

FORECASTING HARGA DAGING AYAM RAS MENGUNAKAN ALGORITMA *LONG SHORT-TERM MEMORY* (LSTM) DAN SARIMA DI JAWA TIMUR

Dwi Septiajayanti¹, Freya Enggrayni², Yuana Istiqomah Dwi K³, Eko Hardiyanto⁴

1, 2, 3) Sistem Informasi, Ilmu Komputer, UPN "Veteran" Jawa Timur, Indonesia

4) Badan Pusat Statistik Jawa Timur, Indonesia

Article Info

Article history:

Received: 07 November 2025

Revised: 25 November 2025

Accepted: 08 Desember 2025

ABSTRACT

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga daging ayam ras di Provinsi Jawa Timur sebagai upaya mendukung ketahanan pangan dan perumusan kebijakan yang responsif terhadap kebutuhan masyarakat. Data historis harga harian daging ayam ras periode Januari 2022 hingga Juli 2025 dikumpulkan melalui *web scrapping* dari situs Siskaperbapo. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, pembersihan dan normalisasi menggunakan *Z-Score*, analisis eksploratif, pemodelan menggunakan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM), evaluasi model dengan metrik *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), serta implementasi forecasting. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SARIMA(0,0,2)(0,1,1,12) menghasilkan nilai RMSE sebesar 1.521 dan MAPE 38,6%, sedangkan model LSTM memberikan performa lebih baik dengan RMSE 0.082 dan MAPE 20,31%. LSTM mampu menangkap pola data dengan baik dan lebih akurat dibanding SARIMA, meskipun terdapat deviasi pada periode penurunan harga yang tajam. Penelitian ini masih memiliki keterbatasan karena tidak memasukkan variabel eksogen dan belum membahas konteks eksternal yang memengaruhi fluktuasi harga. Sehingga Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan pendekatan hibrida untuk meningkatkan akurasi peramalan jangka panjang.

Kata Kunci: SARIMA, LSTM, Peramalan, Time Series, Machine Learning.

Abstract

This study aims to predict the price of broiler chicken meat in East Java Province as an effort to support food security and formulate policies that are responsive to community needs. Historical data on the daily price of broiler chicken meat from January 2022 to July 2025 was collected through web scraping from the Siskaperbapo website. The research stages included data collection, cleaning and normalization using *Z-Score*, exploratory analysis, modeling using the *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) and *Long Short-Term Memory* (LSTM) methods, model evaluation with *Root Mean Squared Error* (RMSE) and *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) metrics, and forecasting implementation. The results show that the SARIMA(0,0,2)(0,1,1,12) model produces an RMSE value of 1.521 and a MAPE of 38.6%, while the LSTM model performs better with an RMSE of 0.082 and a MAPE of 20.31%. LSTM was able to capture data patterns well and was more accurate than SARIMA, despite deviations during periods of sharp price declines. This study still has limitations because it does not include exogenous variables and does not discuss the external context that affects price fluctuations. Therefore, further research can develop a hybrid approach to improve the accuracy of long-term forecasting.

Keywords: SARIMA, LSTM, Forecasting, Time Series, Machine Learning.

Djtechno: Jurnal Teknologi Informasi oleh Universitas Dharmawangsa Artikel ini bersifat open access yang didistribusikan di bawah syarat dan ketentuan dengan Lisensi Internasional Creative Commons Attribution NonCommercial ShareAlike 4.0 ([CC-BY-NC-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)).



Corresponding Author:

E-mail : dwijjayanti85@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara terbesar dalam hal konsumsi daging ayam. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS), konsumsi daging ayam per kapita di Indonesia pada tahun 2023 adalah sekitar 7,46 kg per tahun untuk konsumsi rumah tangga dan konsumsi non-rumah tangga mencapai sekitar 12,58 kg per kapita per tahun. Pada tahun 2024, konsumsi daging ayam per kapita sekitar 11,41 kg per tahun [1]. Angka ini merupakan peningkatan signifikan dibandingkan dengan tahun-tahun sebelumnya, hal ini menunjukkan bahwa daging ayam telah menjadi sumber protein utama bagi masyarakat.

Dalam mencapai ketahanan pangan, stabilitas harga daging ayam sangat penting. Fluktuasi harga daging ayam yang mencapai 20% dalam beberapa periode berdampak langsung pada aksesibilitas bagi kelompok masyarakat berpendapatan rendah [2]. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa faktor yang mempengaruhi harga daging ayam antara lain adalah perubahan permintaan musiman, kebijakan pemerintah, dan kondisi sosial ekonomi.

