

Peramalan Harga Ayam Berdasarkan Pola Musiman Menggunakan Long Short-Term Memory

Tengku Syahvina Rival Dini¹, Armansyah²

^{1,2} Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Medan, Indonesia

¹ tengkusyahvina1004@gmail.com, ² armansyah@uinsu.ac.id

<https://doi.org/10.56427/jcbd.v5i2.990>

INFO ARTIKEL

Histori Artikel

Diterima : 3 April 2026

Direvisi : 29 April 2026

Disetujui : 12 Mei 2026

Kata Kunci

LSTM

Peramalan

Harga ayam broiler

Deret waktu

Pola musiman

Keywords

LSTM

Forecasting

Broiler chicken prices

Time series

Seasonal patterns

ABSTRAK

Harga ayam broiler merupakan komoditas pangan yang mengalami fluktuasi signifikan dan memiliki karakteristik pola musiman, sehingga diperlukan metode peramalan yang akurat. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga ayam broiler di Kabupaten Deli Serdang menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM). Data yang digunakan berupa data harga harian periode Januari 2022 hingga Maret 2026 sebanyak 1.551 data. Tahapan penelitian meliputi preprocessing data, pembentukan sequence menggunakan sliding window, pembagian data latih dan data uji, serta pembangunan model LSTM. Analisis time series menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF), Autocorrelation Function (ACF), dan Partial Autocorrelation Function (PACF) dilakukan untuk mengidentifikasi karakteristik data. Evaluasi model menggunakan Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), dan koefisien determinasi (R^2), serta dibandingkan dengan metode baseline regresi linear. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM menghasilkan nilai MAPE sebesar 1,6180% dan MAE sebesar Rp507,68, sedangkan metode baseline menghasilkan MAPE sebesar 1,4083% dan MAE sebesar Rp455,90. Namun, model LSTM memperoleh nilai RMSE sebesar Rp946,43 yang sedikit lebih rendah dibandingkan baseline sebesar Rp947,43 serta nilai R^2 sebesar 0,8842 yang lebih tinggi dibandingkan baseline sebesar 0,8839. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kedua model memiliki performa yang kompetitif dengan keunggulan pada metrik evaluasi yang berbeda. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam penerapan metode LSTM untuk peramalan harga ayam broiler harian di Kabupaten Deli Serdang.

Broiler chicken prices are a food commodity that experience significant fluctuations and exhibit seasonal patterns, thereby requiring accurate forecasting methods. This study aims to predict broiler chicken prices in Deli Serdang Regency using the Long Short-Term Memory (LSTM) method. The dataset consisted of 1,551 daily price records collected from January 2022 to March 2026. The research stages included data preprocessing, sequence generation using a sliding window approach, data splitting into training and testing sets, and LSTM model development. Time series analysis using the Augmented Dickey-Fuller (ADF), Autocorrelation Function (ACF), and Partial Autocorrelation Function (PACF) was conducted to identify the characteristics of the data. Model evaluation was performed using Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), and the coefficient of determination (R^2), and the results were compared with a linear regression baseline model. The findings indicate that the LSTM model achieved a MAPE of 1.6180% and an MAE of IDR 507.68, while the baseline model obtained a MAPE of 1.4083% and an MAE of IDR 455.90. However, the LSTM model produced a slightly lower RMSE of IDR 946.43 compared to the baseline model's IDR 947.43 and a higher R^2 value of 0.8842 compared to 0.8839. These results demonstrate that both models achieved competitive performance with advantages across different evaluation metrics. This study contributes to the application of the LSTM method for daily broiler chicken price forecasting in Deli Serdang Regency.



JCBD is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/).

1. Pendahuluan

Harga daging ayam ras merupakan salah satu komoditas pangan strategis di Indonesia yang mengalami fluktuasi signifikan dalam beberapa tahun terakhir. Data historis menunjukkan bahwa komoditas daging dan telur ayam ras telah mengalami fluktuasi harga yang signifikan dalam beberapa tahun terakhir [1]. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik tahun 2025, harga

ayam broiler di Provinsi Sumatera Utara sempat mencapai Rp42.000/kg pada periode akhir tahun 2024 dan turun hingga Rp29.000/kg pada periode panen berikutnya [2]. Fluktuasi ini dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti pola musiman, permintaan konsumen, distribusi pasokan, serta kebijakan pemerintah, sehingga menimbulkan ketidakpastian bagi pelaku pasar dalam menentukan strategi produksi dan distribusi [3]. Harga ayam termasuk dalam data deret waktu (*time series*), yaitu data yang disusun berdasarkan urutan waktu dan memiliki karakteristik tren, musiman, dan fluktuasi acak [4][5]. Salah satu karakteristik penting adalah pola musiman, yaitu pola yang berulang dalam periode tertentu akibat perubahan permintaan dan pasokan [6], sehingga diperlukan metode peramalan yang mampu menangkap pola berulang tersebut secara akurat.

