasi LSTM dalam penelitian Pliszczuk et al. (2021) tentang prediksi penjualan furnitur menunjukkan efektivitasnya dalam menangani fluktuasi data yang mirip dengan pola penjualan toko game.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, dirumuskan tiga masalah utama. Pertama, bagaimana model peramalan omset penjualan Toko "Game PlayStation 4 & 5" di Shopee menggunakan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan Long Short-Term Memory (LSTM). Kedua, bagaimana tingkat akurasi model ARIMA dan LSTM dalam meramalkan omset penjualan toko tersebut. Ketiga, bagaimana hasil peramalan omset penjualan menggunakan model terbaik.

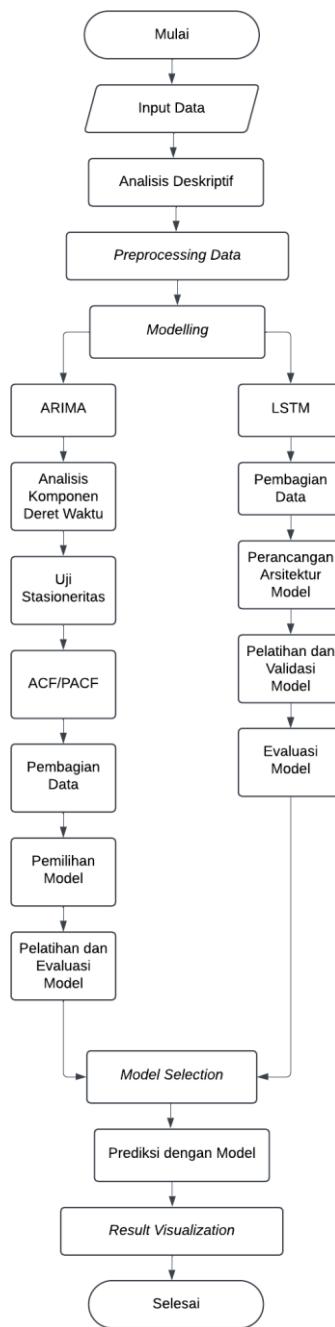
METODE PENELITIAN

Analisis data dilakukan dalam beberapa tahapan sebagai berikut:

1. Pendekatan dan Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode pemodelan runtun waktu. Tujuan utama penelitian adalah membangun model peramalan omset penjualan pada toko "Game PlayStation 4 & 5" di platform Shopee.

Desain penelitian disusun secara sistematis dari pengumpulan data penjualan, analisis deskriptif, preprocessing data, pemodelan menggunakan metode ARIMA dan LSTM, evaluasi kinerja model, hingga visualisasi hasil prediksi. Setiap tahap dilaksanakan menggunakan bahasa pemrograman Python dan berbagai library pendukung.



Gambar 1. Alur Metodologi Penelitian

2. Data dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa omset penjualan harian toko “Game PlayStation 4 & 5” di platform Shopee selama periode Januari 2023 hingga Desember 2024. Data diperoleh dengan mengunduh langsung dari sistem Shopee yang mencatat histori transaksi toko.

3. Teknik Pengumpulan Data

Data dikumpulkan secara tidak langsung dari platform Shopee dengan mengunduh riwayat penjualan selama dua tahun terakhir. Setelah data diperoleh, dilakukan tahap

pembersihan (cleaning) dan penyesuaian format untuk memastikan data siap digunakan dalam analisis pemodelan.

4. Teknik Analisis Data

Analisis data dilakukan dalam beberapa tahapan sebagai berikut:

a) *Preprocessing* Data

Analisis data dalam penelitian ini diawali dengan tahap *preprocessing* yang bertujuan untuk mempersiapkan data agar dapat digunakan dalam pemodelan. Pada tahap ini, fokus utama adalah dua hal, yaitu penanganan nilai kosong (*missing values*) dan konversi data waktu (*casting datetime*).

b) Pembagian Data

Setelah tahap *preprocessing* selesai dilakukan, data kemudian dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu data *training* dan data *testing*. Pembagian ini bertujuan agar model dapat dilatih menggunakan sebagian data historis, dan kemudian dievaluasi performanya terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Sebanyak 80% data awal digunakan sebagai data *training*, yang berfungsi untuk membangun model dan mengenali pola historis dari omset penjualan toko “Game PlayStation 4 & 5” di Shopee. Sementara itu, 20% data sisanya digunakan sebagai data *testing* untuk mengukur akurasi prediksi dari model yang telah dibangun. Proses pembagian dilakukan secara kronologis berdasarkan urutan waktu agar struktur data deret waktu tetap terjaga. Hal ini penting untuk memastikan bahwa model hanya menggunakan informasi dari masa lalu untuk melakukan peramalan terhadap masa depan, sebagaimana prinsip dasar dalam analisis *time series*.