Sebagai salah satu provinsi dengan populasi terbesar di Indonesia, Jawa Timur berperan penting dalam sektor pangan, terutama dalam penyediaan daging ayam ras [3]. Menurut Badan Pusat Statistik (BPS) menyatakan bahwa tahun 2024, produksi daging ayam ras di Jawa Timur mencapai sekitar 600 ribu ton, menjadikannya sebagai salah satu penyumbang utama bagi kebutuhan protein masyarakat [4].

Dalam menghadapi tantangan fluktuasi harga terutama daging ayam ras, pemodelan dan peramalan harga menjadi sangat relevan. Meramalkan harga di masa depan tidak hanya bermanfaat bagi konsumen dalam pengambilan keputusan, tetapi juga bagi produsen dan pemerintah untuk merumuskan kebijakan yang efektif [5]. Proses implementasi peramalan ada beberapa pendekatan baik pendekatan statistik maupun pendekatan *machine learning*. Salah satu algoritma yang banyak dibahas dalam literatur adalah *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM). Keduanya memiliki pendekatan yang berbeda dalam menangkap pola data temporal, di mana SARIMA menangani komponen musiman dan tren, sementara LSTM dirancang untuk mengenali pola jangka panjang dalam data [6].

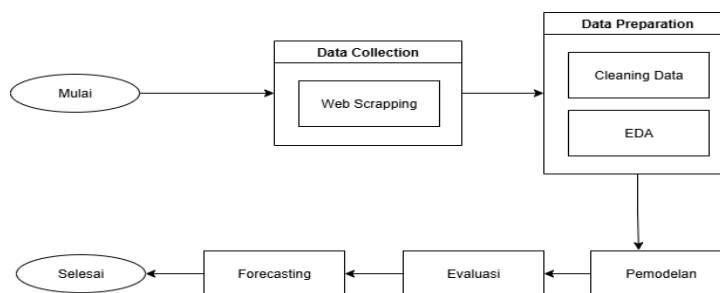
Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga daging ayam ras sehingga dapat memberikan kontribusi dalam upaya penguatan ketahanan pangan dan

perumusan kebijakan yang lebih responsif terhadap kebutuhan masyarakat. Melalui pemanfaatan data historis yang terdapat dalam Siskaperbapo. Hasil penelitian ini diharapkan tidak hanya memberikan gambaran yang akurat mengenai tren harga daging ayam ras tetapi juga memberikan rekomendasi bagi stakeholder dalam mengelola fluktuasi harga dan meningkatkan aksesibilitas daging ayam bagi masyarakat.

2. METODE PENELITIAN

Metode yang diterapkan dalam penelitian ini didasarkan pada beberapa tahapan, yang meliputi pengumpulan data (*data collection*) yang mencakup data harga pangan daging ayam ras di Provinsi Jawa Timur dari Januari 2022 - Juli 2025 dengan keseluruhan 42 Bulan. Penelitian sebelumnya menunjukkan keefektifan model LSTM dan SARIMA dalam peramalan *time series* di berbagai bidang [7]. Penelitian sebelumnya menemukan bahwa LSTM mampu mencapai akurasi yang lebih tinggi (97,01%) dibandingkan dengan ARIMA (93,84%) dan SARIMA (94,378%) dalam peramalan keuntungan finansial [8]. Studi lain membandingkan SARIMA dan LSTM menggunakan data ritel selama lebih dari 37 bulan menunjukkan bahwa LSTM berkinerja lebih baik pada produk dengan permintaan stabil, sedangkan SARIMA lebih unggul dalam menangkap pola musiman dan secara signifikan mengungguli keduanya ketika faktor eksternal seperti promosi turut dipertimbangkan [8].

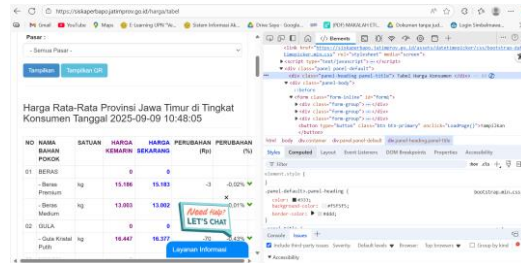
Penelitian lain juga menerapkan SARIMA, FbProphet, dan GluonTS untuk peramalan populasi unggas, dengan hasil bahwa SARIMA memberikan peramalan 24 bulan paling akurat [9]. Selain itu, penelitian terdahulu menekankan bahwa penggunaan dataset pelatihan yang lebih panjang dapat mempertahankan karakteristik statistik dengan lebih baik dalam peramalan harga pertanian menggunakan LSTM [10]. Secara keseluruhan, penelitian-penelitian tersebut menyarankan bahwa dataset historis 42 bulan sudah memadai untuk proses pelatihan. Alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Metode Penelitian

2.1. Data Collection

Pengumpulan data atau *data collection* dilakukan dengan menerapkan teknik web scraping pada situs Siskaperbapo (Jawa Timur) <https://siskaperbapo.jatimprov.go.id/> untuk memperoleh catatan harga *historis* harian daging ayam ras.