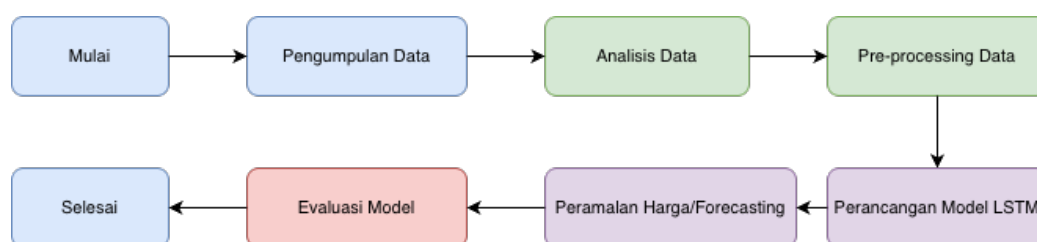
Perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya *deep learning*, memberikan solusi dalam peramalan data deret waktu. *Deep learning* merupakan metode yang mampu mempelajari pola kompleks melalui jaringan saraf tiruan berlapis [7]. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM), yang merupakan pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) dan memiliki kemampuan dalam menangani dependensi jangka panjang melalui mekanisme *memory cell* dan *gate* [8][9]. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa LSTM memiliki performa yang baik dalam memprediksi harga komoditas pangan. Penelitian oleh Mugi dan Adi pada tahun 2022 menunjukkan bahwa LSTM mampu menghasilkan prediksi yang akurat untuk *data time series* dengan nilai RMSE yang rendah, namun belum mempertimbangkan faktor musiman secara spesifik [10][11]. Penelitian lain oleh Ashari dkk pada tahun 2024 menunjukkan peningkatan performa model dengan penambahan faktor eksternal.

Selain itu, LSTM juga terbukti lebih unggul dibandingkan metode lain dalam menangkap pola *non-linear* pada data deret waktu [12]. Selain itu, penelitian oleh Septiajayanti dkk pada tahun 2025 menunjukkan bahwa model LSTM mampu menghasilkan nilai RMSE sebesar 0.082 dan MAPE sebesar 20.31%, yang lebih baik dibandingkan metode SARIMA, sehingga menunjukkan kemampuan LSTM dalam menangkap pola data deret waktu dengan cukup baik [13]. Penelitian internasional oleh Racine Ly, dkk. menunjukkan bahwa LSTM memiliki keunggulan dalam menangkap pola *non-linear* dan dependensi jangka panjang sehingga performa model sangat bergantung pada karakteristik data yang digunakan [14]. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan LSTM mempertimbangkan struktur data secara mendalam, termasuk pola musiman.

Berdasarkan kajian tersebut, penelitian sebelumnya masih memiliki keterbatasan dalam mengintegrasikan analisis pola musiman secara eksplisit ke dalam pemodelan LSTM, serta belum berfokus pada data harga ayam broiler harian pada wilayah spesifik seperti Kabupaten Deli Serdang. Oleh karena itu, penelitian ini berfokus pada pemodelan harga ayam broiler harian di Kabupaten Deli Serdang, Sumatera Utara berbasis LSTM dengan mempertimbangkan pola musiman melalui analisis deret waktu, serta melakukan evaluasi performa model untuk menghasilkan prediksi yang lebih representatif terhadap dinamika harga.

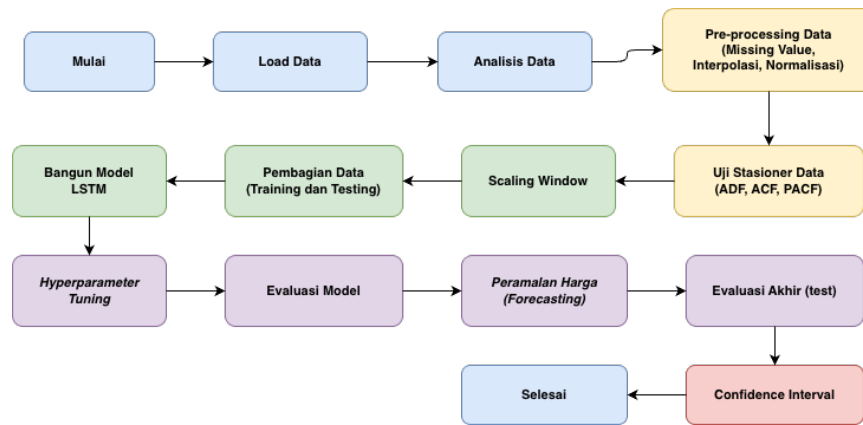
2. Metodologi Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan prediktif yang menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk meramalkan harga ayam boiler harian di Kabupaten Deli Serdang, Provinsi Sumatera Utara. Teori prediktif dalam penelitian kuantitatif berfungsi untuk meramalkan hasil atau fenomena yang akan terjadi di masa depan berdasarkan pola dan hubungan data historis yang ada [15]. Data yang digunakan berupa *data time series* dengan frekuensi harian di rentang waktu Januari 2022 hingga Maret 2026 sebanyak 1.551 data yang diperoleh dari situs resmi hargapangan.sumutprov.go.id dalam format Microsoft Excel.