c) Pembuatan Model

Tahap selanjutnya dalam analisis data adalah pembuatan model peramalan dengan menggunakan dua pendekatan utama, yaitu ARIMA dan LSTM. Untuk model ARIMA, proses diawali dengan analisis fungsi autokorelasi (ACF) dan autokorelasi parsial (PACF) terhadap data yang telah distasionerkan untuk menentukan nilai parameter *p* (*autoregressive*), *d* (*differencing*), dan *q* (*moving average*). Kombinasi parameter terbaik digunakan untuk membangun model ARIMA(*p, d, q*), yang selanjutnya dievaluasi berdasarkan kesesuaian antara hasil peramalan dan data aktual.

Pembangunan model *Long Short-Term Memory* (LSTM) dilakukan dengan pendekatan optimasi hiperparameter otomatis menggunakan metode *Bayesian Optimization* berbasis algoritma *Tree-structured Parzen Estimator* (TPE), yang difasilitasi oleh pustaka Optuna. Proses ini bertujuan untuk mencari konfigurasi terbaik dari sejumlah parameter yang memengaruhi performa model, antara lain panjang *time step*, jumlah *hidden layer*, jumlah unit *dense*, tingkat *dropout*, jumlah *epoch*, dan ukuran *batch*. Dalam penelitian ini, nilai *time step* dibagi menjadi empat variasi, yaitu 7, 14, 21, dan 30, yang masing-masing merepresentasikan panjang jendela data historis yang digunakan untuk memprediksi nilai berikutnya.

d) Evaluasi Model

Tahap akhir dalam analisis data adalah evaluasi model, yang bertujuan untuk mengukur kinerja model peramalan yang telah dibangun, baik menggunakan ARIMA maupun LSTM. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan tiga metrik utama, yaitu Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). MSE digunakan untuk menghitung rata-rata kuadrat selisih antara nilai aktual dan nilai hasil prediksi, sehingga semakin kecil nilai MSE, maka semakin kecil kesalahan prediksi yang dihasilkan. RMSE merupakan akar kuadrat dari MSE, yang memberikan interpretasi kesalahan prediksi dalam satuan yang sama dengan data aslinya. Sementara itu, MAPE mengukur rata-rata kesalahan absolut dalam bentuk persentase dari nilai aktual, sehingga memberikan gambaran performa model secara relatif.

Ketiga metrik ini dihitung baik pada data pelatihan (*training*) maupun data pengujian (*testing*) untuk melihat sejauh mana model mampu melakukan generalisasi terhadap data yang belum dikenalnya. Model yang menunjukkan nilai kesalahan paling kecil secara konsisten, terutama pada data *testing*, dianggap sebagai model terbaik dan paling layak digunakan untuk peramalan omset penjualan toko “Game PlayStation 4 & 5” di Shopee.

e) Peramalan dan Visualisasi

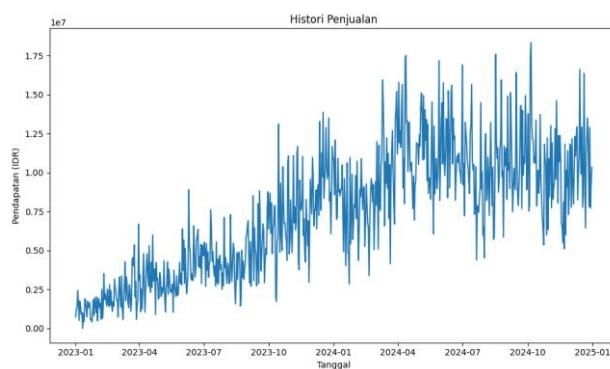
Setelah proses evaluasi dilakukan dan model terbaik berhasil dipilih berdasarkan kinerja akurasi prediksi, tahap selanjutnya adalah melakukan peramalan omset penjualan untuk 30 periode ke depan. Periode ini dipilih untuk memberikan gambaran jangka pendek hingga menengah terkait proyeksi penjualan toko “Game PlayStation 4 & 5” di Shopee. Model yang digunakan dalam proses peramalan adalah model dengan nilai error paling rendah pada data testing, baik dari metode ARIMA maupun LSTM.