Gambar 2. Web Scrapping Situs Siskaperbapo

Web scraping adalah proses otomatisasi untuk mengumpulkan data dari sebuah situs web dengan memanfaatkan kode program tertentu [11]. Metode ini memungkinkan pengambilan data secara otomatis dan terstruktur yang sesuai untuk analisis deret waktu [12]. Data kemudian dikompilasi dalam format terstruktur (CSV atau Excel), memudahkan proses analisis lanjutan dan memastikan kesinambungan data yang akurat.

	tanggal	komoditas	harga
0	01/01/2022	Daging Ayam Ras	35188
1	02/01/2022	Daging Ayam Ras	35286
2	03/01/2022	Daging Ayam Ras	35270
3	04/01/2022	Daging Ayam Ras	35207
4	05/01/2022	Daging Ayam Ras	35093
...
1303	27/07/2025	Daging Ayam Ras	31536
1304	28/07/2025	Daging Ayam Ras	31515
1305	29/07/2025	Daging Ayam Ras	31487
1306	30/07/2025	Daging Ayam Ras	31546
1307	31/07/2025	Daging Ayam Ras	31547

1308 rows x 3 columns

Gambar 3. Data Harga Daging Ayam Ras

Pada Gambar 3. hasil scraping memiliki 1038 baris data yang berhasil di dapatkan. Atribut yang digunakan yaitu tanggal, komoditas (nama komoditas terutama daging ayam ras), dan harga.

2.2. Data Preparation

Tahap data preparation dilakukan agar data yang diperoleh siap digunakan dalam proses pemodelan. Pertama dilakukan data cleaning untuk menghapus duplikasi, memperbaiki missing values, serta menyaring anomali harga agar data benar-benar merepresentasikan kondisi pasar [13]. Selanjutnya data ditransformasi ke format deret waktu yang seragam,

kemudian dinormalisasi menggunakan metode Z-Score. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa teknik ini mampu mengurangi bias antar fitur, mempercepat proses pembelajaran pada Neural Network Backpropagation, serta menghasilkan galat prediksi yang kecil [14].

$$Z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

Keterangan :

Z = Z-score

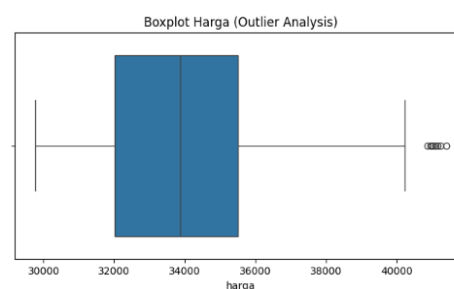
x = data aktual

μ = rata-rata (mean) dari data

σ : standar deviasi dari data

Z-score menghitung seberapa jauh suatu data (x) dari nilai rata-rata (μ) dalam satuan standar deviasi (σ). Transformasi ini membuat data terpusat pada mean nol dengan standar deviasi satu sehingga setiap fitur berada pada skala yang seragam. Setelah itu dilakukan Exploratory Data Analysis (EDA) secara signifikan meningkatkan akurasi peramalan deret waktu untuk indikator ekonomi melalui berbagai mekanisme. EDA memberikan pemahaman yang lebih baik tentang struktur dataset dan menghilangkan kesalahan yang jelas yang dapat mengganggu kinerja model (Qu & Agbor, 2023). EDA mengidentifikasi pola-pola penting seperti tren, musiman, dan autokorelasi sambil menangani ketidakteraturan data seperti nilai yang hilang dan outlier [15]. Integrasi EDA dengan pendekatan machine learning menunjukkan peningkatan signifikan dalam akurasi peramalan.

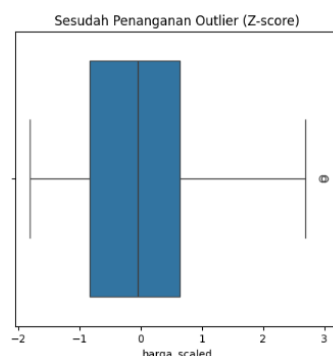
Pada tahap ini peneliti mengidentifikasi outlier serta mengetahui pola pergerakan data. Tahap ini penting untuk memberikan gambaran menyeluruh terhadap data sebelum masuk ke proses pemodelan [16].