Gambar 1 Alur Penelitian

Alur penelitian yang dilakukan secara sistematis ditunjukkan pada Gambar 1, yang meliputi tahapan pengumpulan data, analisis data, *pre-processing data*, perancangan model LSTM, peramalan harga (*forecasting*), serta evaluasi model. Tahap pengumpulan data dalam penelitian dimaksudkan untuk memperoleh informasi yang dapat dipercaya [16]. Selanjutnya, tahap analisis data dilakukan untuk memahami dan menggambarkan proses pembentukan data. Tahap *pre-processing data* merupakan proses penting dalam analisis data mining yang bertujuan untuk membersihkan, mengubah format, dan mempersiapkan data agar lebih mudah dan akurat dalam proses analisis [17]. Pada tahap perancangan model, digunakan metode LSTM sebagai model prediksi karena kemampuannya dalam menangkap pola pada *data time series*. Model yang dibangun kemudian digunakan untuk melakukan peramalan harga ayam broiler. Terakhir, tahap evaluasi merupakan proses untuk menilai kinerja model *machine learning* yang telah dibangun pada fase *modeling* [18], menggunakan metrik evaluasi seperti MAPE dan R^2 untuk melihat akurasi modelnya.

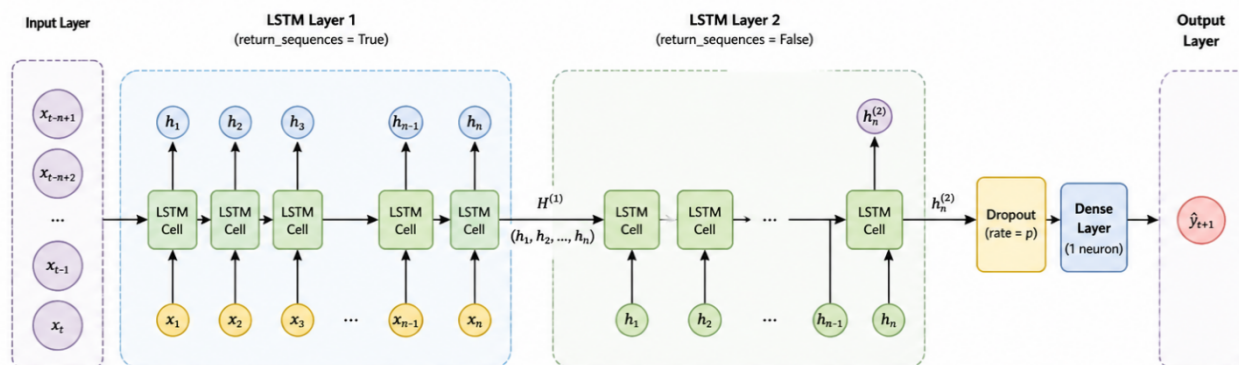


Gambar 2 Alur Peramalan

Tahapan alur peramalan yang dilakukan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 2, yang dimulai dari proses *load data* hingga perhitungan *confidence interval*. Pertama tahap *load data*, dilakukan pengambilan data harga ayam broiler harian dari sumber yang telah ditentukan. Selanjutnya dilakukan analisis statistik deskriptif seperti nilai rata-rata, minimum, maksimum dan karakteristik data. Tahap *pre-processing data* meliputi penanganan *missing value* menggunakan teknik interpolasi serta normalisasi data agar data berada dalam skala yang sesuai untuk proses pemodelan. Setelah itu, dilakukan uji stasioneritas data menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF), serta analisis *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk melihat pola musiman dan hubungan antar waktu.

Selanjutnya, dilakukan proses *scaling window* atau pembentukan data sekuensi menggunakan metode *sliding window*, di mana sejumlah data sebelumnya digunakan sebagai *input* untuk memprediksi data berikutnya. Setelah data dibentuk menjadi *sequence*, selanjutnya tahap pembagian data yaitu proses pembagian dataset menjadi *data training* (80%) dan *data testing* (20%) berdasarkan urutan waktu (*time-series split*) untuk menghindari *data leakage* [19]. Pendekatan ini digunakan sebagai skema validasi karena mempertahankan urutan data. Selain itu, validasi model juga dilakukan selama proses pelatihan dengan memanfaatkan data validasi untuk memantau performa model pada setiap *epoch*. Pendekatan ini digunakan untuk mengamati kestabilan model serta mendeteksi potensi *overfitting* melalui perbandingan nilai *training loss* dan *validation loss*. Proses pelatihan dikontrol menggunakan teknik *Early Stopping* sehingga model berhenti pada kondisi performa terbaik dan mampu menghasilkan generalisasi yang optimal.