Hasil peramalan disajikan dalam bentuk grafik dan tabel guna memudahkan interpretasi terhadap pola prediksi yang dihasilkan. Visualisasi ini mencakup perbandingan antara nilai aktual dan nilai prediksi pada periode sebelumnya, serta estimasi nilai masa depan yang ditampilkan dalam bentuk kurva waktu. Penyajian hasil dalam bentuk visual ini tidak hanya membantu dalam memahami dinamika pola peramalan, tetapi juga berperan penting dalam mendukung pengambilan keputusan strategis terkait pengelolaan stok, perencanaan promosi, dan alokasi sumber daya di masa mendatang.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Karakteristik Data

Penelitian ini menggunakan data historis omset penjualan harian dari toko “Game PlayStation 4 & 5” yang beroperasi di platform Shopee. Rentang waktu pengamatan mencakup periode 1 Januari 2023 hingga 31 Desember 2024, dengan total 731 observasi harian. Data penjualan menunjukkan karakteristik yang kompleks, ditandai oleh fluktuasi tajam serta ketiadaan pola musiman yang konsisten. Seperti ditampilkan pada Gambar 1, terdapat lonjakan-lonjakan volume transaksi pada waktu-waktu tertentu, yang mengindikasikan adanya pengaruh faktor eksternal maupun perilaku konsumen yang tidak terprediksi secara musiman.



Gambar 2. Hasil penjualan toko “Game PlayStation 4 & 5” di Shopee

Karakteristik ini sejalan dengan temuan Chopra dan Meindl (2016) yang menyatakan bahwa data penjualan dalam platform e-commerce cenderung sangat dinamis serta dipengaruhi berbagai faktor eksogen, seperti promosi, tren musiman non-konvensional, dan algoritma rekomendasi platform. Hal ini menunjukkan pentingnya penggunaan metode peramalan yang mampu menangkap dinamika baik jangka pendek maupun jangka panjang (Box et al., 2015).

Tabel 1. Statistik Deskriptif

Statistik	Tanggal	Omset Penjualan
Jumlah Data	731	731
Rata-rata	1 Januari 2024	Rp 7,343,644
Minimum	1 Januari 2023	Rp 0
Kuartil 1 (25%)	2 Juli 2023	Rp 3,818,280
Median (50%)	1 Januari 2024	Rp 7,571,148
Kuartil 3 (75%)	1 Juli 2024	Rp 10,495,050
Maksimum	31 Desember 2024	Rp 18,345,680
Standar Deviasi	-	Rp 4,033,721

Tabel 2. Skewness dan Kurtosis Data

Statistik	Nilai
Skewness	0,192785
Kurtosis	-0,814433

Tabel 1 menyajikan ringkasan statistik deskriptif dari data omset penjualan. Rata-rata omset harian tercatat sebesar Rp 7,343,644 dengan nilai minimum Rp 0, yang menunjukkan adanya hari tanpa penjualan sama sekali. Nilai maksimum mencapai Rp 18,345,680, mencerminkan adanya puncak transaksi yang signifikan dalam periode observasi. Median omset sebesar Rp 7,571,148, sedikit lebih tinggi dari rata-rata, memperkuat indikasi distribusi yang relatif simetris. Ini dikonfirmasi oleh nilai skewness sebesar 0,192785. Di sisi lain, nilai kurtosis sebesar -0,814433 menunjukkan bahwa distribusi data cenderung lebih landai dibanding distribusi normal, yakni memiliki puncak yang tumpul dan jumlah penculan ekstrem yang lebih sedikit. Temuan ini sejalan dengan studi Ardiansyah et al. (2024) mengenai pola penjualan produk digital yang juga menunjukkan karakteristik distribusi landai pada data transaksi online.

Standar deviasi sebesar Rp 4,033,721 menunjukkan tingkat variasi yang cukup tinggi terhadap rata-rata, menandakan bahwa omset harian memiliki penyebaran yang luas. Kompleksitas data ini mengarah pada pemilihan pendekatan pemodelan yang mencakup dua ranah: model ARIMA digunakan untuk menangkap pola linier dan struktur autokorelasi jangka pendek, sedangkan model *Long Short-Term Memory* (LSTM) diterapkan untuk mengidentifikasi pola non-linier serta keterkaitan jangka panjang antar observasi dalam rangka menghasilkan peramalan yang lebih akurat dan adaptif terhadap dinamika data.