Gambar 4. Grafik Outlier Analysis

Setelah menganalisis outlier pada Gambar 4. Secara keseluruhan, harga Daging Ayam Ras menunjukkan relatif stabil dengan pusat sebaran di sekitar 34 ribu. Rentang data (antara kuartil bawah dan atas) antara 32–36 ribu, sedangkan batas kewajaran

sekitar 30 ribu hingga mendekati 40 ribu. Outlier hanya muncul di sisi kanan, sekitar 41 ribu yang condong kekanan dimana terdapat lonjakan harga.



Gambar 5. Grafik Outlier dengan Z-score

Setelah penanganan outlier dengan pendekatan Z-score, seluruh nilai harga ditransformasikan ke skala baku dengan rata-rata 0 dan simpangan baku 1, sehingga pola distribusi tetap sama tetapi sumbu nilai berubah ke satuan z. Pada Gambar 5 terlihat bahwa titik ekstrim yang sebelumnya berada di sekitar 41 ribu kini muncul sebagai observasi dengan nilai z yang tinggi 3 di sisi kanan, sementara tidak tampak outlier di sisi kiri. Hal ini menunjukkan bahwa normalisasi tidak menghapus outlier, melainkan menstandarkan skala dan memudahkan penandaan outlier secara objektif menggunakan ambang $|z| > 3$. Dalam penelitian ini, tidak langsung dihapus karena berpotensi merepresentasikan lonjakan musiman atau kejadian pasar, observasi tersebut dipertahankan dan ditandai sebagai kejadian ekstrem.

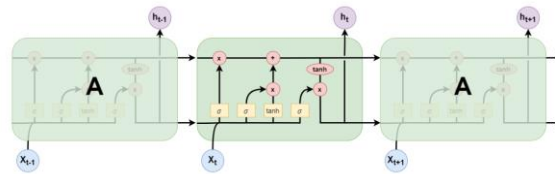


Gambar 6. Pola Pergerakan Data

Pada Gambar 6. Pola harga bergerak dalam rentang sekitar 32–35 ribu dengan fluktuasi musiman yang konsisten tiap tahun. Puncak harga cenderung muncul pada awal-pertengahan tahun (sekitar Maret–Mei), dengan lonjakan besar pada 2022 dan 2024

hingga mendekati atau melampaui 40 ribu—kemungkinan terkait periode Ramadhan atau Lebaran atau hari besar lainnya.

2.3. Model LSTM



Gambar 7. Arsitektur Model LSTM

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang termasuk dalam keluarga *Recurrent Neural Network* (RNN), dirancang khusus untuk mengatasi masalah vanishing gradient yang sering terjadi pada RNN konvensional. LSTM memiliki struktur berupa cell state dan gates (input gate, forget gate, dan output gate) yang memungkinkan model untuk menyimpan, memperbarui, serta menghapus informasi sesuai kebutuhan. Mekanisme ini membuat LSTM sangat efektif dalam mengenali pola jangka panjang maupun jangka pendek pada data deret waktu, sehingga cocok digunakan untuk memprediksi data harga komoditas yang cenderung fluktuatif [17].

2.4. Model SARIMA

Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) merupakan pengembangan dari model ARIMA yang digunakan untuk peramalan *time series*. SARIMA bekerja dengan mengkombinasikan unsur *autoregressive* (AR), differencing untuk membuat data menjadi stasioner (I), dan *moving average* (MA), yang kemudian ditambahkan komponen musiman sehingga mampu menangkap variasi musiman dalam data. SARIMA menjadi salah satu pendekatan yang banyak digunakan karena dapat menghasilkan model prediktif yang lebih akurat dalam konteks data berkala yang menunjukkan pola musiman [18].

2.5. Evaluasi

Evaluasi model dilakukan untuk menilai ketepatan hasil prediksi dengan membandingkan data aktual dan data hasil peramalan. Pada penelitian ini digunakan dua metrik utama, yaitu Root Mean Squared Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). RMSE dipilih karena mampu mengukur rata-rata besar deviasi kuadrat antara nilai prediksi dan nilai aktual, sehingga memberikan gambaran mengenai seberapa besar kesalahan absolut yang terjadi pada model. Sementara itu, MAPE

digunakan untuk menyatakan tingkat kesalahan dalam bentuk persentase, sehingga lebih mudah diinterpretasikan [16].