Model LSTM dibangun menggunakan arsitektur *stacked LSTM* yang terdiri dari dua layer LSTM. Layer pertama menggunakan parameter *return_sequences=True* untuk menghasilkan urutan *hidden state* yang diteruskan ke layer berikutnya, sedangkan layer kedua menggunakan *return_sequences=False* untuk menghasilkan representasi akhir dari data. Untuk mengurangi *overfitting*, digunakan *layer dropout* setelah setiap *layer* LSTM. Lapisan akhir berupa *dense layer* dengan satu *neuron* sebagai *output* prediksi harga.



Gambar 3 Arsitektur Model LSTM (2 layer)

Berdasarkan Gambar 3, *input* berupa data deret waktu dengan panjang *window* tertentu diproses oleh *layer* LSTM pertama untuk menghasilkan representasi urutan (*sequence*). *Output* dari *layer* pertama kemudian diteruskan ke *layer* LSTM kedua untuk menghasilkan representasi akhir dari pola temporal data. Selanjutnya, *dropout* digunakan untuk mengurangi *overfitting* dengan menonaktifkan sebagian *neuron* secara acak selama proses pelatihan. *Output* dari *layer* LSTM kemudian diteruskan ke *layer* *dense* untuk menghasilkan prediksi harga ayam broiler pada waktu berikutnya. Secara matematis mekanisme kerja LSTM terdiri dari beberapa komponen utama sebagai berikut:

Forget gate:

$$f_t = \sigma(W_f x^t + U_f h^{t-1}) = \sigma(\hat{f}^t)$$

Input gate:

$$\begin{aligned}
& \text{Candidate cell state:} & i_t &= \sigma(W_i \cdot x_0 + U_i \cdot h_{-1} + b_i) \\
& \text{Cell State} & a_t &= \tanh(W_a \cdot x_t + U_a \cdot h_{-1} + b_a) \\
& \text{Output} & c_t &= i^t \cdot a^t + f^t \cdot c^{t-1} \\
& \text{Hidden state:} & o_t &= \sigma(W_o x^t + U_o h^{t-1}) = \sigma(\delta^t) \\
& & h_t &= o^t \cdot \tanh(c^t)
\end{aligned}$$

Model dilatih menggunakan *optimizer Adam* dengan fungsi *loss Mean Squared Error (MSE)*. Untuk memperoleh performa optimal, dilakukan *hyperparameter tuning* terhadap parameter seperti *window size*, jumlah *unit LSTM*, *dropout rate*, *batch size*, dan *learning rate*. Selama proses pelatihan, diterapkan teknik *Early Stopping* dan *ReduceLROnPlateau* untuk meningkatkan efisiensi dan stabilitas pelatihan. Evaluasi model dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi dengan data aktual menggunakan beberapa metrik evaluasi sebagai berikut:

Mean Absolute Error (MAE):

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Mean Absolute Percentage Error (MAPE):

$$\frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|$$

Root Mean Square Error (RMSE):

$$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2}{N}}$$

Koefisien determinasi (R^2):

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2}$$

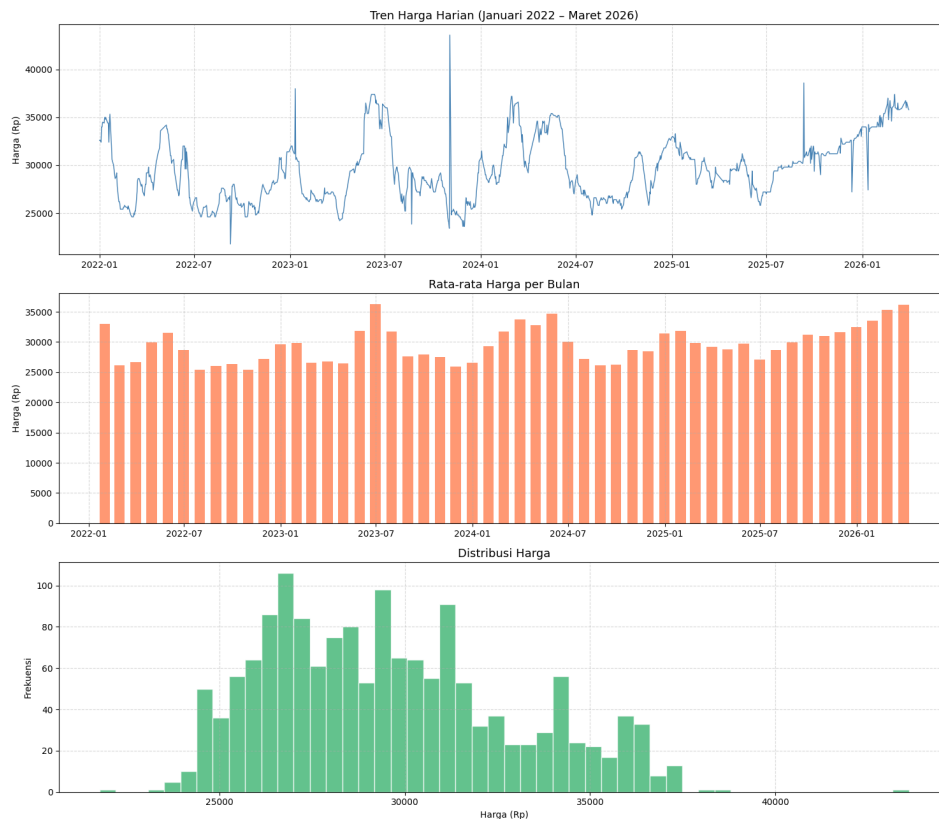
Tahap akhir penelitian adalah melakukan peramalan harga menggunakan model terbaik dengan metode *recursive forecasting*, di mana hasil prediksi pada satu langkah digunakan sebagai *input* untuk langkah berikutnya. Selanjutnya, dilakukan perhitungan *confidence interval 95%* untuk mengukur tingkat ketidakpastian hasil prediksi menggunakan pendekatan distribusi normal dengan rumus:

$$CI = \hat{y}_t \pm 1.96 \cdot RMSE \cdot \sqrt{\frac{t}{n}}$$

3. Hasil dan Pembahasan

Data harga ayam broiler harian di Kabupaten Deli Serdang, Provinsi Sumatera Utara yang bersumber dari situs resmi hargapangan.sumutprov.go.id mencakup rentang waktu 1 Januari 2022 hingga 31 Maret 2026 dengan total 1.551 hari pengamatan. Setelah pembersihan data, tidak terdapat satu pun nilai yang hilang pada keseluruhan periode. Rata-rata harga ayam broiler selama periode pengamatan adalah Rp29.568,75 per kilogram dengan nilai median Rp29.200,00, standar deviasi Rp3.285,28, nilai minimum Rp21.760,00, dan nilai maksimum Rp43.600,00.

Tren Harga Harian, Rata-rata Harga per Bulan, dan Distribusi Harga Ayam Broiler (Januari 2022 – Maret 2026) pada Gambar 1 memperlihatkan bahwa harga ayam broiler mengalami fluktuasi berulang sepanjang periode pengamatan dengan siklus kenaikan dan penurunan yang terjadi secara periodik. Harga tertinggi tercatat Rp43.600,00 dan harga terendah Rp21.760,00. Konsentrasi distribusi harga terbesar berada pada Rp27.000,00 hingga Rp32.000,00, dengan sebaran yang condong ke kanan yang menunjukkan adanya periode-periode harga tinggi yang menarik nilai rata-rata di atas nilai median. Uji stasioneritas *Augmented Dickey-Fuller (ADF)* terhadap data asli menghasilkan nilai *ADF Statistic* -3,5395 dengan *p-value* 0,0070, yang lebih kecil dari taraf signifikansi 0,05 dan melampaui *critical value* pada taraf 1% -3,4346, sehingga data dinyatakan stasioner. Analisis ACF memperlihatkan peluruhan yang lambat hingga mendekati lag 60–70 hari, yang mengindikasikan ketergantungan temporal jangka panjang, sedangkan PACF menunjukkan nilai tinggi pada lag pertama yang kemudian turun tajam memasuki batas *confidence interval*. Berdasarkan pola tersebut, tiga kandidat *window size* yang diuji adalah 30, 60, dan 90 hari.



Gambar 4 Tren Harga Harian, Rata-rata Harga per Bulan, dan Distribusi Harga Ayam Broiler (Januari 2022 – Maret 2026)

Pengujian terhadap 12 konfigurasi *hyperparameter* yang mencakup ketiga kandidat *window size* beserta kombinasi jumlah unit LSTM, *dropout rate*, *batch size*, dan *learning rate* menghasilkan nilai performa yang bervariasi sebagaimana disajikan pada Tabel 1. Konfigurasi terbaik yang diperoleh dari Tabel 1 adalah *window size* 90 hari, jumlah unit LSTM 128, *dropout rate* 0,1, *batch size* 64, *learning rate* 0,001, *optimizer Adam*, dan fungsi *loss Mean Squared Error (MSE)*, dengan nilai MAPE terkecil 1,6063% dan R^2 0,8838.