2. Identifikasi Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

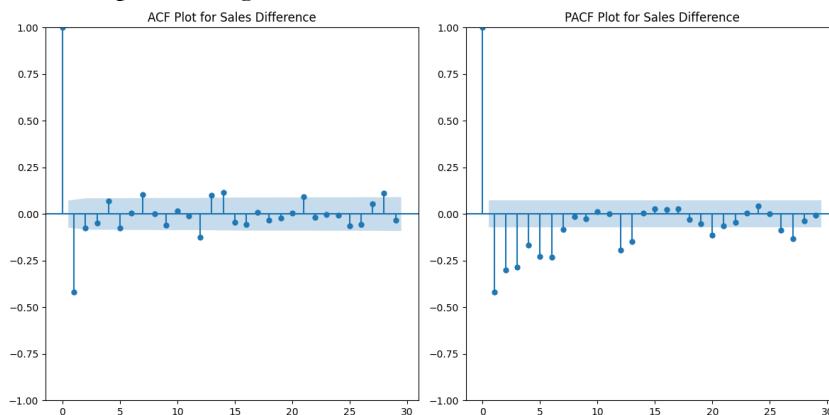
Analisis awal dilakukan dengan pengujian stasioneritas menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) terhadap data omset penjualan harian. Hasil uji terhadap data asli menunjukkan nilai statistik sebesar -1,771725 dengan p-value sebesar 0,394587, yang lebih tinggi dari nilai kritis pada tingkat signifikansi 1%, 5%, maupun 10%. Hal ini mengindikasikan bahwa data belum stasioner, sehingga perlu dilakukan transformasi lebih lanjut untuk memenuhi asumsi dasar model time series.

Tabel 3. Hasil Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF)

Statistik	Nilai
Test Statistic	-1,771725
p-value	0,394587
Jumlah Lag yang Digunakan	13
Jumlah Observasi yang Digunakan	717
Nilai Kritis 1%	-3,439503
Nilai Kritis 5%	-2,865579
Nilai Kritis 10%	-2,568921

Upaya mengatasi masalah tersebut, dilakukan differensiasi satu kali terhadap data penjualan. Transformasi ini berhasil menghilangkan tren dan meningkatkan stasioneritas data, sebagaimana ditunjukkan oleh hasil uji ADF pascadifferensiasi dengan nilai statistik sebesar $-12,854743$ dan p-value sebesar $5,26 \times 10^{-24}$, jauh di bawah ambang batas signifikansi. Data yang telah didifferensiasi memenuhi asumsi stasioneritas dan siap digunakan sebagai data dasar untuk seluruh proses pemodelan.

Penting untuk dicatat bahwa seluruh model ARIMA yang dibangun dan dievaluasi dalam penelitian ini menggunakan data yang telah didifferensiasi, sehingga parameter orde differensiasi ditetapkan sebagai $d = 1$.



Gambar 2. Plot ACF dan PACF setelah Diferensiasi

Identifikasi parameter p dan q dilakukan dengan menganalisis grafik Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF) dari data hasil differensiasi. Grafik ACF menunjukkan pemotongan signifikan pada lag ke-1 dengan pola peluruhan selanjutnya, yang mengindikasikan keberadaan komponen Moving Average (MA) pada lag awal. Sementara itu, PACF menunjukkan nilai signifikan hingga lag ke-6, mengindikasikan potensi komponen Autoregressive (AR) dengan ordo lebih dari satu. Berdasarkan pola tersebut, beberapa konfigurasi model ARIMA seperti ARIMA(4,1,1), ARIMA(5,1,2), dan ARIMA(4,1,5) dipilih untuk dievaluasi lebih lanjut.

Tabel 5. Evaluasi Kinerja Model ARIMA

Model	Kriteria	Train	Test
ARIMA_4_1_1	MSE	3,98914E+12	1,25037E+13
	RMSE	1.997.283.898	3.536.061.579
	MAE	1.498.867.122	2.881.872.799
ARIMA_4_1_2	MAPE	1,963563099	0,9981608869
	MSE	3,989E+12	1,25039E+13
	RMSE	1.997.247.393	3.536.086.323
ARIMA_5_1_1	MAE	1.498.375.123	2881949.11
	MAPE	1,970939899	0,9984317789
	MSE	3,98908E+12	1,25016E+13
ARIMA_5_1_2	RMSE	1.997.268.051	3.535.753.808
	MAE	1.498.543.401	2.881.475.344
	MAPE	1,961846235	0,9980750954
ARIMA_4_1_5	MSE	3,98908E+12	1,25058E+13
	RMSE	1.997.267.505	3.536.348.755
	MAE	1.498.857.148	2.882.131.144
	MAPE	1,966135214	0,9985326609
	MSE	3,87622E+12	1,19833E+13
	RMSE	1.968.812.743	3.461.695.944
	MAE	1.474.190.428	2.807.815.827
	MAPE	2,164108107	0,9782808334