2.6. Forecasting

Forecasting atau peramalan merupakan suatu proses memperkirakan atau memprediksi kejadian yang akan datang berdasarkan data historis. Peramalan dilakukan untuk membantu pengambilan keputusan perencanaan jangka pendek, menengah, maupun panjang. Forecasting adalah prediksi untuk melihat potensi kejadian di masa depan yang digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan, Proses ini berfungsi langkah awal untuk mengantisipasi perubahan kondisi dengan menganalisis data terdahulu, sehingga hasil yang diperoleh dapat mendekati kondisi nyata apabila metode peramalan yang dipilih sesuai [19].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pemodelan SARIMA

Penelitian sebelumnya menunjukkan keefektifan model SARIMA dalam peramalan deret waktu musiman, sementara penelitian lain yang menggunakan SARIMA dengan melibatkan variabel eksogen yang tidak diterapkan dalam studi ini. Pada penelitian ini model yang digunakan hanya data historis harga (univariat).

3.1.1 Uji Stationer

Uji stasioner digunakan untuk menentukan data pendapatan penjualan yang bersifat stasioner, yaitu apakah statistik data seperti rata-rata dan variansnya tetap konstan sepanjang waktu. Dalam proses ini, dilakukan dua jenis uji stasioner utama, yaitu uji Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) dan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF).

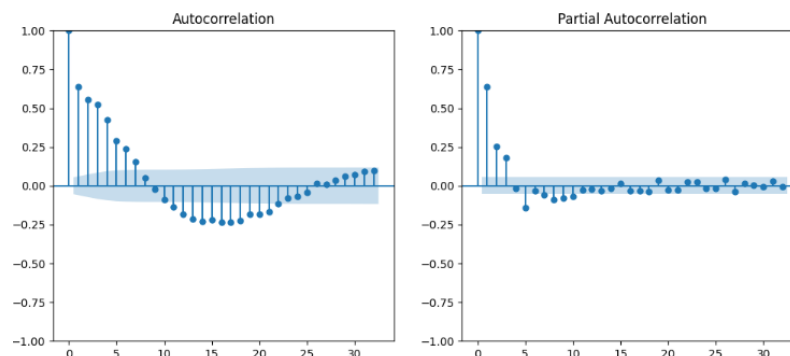
Tabel 1. Uji Stationer Data

Uji	p-value	Keputusan	Kesimpulan
KPPS	0,1000	Tolak H0	Stationer
ADF	0,0065	Tolak H0	Stationer

Berdasarkan hasil uji pada Tabel 1. *dataset* dinyatakan lolos uji KPPS dan ADF yang menunjukkan bahwa data tidak memiliki akar unit. Sehingga dapat dianggap stasioner.

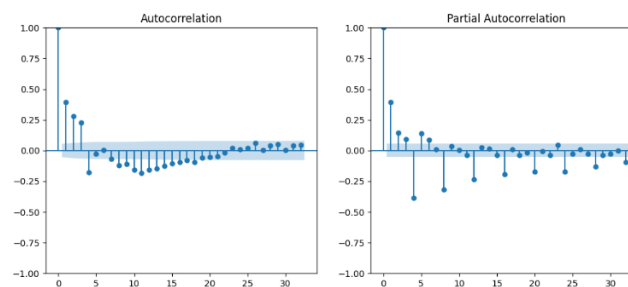
3.1.2 Analisis ACF dan PACF

Selanjutnya setelah melakukan uji stasioner data, maka akan dilakukan analisis terhadap lag ACF dan PACF. Analisis ACF dan PACF merupakan alat dasar untuk mengidentifikasi model *time series* yang sesuai dengan mengungkap struktur korelasi serial pada berbagai *lag* waktu. Fungsi ini membantu menentukan urutan komponen *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA) dalam model SARIMA [20].



Gambar 8. ACF dan PACF sebelum differencing

Berdasarkan Gambar 8, terlihat bahwa plot ACF menunjukkan pola *decay* secara perlahan (penurunan bertahap), yang menandakan bahwa data mengandung komponen *autoregressive* (AR) yang dominan. Hal ini menunjukkan bahwa penurunan lambat pada ACF menandakan data mengandung tren dan memerlukan proses *differencing*. Pada PACF sebelum *differencing*, nilai signifikan masih terlihat hingga *lag* 2, kemudian mengalami *cutoff*. Pola ini mengindikasikan keberadaan proses *autoregressive*.



Gambar 9. ACF dan PACF sesudah differencing

Setelah dilakukan proses *differencing* pada Gambar 9, plot ACF mengalami perubahan signifikan. ACF menunjukkan adanya *cutoff* pada *lag* pertama, yang mengindikasikan keberadaan komponen MA. Sementara itu, PACF setelah *differencing* juga menunjukkan *cutoff* pada *lag* pertama, yang mengindikasikan keberadaan komponen AR. Hasil ini mengonfirmasi bahwa data memiliki nilai orde yang mungkin sesuai adalah $p = 1, q = 1$.