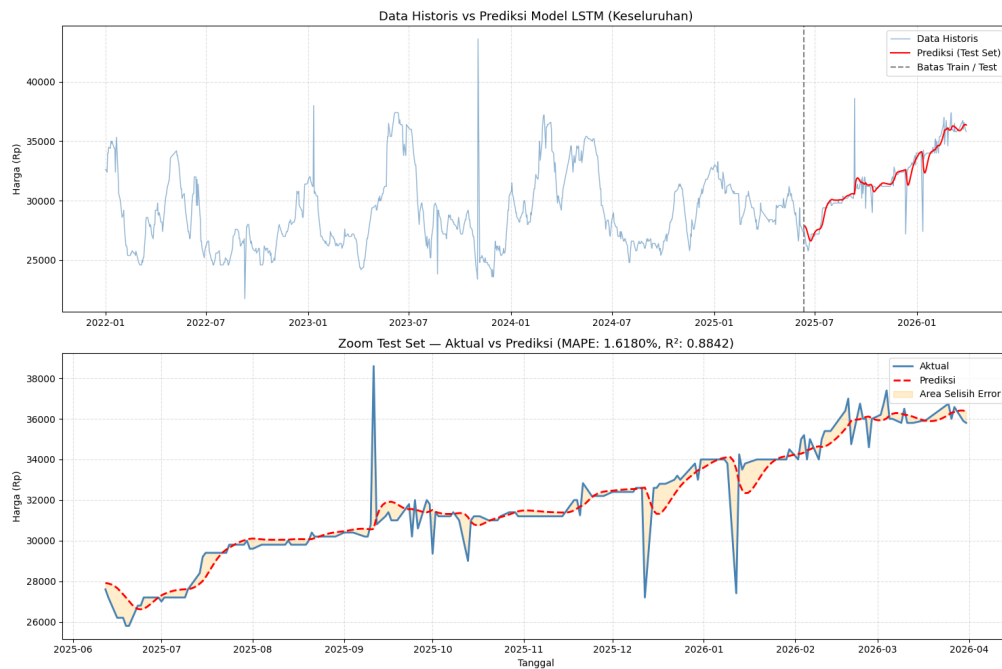
Tabel 1 Hasil Eksperimen *Hyperparameter Tuning* (Diurutkan Berdasarkan MAPE Terkecil)

Peringkat	Window (hari)	Units	Dropout	Batch Size	Learning Rate	MAE (Rp)	RMSE (Rp)	MAPE (%)	R^2
1	90	128	0,1	64	0,0010	505,08	948,20	1,6063	0,8838
2	90	64	0,2	32	0,0010	511,53	953,69	1,6251	0,8824
3	60	128	0,3	32	0,0005	522,63	956,12	1,6573	0,8848
4	30	32	0,1	16	0,0010	522,70	971,39	1,6684	0,8838
5	60	64	0,2	32	0,0005	539,45	965,52	1,7080	0,8825
6	30	64	0,2	32	0,0005	536,34	969,29	1,7288	0,8843
7	60	64	0,1	16	0,0010	802,84	1.132,50	2,4822	0,8384
8	90	64	0,2	16	0,0001	862,85	1.241,42	2,7233	0,8008
9	60	64	0,2	32	0,0010	1.651,71	1.940,92	5,0139	0,5252
10	90	32	0,3	32	0,0005	1.869,96	2.169,60	5,6653	0,3915
11	30	128	0,3	64	0,0001	2.007,79	2.255,71	6,1494	0,3735
12	60	32	0,2	64	0,0001	7.974,23	8.345,44	24,6135	-

7,7772

Evaluasi model final dilakukan pada 293 data uji yang mencakup periode 12 Juni 2025 hingga 31 Maret 2026. Model menghasilkan nilai MAE Rp507,68, RMSE Rp946,44, MAPE 1,618%, dan R^2 0,8842. Sebagai pembandingan, digunakan metode regresi linear sebagai *baseline*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa regresi linear menghasilkan MAE sebesar Rp455,90, RMSE sebesar Rp947,63, MAPE sebesar 1,4083%, dan R^2 sebesar 0,8839.

Perbandingan antara nilai aktual dan nilai prediksi pada keseluruhan periode historis dan pada periode data uji ditampilkan pada Gambar 5. Garis prediksi mengikuti pola garis aktual dengan sangat dekat pada periode data uji, termasuk pada segmen yang mengalami perubahan harga tajam seperti lonjakan pada akhir tahun 2025 dan awal tahun 2026.



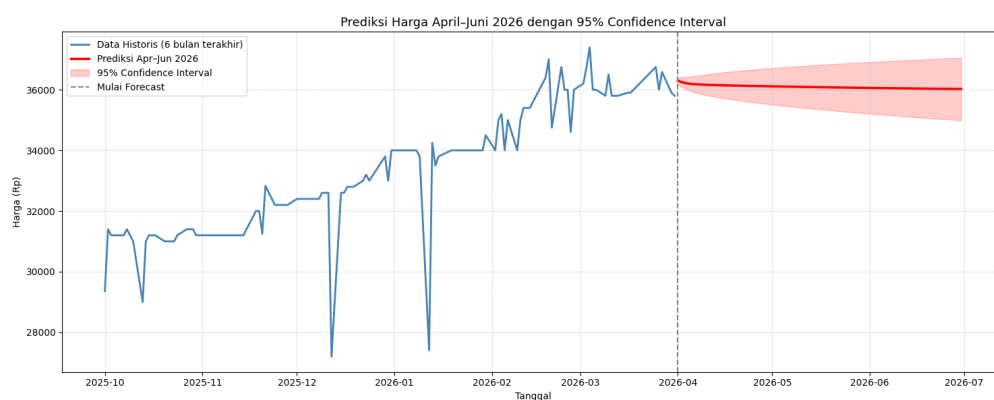
Gambar 5 Perbandingan Data Historis dan Prediksi Model LSTM (Keseluruhan) dan *Zoom Test Set* - Aktual vs Prediksi (MAPE 1,6180% dan R^2 0,8842)