Evaluasi terhadap performa model dilakukan dengan tiga metrik utama, yaitu Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Dari hasil perbandingan, model ARIMA(4,1,5) menunjukkan performa terbaik dengan nilai MSE sebesar $1,19833 \times 10^{13}$ pada data uji, yang lebih rendah dibandingkan model ARIMA lainnya. Model ini juga menghasilkan RMSE terendah (3.461.695.944) serta MAE terkecil (2.807.815.827) pada data uji. Meskipun nilai MAPE-nya (0,9783) bukan yang paling kecil, model ini mampu memberikan keseimbangan yang baik antara ketepatan prediksi dan kestabilan performa.

Hasil ini mendukung temuan Santosa et al. (2024) yang menunjukkan bahwa ARIMA efektif dalam menangkap pola linier pada data keuangan. Namun, nilai MAPE yang cukup tinggi tetap menunjukkan keterbatasan ARIMA dalam mengenali pola non-linier yang kompleks, sebagaimana dijelaskan oleh Zhang et al. (2021). Mereka menyatakan bahwa ARIMA cenderung lemah dalam menangani ketergantungan jangka panjang serta dinamika fluktuatif tinggi, karakteristik umum pada data *e-commerce* seperti dalam penelitian ini.

3. Pembuatan Model *Long Short-Term Memory* (LSTM)

Pemodelan dengan pendekatan Long Short-Term Memory (LSTM) dilakukan untuk menangkap pola nonlinier dan ketergantungan jangka panjang pada data deret waktu yang tidak dapat diakomodasi secara optimal oleh model statistik konvensional. Dalam penelitian ini, pembangunan model LSTM dilakukan melalui proses optimasi hiperparameter menggunakan Bayesian Optimization berbasis Tree-structured Parzen Estimator (TPE) dengan bantuan pustaka Optuna.

Beberapa parameter yang dioptimasi meliputi panjang time step, jumlah lapisan tersembunyi (hidden layers), jumlah unit neuron pada masing-masing layer, tingkat dropout, jumlah epoch, serta ukuran batch. Proses optimasi dilakukan untuk empat variasi time step

yaitu 7, 14, 21, dan 30. Berikut adalah hasil konfigurasi terbaik untuk masing-masing time step:

Tabel 6. Konfigurasi Model LSTM

Model	Time Step	Layer	Neuron	Dropout	Epoch	Batch Size
LSTM_63_ts7	7	5	[120, 62, 15, 113, 8]	0,2	4	8
LSTM_11_ts14	14	4	[71, 126, 18, 8]	0,1	173	32
LSTM_45_ts21	21	5	[115, 15, 122, 34, 127]	0,3	52	8
LSTM_95_ts30	30	5	[27, 125, 24, 90, 22]	0,1	57	8

Evaluasi terhadap model dilakukan menggunakan tiga metrik, yaitu Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), baik untuk data pelatihan maupun pengujian. Hasil evaluasi disajikan pada tabel berikut:

Tabel 7. Evaluasi Kinerja Model LSTM

Model	Kriteria	Train	Test
LSTM_63_ts7	MSE	4,65235E+12	6,90522E+12
	RMSE	2156930,891	2627778,018
	MAE	1668402,704	2104597
	MAPE	2E+19	0,221207
LSTM_11_ts14	MSE	4,01873E+12	6,24073E+12
	RMSE	2004676,347	2498144,322
	MAE	1507464,281	2005986
	MAPE	0,32686	0,209099
LSTM_45_ts21	MSE	4,34671E+12	6,00561E+12
	RMSE	2084875,58	2450634,858
	MAE	1602455,45	2022823
	MAPE	0,39267	0,209813
LSTM_95_ts30	MSE	4,57384E+12	5,99894E+12
	RMSE	2138652,727	2449272,555
	MAE	1688065,8	2014347
	MAPE	0,41803	0,207926

Model LSTM_95_ts30 menunjukkan performa terbaik berdasarkan nilai MSE terendah ($5,99894 \times 10^{12}$) dan RMSE terkecil (2.449.272,555) pada data pengujian. Selain itu, model ini juga menghasilkan MAPE paling rendah (0,2079) dibandingkan model LSTM lainnya. Konfigurasi arsitektur lima lapis dan panjang time step 30, model ini mampu memberikan prediksi yang lebih stabil serta akurat. Temuan ini menguatkan keunggulan LSTM dalam menangkap pola musiman maupun fluktuasi kompleks yang sulit dipelajari oleh metode konvensional.