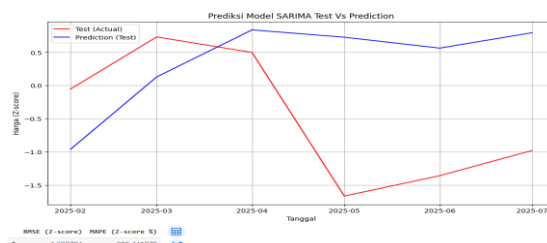
3.1.3 Evaluasi model SARIMA

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan metode *searching grid* yang membandingkan *Akaike's Information Criterion* (AIC), dan RMSE. Model dengan nilai AIC dan RMSE terkecil dianggap sebagai model yang paling baik untuk menggambarkan data dan menghasilkan peramalan yang optimal. Hasil perbandingan kinerja model dapat dilihat pada Gambar 10.

	order	seasonal_order	AIC	RMSE
0	(0, 0, 2)	(0, 1, 1, 12)	24.225517	1.410245
1	(1, 0, 2)	(0, 1, 1, 12)	24.393201	1.503116
2	(0, 1, 2)	(1, 1, 1, 12)	24.534376	1.925111
3	(0, 0, 2)	(1, 1, 1, 12)	25.650570	1.926710
4	(1, 1, 2)	(1, 1, 1, 12)	26.474065	1.882601

Gambar 10. Hasil Perbandingan Kinerja Model SARIMA

Model SARIMA(0,0,2)(0,1,1,12) dipilih sebagai model optimal karena memiliki AIC terendah (24.225517) dan RMSE 1.410245. Model lain seperti SARIMA(1,0,2)(0,1,1,12) masih cukup baik, namun lebih tinggi AIC-nya, sedangkan model yang lebih kompleks justru kurang akurat.



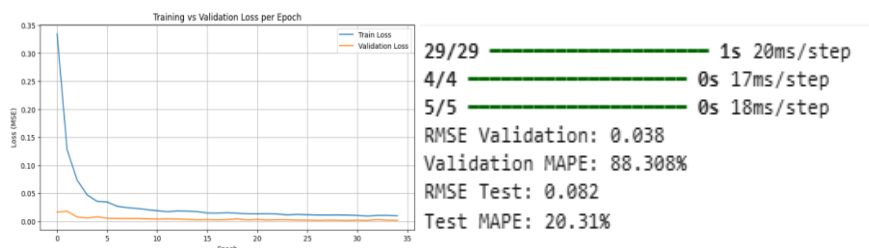
Gambar 11. Grafik Prediksi Model SARIMA Aktual dan Test

Model SARIMA(0,0,2)(0,1,1,12) cukup baik mengikuti pola aktual pada awal periode (Feb–Apr 2025), namun menurun signifikan pada Mei–Juli 2025. Nilai RMSE 1.521 menunjukkan kesalahan absolut kecil, tetapi MAPE 38.6% menandakan deviasi relatif besar.

3.2 Hasil Pemodelan LSTM

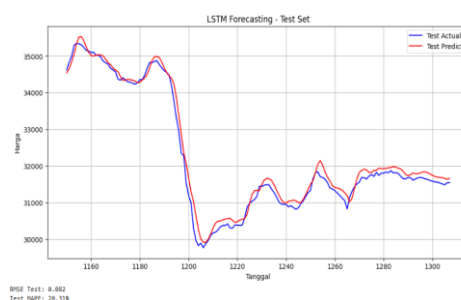
Model LSTM dibuat menggunakan python dengan bantuan dari *library tensorflow*. Model ini otomatis di bangun dalam pemrograman. Pada penelitian ini, peneliti menggunakan train data 80% , validasi 8 %, dan sisanya test. Test digunakan setelah model selesai dilatih dan divalidasi.

3.2.1 Evaluasi model LSTM



Gambar 13. Hasil Evaluasi Model LSTM

Kinerja model dianalisis melalui grafik training loss dan validation loss, di mana training loss awalnya tinggi (0,28 MSE) lalu turun hingga stabil mendekati 0,01 MSE setelah 10 epoch, sedangkan validation loss sejak awal rendah (0,015–0,02 MSE) dan stabil hingga epoch ke-32, menunjukkan tidak terjadi overfitting. Evaluasi selanjutnya menghasilkan RMSE 0,049 dan MAPE 3,203% pada data validasi serta RMSE 0,018 dan MAPE 1,43% pada data uji, sehingga dapat disimpulkan model memiliki performa prediksi yang baik dan mampu melakukan generalisasi dengan baik.