Peramalan harga ayam broiler untuk periode 1 April 2026 hingga 30 Juni 2026 menghasilkan prediksi harga yang cenderung menurun secara bertahap dari Rp36.301 pada 1 April 2026 hingga Rp36.023 pada 30 Juni 2026, dengan selisih penurunan Rp278 sepanjang tiga bulan. Hasil peramalan per bulan beserta rentang *confidence* interval 95% ini ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Peramalan Harga Ayam Broiler per Bulan (April–Juni 2026)

Bulan	Prediksi Awal Bulan (Rp)	Prediksi Akhir Bulan (Rp)	Rata-rata Prediksi (Rp)	Rentang CI 95% Awal Bulan (Rp)	Rentang CI 95% Akhir Bulan (Rp)
April 2026	36.301	36.113	36.158	217	1.187
Mei 2026	36.111	36.061	36.085	1.207	1.693
Juni 2026	36.060	36.023	36.041	1.706	2.067

Gambar 3, rata-rata harga per bulan menunjukkan penurunan bertahap dari Rp36.158 pada April, Rp36.085 pada Mei, hingga Rp36.041 pada Juni 2026. Rentang *confidence* interval 95% melebar dari Rp217 pada hari pertama peramalan menjadi Rp2.067 pada hari terakhir peramalan, dengan laju pelebaran yang semakin cepat memasuki bulan Mei dan Juni 2026.



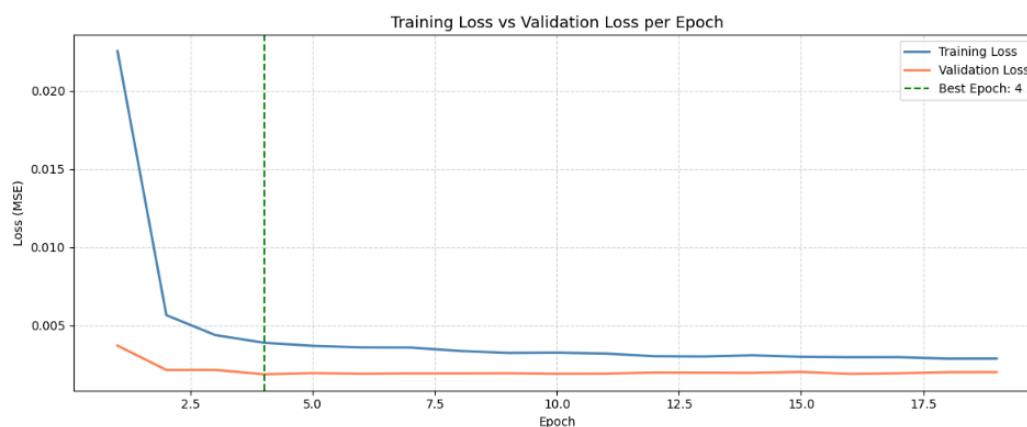
Gambar 6 Prediksi Harga Ayam Broiler April–Juni 2026 dengan 95% *Confidence* Interval

Model LSTM dalam penelitian ini menunjukkan performa yang baik dalam meramalkan harga ayam broiler harian di Kabupaten Deli Serdang, dengan nilai MAPE sebesar 1,618% dan R^2 sebesar 0,8842. Berdasarkan teori evaluasi akurasi peramalan oleh Hyndman dan Athanasopoulos tahun 2021, MAPE merupakan ukuran kesalahan yang bebas satuan dan lazim digunakan untuk membandingkan performa peramalan antar *dataset*, di mana nilai yang lebih kecil mencerminkan akurasi yang

lebih tinggi [20]. Namun, jika dibandingkan dengan *baseline* regresi linear, diperoleh bahwa regresi linear memiliki MAPE 1,4083% dan MAE Rp455,90 yang lebih rendah dibandingkan LSTM. Sebaliknya, LSTM menunjukkan nilai RMSE yang lebih kecil serta nilai R^2 yang lebih tinggi, yang mengindikasikan kemampuan yang lebih baik dalam menangkap variasi data dan kestabilan harga aktual pada 293 data uji. Untuk memperkuat perbandingan performa model, dilakukan analisis perbedaan kesalahan prediksi antara model LSTM dan regresi linear. Hasil analisis menunjukkan bahwa perbedaan performa antar model tidak menunjukkan selisih yang signifikan secara mencolok, sehingga kedua model dapat dikatakan memiliki performa yang relatif sebanding dengan keunggulan pada metrik yang berbeda.