Model ini sejalan dengan penelitian Pliszczuk et al. (2021) yang membuktikan efektivitas LSTM dalam memodelkan data penjualan furnitur yang fluktuatif. Secara keseluruhan, model LSTM_95_ts30 tidak hanya berhasil mengungguli ARIMA dalam hal akurasi relatif (MAPE), tetapi juga menunjukkan kapabilitas kuat dalam menangkap pola-polanya fluktuatif kompleks yang tidak dapat ditangani secara optimal oleh model linier. Temuan ini menegaskan bahwa dalam konteks data penjualan e-commerce yang dinamis, pendekatan berbasis deep learning seperti LSTM lebih adaptif dan akurat, khususnya ketika dikombinasikan dengan strategi optimasi hiperparameter yang tepat.

4. Prediksi dengan Model Terbaik

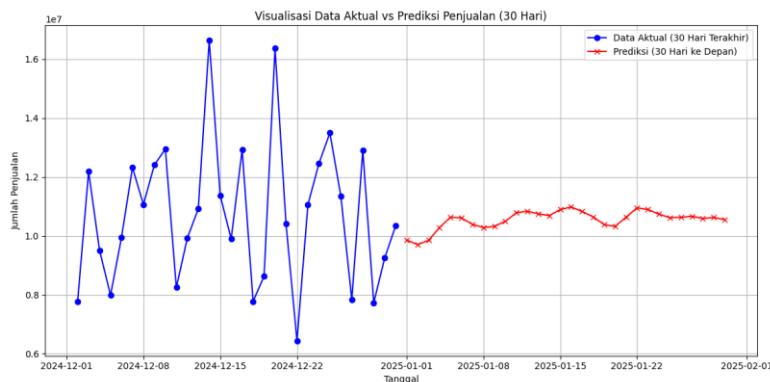
Setelah dilakukan evaluasi menyeluruh terhadap seluruh model ARIMA dan LSTM, pemilihan model terbaik didasarkan pada dua indikator utama, yakni Mean Squared Error (MSE) untuk mengukur tingkat kesalahan kuadrat pada data pengujian (test set), serta Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebagai indikator akurasi relatif dan kestabilan prediksi terhadap fluktuasi data aktual.

Pemodelan statistik, model ARIMA(4,1,5) yang diperoleh melalui metode auto_arima menunjukkan performa paling optimal dengan MSE sebesar $1,19833 \times 10^{13}$ dan RMSE sebesar 3.461.695.944 pada data pengujian. Model ini juga menghasilkan MAE terkecil (2.807.815.827) dibandingkan varian ARIMA lainnya. Meskipun nilai MAPE-nya (0,9783) bukan yang paling kecil, model ini tetap dipilih sebagai representasi terbaik dari pendekatan ARIMA karena kesalahan kuadratnya paling rendah serta menunjukkan keseimbangan yang baik antara ketepatan prediksi dan kestabilan.

Sementara itu, pada pemodelan deep learning, model LSTM_95_ts30 dengan arsitektur lima lapisan, panjang time step 30, dan dropout 0,1 menunjukkan performa terbaik. Model ini menghasilkan MAPE paling rendah (0,2079) dan MSE sebesar $5,99894 \times 10^{12}$, lebih kecil dibandingkan konfigurasi LSTM lainnya. Walaupun nilai MSE LSTM_95_ts30 masih lebih tinggi dibandingkan ARIMA(4,1,5), akurasi relatif yang lebih baik membuat model ini unggul dalam mendekripsi variasi harian serta fluktuasi yang sulit ditangkap oleh model linier.

Berdasarkan perbandingan tersebut, ARIMA(4,1,5) dipandang sebagai model terbaik dalam hal kesalahan kuadrat terkecil, sementara LSTM_95_ts30 merupakan model unggulan dalam hal akurasi relatif dan stabilitas prediksi. Untuk peramalan jangka pendek dengan keterbatasan sumber daya komputasi, ARIMA tetap menjadi pilihan efisien dan dapat diandalkan. Namun, untuk prediksi jangka panjang atau pada data yang sangat fluktuatif seperti penjualan game digital di e-commerce, LSTM terbukti lebih unggul, terutama dengan penerapan strategi optimasi hiperparameter yang tepat.