Gambar 14. Grafik Prediksi Model LSTM Aktual dan Test

Gambar 14 tersebut menunjukkan hasil prediksi harga menggunakan model LSTM pada data test set, di mana garis biru merepresentasikan harga aktual dan garis merah adalah hasil prediksi. Secara umum, model LSTM mampu mengikuti pola pergerakan harga dengan baik, meskipun terdapat beberapa deviasi terutama saat terjadi penurunan tajam. Nilai RMSE sebesar 0.082 dan MAPE sebesar 20.31% menunjukkan bahwa tingkat kesalahan prediksi masih cukup moderat, namun model sudah dapat menangkap tren utama dari data dengan cukup akurat.

3.3 Uji Model Terbaik

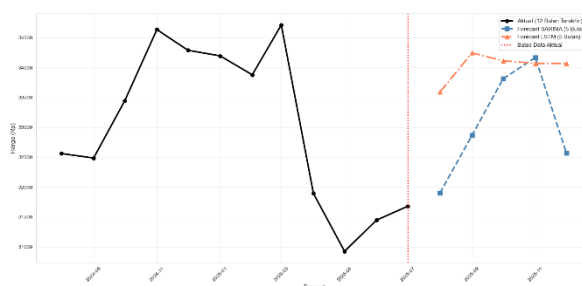
Tabel 2. Perbandingan Uji RMSE dan MAPE

Metrik	SARIMA	LSTM
RMSE	1.521	0.082

MAPE	38.6%	20.31%
-------------	--------------	---------------

Tabel 2 menunjukkan bahwa LSTM lebih unggul dibandingkan SARIMA karena memiliki nilai RMSE yang lebih kecil, yaitu 0.082 dan 1.521, serta nilai MAPE yang lebih rendah, yaitu 20.31% dan 38.6% secara berurutan. Dari kedua keunggulan tersebut nilai prediksi LSTM lebih baik dibanding SARIMA.

3.4 Perbandingan Forecasting LSTM dan SARIMA



Gambar 16. Perbandingan Forecasting 5 bulan Kedepan

Hasil visualisasi perbandingan forecasting menunjukkan bahwa SARIMA menghasilkan prediksi yang lebih fluktuatif dan cenderung turun tajam, terutama pada akhir periode peramalan, sehingga kurang mampu mempertahankan pola kenaikan harga yang terlihat pada data aktual. Sebaliknya, LSTM memberikan prediksi yang lebih stabil dan mendekati tren historis, sehingga garis proyeksi terlihat lebih rapi dan konsisten. Pada lima bulan ke depan, LSTM memprediksi harga tetap berada pada kisaran yang realistis, sedangkan SARIMA menunjukkan penurunan signifikan yang tidak selaras dengan pola sebelumnya.

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil di atas yang membandingkan kedua metode SARIMA dan LSTM dapat disimpulkan jika melalui metrik RMSE dan MAPE menjelaskan bahwa LSTM lebih unggul dibandingkan SARIMA karena angka yang dihasilkan lebih kecil. Penelitian ini masih memiliki keterbatasan karena tidak memasukkan variabel eksogen dan belum membahas konteks eksternal yang memengaruhi fluktuasi harga. Untuk meningkatkan akurasi dan sensitivitas model pada penelitian berikutnya, disarankan untuk menambahkan variabel eksternal serta menguji pendekatan model lain seperti model hybrid forecasting.