Temuan ini sejalan dengan penelitian Vavlakakis et al. (2021) yang menyarankan pemanfaatan pendekatan hibrida ARIMA-LSTM untuk menggabungkan keunggulan model linier dan non-linier. Selain itu, hasil penelitian ini juga memperkuat kajian Ping et al. (2024), namun dengan fokus yang lebih spesifik pada penjualan game digital di platform Shopee. Hal ini menegaskan bahwa performa model sangat dipengaruhi oleh karakteristik data serta tujuan bisnis yang ingin dicapai. Model LSTM_95_ts30 selanjutnya digunakan untuk melakukan peramalan omset penjualan selama 30 hari ke depan, dimulai dari 1 Januari 2025 hingga 30 Januari 2025. Tabel 8 dan Gambar 3 menyajikan hasil prediksi omset penjualan untuk periode tersebut, yang memperlihatkan fluktuasi stabil serta mengikuti pola historis.



Gambar 3. Visualisasi Hasil Prediksi Omset Penjualan oleh LSTM_95_ts30

Tabel 8. Hasil Prediksi Omset Penjualan oleh LSTM_95_ts30

Tanggal	Prediksi Omset Penjualan
2025-01-01	9.858.000
2025-01-02	9.702.873
2025-01-03	9.847.413
2025-01-04	10.285.092
2025-01-05	10.634.144
2025-01-06	10.610.055
2025-01-07	10.390.929
2025-01-08	10.281.166
2025-01-09	10.325.477
2025-01-10	10.494.440
2025-01-11	10.784.683
2025-01-12	10.836.359
2025-01-13	10.749.286
2025-01-14	10.686.779
2025-01-15	10.891.534
2025-01-16	10.981.738
2025-01-17	10.826.778
2025-01-18	10.646.317
2025-01-19	10.382.966
2025-01-20	10.319.830
2025-01-21	10.631.161
2025-01-22	10.952.081
2025-01-23	10.893.277
2025-01-24	10.738.595
2025-01-25	10.619.349
2025-01-26	10.628.362
2025-01-27	10.667.609
2025-01-28	10.589.905
2025-01-29	10.624.635
2025-01-30	10.550.094

Berdasarkan hasil prediksi dan visualisasi tersebut, dapat disimpulkan bahwa model LSTM berhasil mengidentifikasi pola musiman dan fluktuasi yang konsisten, sehingga memberikan hasil peramalan yang relevan untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis.

PENUTUP

Berdasarkan hasil analisis terhadap data historis omset penjualan harian toko “Game PlayStation 4 & 5” di platform Shopee selama periode 1 Januari 2023 hingga 31 Desember 2024, dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut:

1. Model ARIMA(4,1,5) yang diperoleh melalui analisis ACF dan PACF serta diferensiasi satu kali, menunjukkan performa terbaik di antara varian ARIMA dengan nilai $MSE = 1,19833 \times 10^{13}$, $RMSE = 3.461.695$, dan $MAPE = 0,9783$ pada data testing. Model ini cukup baik dalam menangkap pola linier jangka pendek meskipun masih terbatas dalam mengenali fluktuasi nonlinier.
2. Model LSTM_95_ts30, yang dibangun melalui optimasi hiperparameter menggunakan Bayesian Optimization berbasis algoritma Tree-structured Parzen

Estimator (TPE), memberikan akurasi relatif tertinggi dengan MAPE = 0,2079, meskipun nilai MSE = $5,99894 \times 10^{12}$ masih lebih besar dibanding ARIMA(4,1,5). Model ini terbukti unggul dalam mengidentifikasi pola nonlinier dan fluktuasi jangka panjang, serta menghasilkan prediksi yang lebih stabil terhadap variasi data aktual.

3. Hasil peramalan untuk periode 1–30 Januari 2025 menggunakan model LSTM_95_ts30 menunjukkan pola yang konsisten dengan tren historis, dengan kisaran omset harian sekitar Rp9,7 juta–Rp10,9 juta, di mana nilai tertinggi diprediksi terjadi pada 16 Januari dan terendah pada 1 Januari 2025.
4. Penelitian ini memiliki keterbatasan karena periode data yang digunakan hanya mencakup tahun 2023–2024, sehingga hasil peramalan masih terbatas pada pola jangka pendek. Disarankan agar penelitian selanjutnya menggunakan rentang data yang lebih panjang agar tren jangka panjang dapat teridentifikasi dengan lebih baik.
5. Penelitian mendatang juga dapat mengembangkan pendekatan hibrida ARIMA-LSTM untuk menggabungkan keunggulan model linier dalam menangkap pola jangka pendek dengan kemampuan model deep learning dalam mempelajari fluktuasi nonlinier yang kompleks, sehingga diharapkan menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan adaptif terhadap dinamika penjualan *e-commerce*.

UCAPAN TERIMAKASIH

Terima kasih yang sebesar-besarnya kepada almarhumah Sri Sutanti dan almarhum Haryanto, orang tua tercinta, atas segala cinta, doa, serta dukungan moral maupun material yang tiada henti. Segala pengorbanan dan kasih sayang yang telah diberikan menjadi sumber kekuatan utama dalam perjalanan ini. Ucapan terima kasih yang tulus juga penulis sampaikan kepada Wulan, seseorang yang selalu hadir memberikan semangat dan ketulusan di setiap langkah, terima kasih atas segalanya. Penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Bapak Walid, selaku dosen pembimbing, yang telah dengan sabar membimbing dan membantu penulis dalam menyelesaikan artikel ini. Penulis juga menyampaikan apresiasi kepada Jurusan Matematika, Universitas Negeri Semarang, yang telah memberikan dukungan, bimbingan, serta fasilitas selama proses penelitian dan penulisan artikel ini. Tak lupa, penulis berterima kasih kepada seluruh pihak yang turut membantu, baik secara langsung maupun tidak langsung, yang tidak dapat disebutkan satu per satu. Semoga segala bentuk bantuan dan kebaikan yang telah diberikan mendapat balasan yang setimpal dari Tuhan Yang Maha Esa.

REFERENSI

- Ardiansyah, B., Daniati, E., & Harini, D. (2024). *SISTEM INFORMASI PENJUALAN PLAY STATION Abstraksi*. *Keywords : Pendahuluan Tinjauan Pustaka*. 6(1).
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time series analysis: forecasting and control*. John Wiley & Sons.
- Chopra, S., & Meindl, P. (2016). Supply Chain Management: Global Edition. In *Supply Chain Management: Global Edition*.
- Imron, M., Khaulasari, H., SNM, D. A., Inayah, J., & S, E. E. (2023). Comparison of Forecasting Rice Production in Magelang City Using Double Exponential Smoothing and Autoregressive Integrated Moving Average (Arima). *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, 17(3), 1533–1542.
<https://doi.org/10.30598/barekengvol17iss3pp1533-1542>
- Inc., S. I. (1999). The ARIMA Procedure. *SAS/ETS User's Guide, Version 8*, 191–299.
- Ping, H., Li, Z., Shen, X., & Sun, H. (2024). Optimization of Vegetable Restocking and

- Pricing Strategies for Innovating Supermarket Operations Utilizing a Combination of ARIMA, LSTM, and FP-Growth Algorithms. *Mathematics*, 12(7).
<https://doi.org/10.3390/math12071054>
- Pliszczuk, D., Lesiak, P., Zuk, K., & Cieplak, T. (2021). Forecasting Sales in the Supply Chain Based on the LSTM Network: The Case of Furniture Industry. *European Research Studies Journal*, XXIV(Special Issue 2), 627–636.
<https://doi.org/10.35808/ersj/2291>
- Santosa, R. G., Chrismanto, A. R., Raharjo, W. S., & Lukito, Y. (2024). LQ45 Stock Price Forecasting: A Comparison Study of Arima(p,d,q) and Holt-Winter Method. *International Journal of Information Technology and Computer Science Applications*, 2(2), 115–129. <https://doi.org/10.58776/ijitcsa.v2i2.150>
- Sari, dkk. 2018. (2018). Analisis Dampak Bermain Playstation Terhadap Prestasi Belajar Anak SD Kelas 4-6 Di SDN Landungsari 01 Kecamatan Dau Kabupaten Malang. *Nursing News*, 3(3), 459–467.
- Sutibi, F., & Lumban Batu, R. (2022). Pengaruh Kualitas Produk dan Citra Merek Terhadap Minat Beli Sonny Playstation. *Management Insight: Jurnal Ilmiah Manajemen ISSN*, 17(2), 256–273. <https://doi.org/10.33369/insight.17.2.256-273>
- Vavliakis, K. N., Siallis, A., & Symeonidis, A. L. (2021). Optimizing Sales Forecasting in e-Commerce with ARIMA and LSTM Models. *International Conference on Web Information Systems and Technologies, WEBIST - Proceedings*, 2021-Octob(Webist), 299–306.
<https://doi.org/10.5220/0010659500003058>
- Zhang, J., Zeng, Y., & Starly, B. (2021). Recurrent neural networks with long term temporal dependencies in machine tool wear diagnosis and prognosis. *SN Applied Sciences*, 3(4), 1–13. <https://doi.org/10.1007/s42452-021-04427-5>