REFERENCE

- [1] Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian, “*Outlook Komoditas Peternakan: Daging Ayam Ras Pedaging 2024*”. Jakarta: Sekretariat Jenderal Kementerian Pertanian, 2024. ISSN: 1907-1507.
- [2] Wisodewo, M. D., Rosyid, H. A., & Taufani, A. R., “Forecasting chicken meat and egg in Indonesia using ARIMA and SARIMA”. *Jurnal Informatika*, vol. 16, no. 1, hal. 8, 2022. doi: 10.26555/jifo.v16i1.a25416.
- [3] Abdirahman, F., Tide, V. V., Amalina, K. N., Nadvira, T., & Firman, A., “Peran Subsektor Peternakan dalam Perekonomian Jawa Timur”. *Mimbar Agribisnis*, vol. 11, no. 1, pp. 799–804, 2025, doi: 10.25157/ma.v11i1.16479.
- [4] Fauziah & Hogeveen, “Predicting chicken-meat purchasing behaviour in traditional and modern markets in West Java, Indonesia”. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2024. Doi: 10.1088/1755-1315/1377/1/012029.
- [5] Fitrimawati, F., Nurhayati, N., Indrayani, I., & Qamara, C., “The analysis of broiler price fluctuations in indonesia”. *Jurnal Ilmiah Peternakan Terpadu*, 12(1), 23, 2024. Doi: 10.23960/jipt.v12i1.p23-35.
- [6] Hakim, I., Sanglise, M., & Suhendra, C., “Analisis peramalan harga telur ayam ras dengan menggunakan metode sarima”. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 8(2), 966, 2024. Doi: 10.30865/mib.v8i2.7610.
- [7] Sirisha, U.M., Belavagi, M.C., & Attigeri, G.V., “Profit Prediction Using ARIMA, SARIMA and LSTM Models in Time Series Forecasting: A Comparison”. *IEEE Acces*, 10, 124715-124727, 2022. Doi: 10.1109/ACCESS.2022.3224938.
- [8] Falatouri, T. N., Darbanian, F., Brandtner, P., & Udokwu, C., “Predictive Analytics for Demand Forecasting – A Comparison of SARIMA and LSTM in Retail SCM”. *IEEE International Symposium on Multimedia (ISM)*, pp. 1–6. 2021. doi: 10.1109/ISM52913.2021.00010.
- [9] Kulyk, A. B., Fokina-Mezentseva, K., Saiun, A., & Saiun, D., “Forecasting the Development of Poultry Farming Based on Time Series”. *Agricultural and Resource Economics: International Scientific E-Journal*, vol. 11, no. 1, 2025. Doi:10.22004/ag.econ.364301.
- [10] Kurumatani, K., “Time series forecasting of agricultural product prices based on recurrent neural networks and its evaluation method”. *SN Applied Sciences*, vol. 2, art. no. 1434, 2020, doi:10.1007/s42452-020-03225-9.
- [11] Afrianti, N. F. R., Badawi, A., & Muslim, “Web Scraping Senyawa Herbal di Indonesia Menggunakan Selenium Python”. *Journal of Science and Social Research*, vol. 7, no. 4, pp. 1362–1366, Nov. 2024, doi:10.54314/jssr.v7i4.2236.
- [12] Putra, A. P. R., & Syamsudin, N. F., “Implementasi Web Scraping untuk Pengumpulan Data pada Laman Facebook Pemerintah Provinsi NTB”. *Jurnal Sistem Informasi dan Ilmu Informasi (JSII)*, vol. 6, no. 1, pp. 45-53, 2024, doi:10.47080/simika.v7i1.3200.
- [13] Suhadi, E., “Analisis Sentimen Aplikasi Bisa Ekspor pada Ulasan Pengguna di Google Play dengan Naïve Bayes”. *JIKA (Jurnal Informatika)*, vol. 9, no. 1, pp. 93-101, Jan. 2025, doi:10.31000/jika.v9i1.12876.
- [14] Syaharuddin, Fatmawati, & Suprajitno, H., “Investigations on Impact of Feature Normalization Techniques for Prediction of Hydro Climatology Data Using Neural Network Backpropagation with Three Layer Hidden”. *International Journal of Sustainable Development and Planning*, vol. 17, no. 7, pp. 2069–2074, Nov. 2022, doi:10.18280/ijstdp.170707.
- [15] Widiastuti, E., Kusanti, J., & Sulistyowati, H., “Enhancing Recurrent Neural Network Efficacy in Online Sales Predictions with Exploratory Data Analysis”. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, vol. 16, no. 2, 2025, doi:10.14569/IJACSA.2025.0160230.
- [16] Triyadi, A., Suwondo, A., Asmarajati, D., Hasanah, N., & Asnawi, M. F., “Prediksi Harga Bawang Merah Kering di Wonosobo Menggunakan Metode Long Short Term Memory”. *STORAGE – Jurnal Ilmiah Teknik dan Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 2, pp. 133–138, May 2024, doi:10.55123/storage.v3i2.3601.
- [17] Widiastuti, E., Kusanti, J., and Sulistyowati, H., “Enhancing Recurrent Neural Network Efficacy in Online Sales Predictions with Exploratory Data Analysis”. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, vol. 16, no. 2, 2025, doi:10.14569/IJACSA.2025.0160230.
- [18] Denashurya, N. I., “Pengembangan Model SARIMA untuk Meramalkan Produksi Tanaman Obat di Indonesia”. *Jurnal Agribisnis Unisi*, vol. 13, no. 2, pp. 146–154, 2024, doi:10.32520/agribisnis.v13i2.3601.
- [19] Reskianto, D., Barata, M. A., & Sahri, S., “Forecasting Metode Single Exponential Smoothing dalam Meramalkan Penjualan Barang”. *Jurnal Informatika Polinema (JIP)*, vol. 9, no. 4, pp. 435–442, 2023, doi:10.33795/jip.v9i4.1405.
- [20] Priyadarshini, E., Preethi, E. S., Vidhya, M., Chakkravarthi, S., & Govindarajan, A., “Modeling and Forecasting Using Auto Regressive Integrated Moving Average”. *AIP Conference Proceedings*, vol. 2516, no. 1, p. 390001, 2022, doi:10.1063/5.0108756.