Nilai MAPE yang relatif kecil dapat dipengaruhi oleh karakteristik data harga ayam broiler yang cenderung memiliki pola yang relatif halus (*smooth*) serta tidak selalu mengalami fluktuasi ekstrem secara mendadak. Selain itu, penggunaan metode *time-series split* tanpa pengacakan telah dilakukan untuk menghindari *data leakage*, sehingga hasil evaluasi tetap mencerminkan kondisi yang realistis. Capaian akurasi tersebut berkaitan erat dengan kemampuan arsitektur LSTM dalam menangani dependensi temporal jangka panjang.

Berdasarkan teori arsitektur LSTM oleh Sherstinsky tahun 2020, LSTM mengatasi kelemahan RNN konvensional yang rentan terhadap masalah *vanishing gradient* melalui mekanisme *memory cell* yang dilengkapi tiga gerbang kendali, yaitu *input gate*, *forget gate*, dan *output gate*. Ketiga gerbang tersebut bekerja bersama untuk memutuskan informasi mana yang perlu disimpan, dibuang, atau diteruskan ke langkah waktu berikutnya, sehingga LSTM mampu mempertahankan informasi historis dalam rentang ribuan langkah waktu [21]. Mienye, Swart, dan Obaido (2024) memperkuat hal ini dengan menyatakan bahwa arsitektur *stacked* LSTM mampu mempelajari representasi hierarkis yang lebih dalam dari data sekuensial dibandingkan arsitektur satu lapis [22]. Pemilihan *window size* 90 hari yang divalidasi melalui analisis ACF dan PACF memungkinkan model memanfaatkan sepenuhnya kemampuan memori jangka panjang LSTM tersebut dalam mengenali siklus periodik harga ayam broiler.



Gambar 7 Training loss dan Validation Loss

Hasil uji ADF dengan nilai statistik -3,5395 dan *p-value* 0,0070 membuktikan data harga asli telah bersifat stasioner pada taraf kepercayaan 99%, yang berarti LSTM dapat mempelajari pola fluktuasi harga tanpa distorsi tren non-stasioner. Pola ACF yang meluruh perlahan hingga lag 60-70 hari mengonfirmasi kebutuhan akan *window* memori yang lebar, dan *window* 90 hari terbukti mampu menangkap ketergantungan tersebut. Berdasarkan teori *generalization gap* oleh Hyndman dan Athanasopoulos tahun 2021, gap yang kecil antara *training loss* dan *validation loss* pada akhir pelatihan mengindikasikan bahwa model mampu menggeneralisasi pola dari data latih ke data uji. Gap 0,000867 yang diperoleh tergolong sangat kecil, membuktikan model tidak mengalami *overfitting*. Tren peramalan yang menunjukkan penurunan harga bertahap dari Rp36.301 pada April 2026 menjadi Rp36.023 pada Juni 2026 mencerminkan pola penurunan yang lazim terjadi pasca puncak permintaan, selaras dengan karakteristik data deret waktu pangan yang memiliki pola musiman berulang sebagaimana dijelaskan Hyndman dan Athanasopoulos tahun 2021.

Selaras dengan temuan Hidayah dan Putra tahun 2024, penelitian ini mengonfirmasi konsistensi kemampuan LSTM dalam menangani data harga komoditas pangan harian. Selaras pula dengan temuan Ashari dan Suhendar tahun 2024, penelitian ini memperkuat kesimpulan tersebut pada kasus harga ayam broiler. Jauh melampaui temuan Septiajayanti dkk tahun 2025 yang menghasilkan MAPE 20,31% menggunakan LSTM tanpa seleksi *window* berbasis analisis temporal statistik, penelitian ini membuktikan bahwa analisis ACF dan PACF sebagai landasan pemilihan *window size*, dikombinasikan dengan pengujian 12 konfigurasi *hyperparameter* secara sistematis, mampu menekan MAPE hingga 1,618%, peningkatan akurasi lebih dari 18 poin persentase. Dibandingkan Mugi dan Adi tahun 2022 yang belum mempertimbangkan pola temporal dalam penentuan parameter model, penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi analisis statistik temporal memberikan dampak nyata terhadap peningkatan akurasi peramalan.

Penelitian ini memiliki keunggulan berupa penggunaan analisis ACF dan PACF sebagai landasan statistik dalam penentuan kandidat *window size*, serta pengujian 12 kombinasi *hyperparameter* yang sistematis. Kendati demikian, terdapat keterbatasan yang perlu diakui. Hyndman dan Athanasopoulos tahun 2021 menjelaskan bahwa dalam peramalan multi-langkah, interval prediksi melebar seiring bertambahnya horizon karena ketidakpastian terakumulasi di setiap langkah, yang tercermin dari pelebaran rentang CI 95% dari Rp217 pada hari pertama menjadi Rp2.067 pada hari terakhir. Berdasarkan teori generalisasi model oleh Sherstinsky (2020), model univariat yang hanya menggunakan data historis sebagai masukan tidak mempertimbangkan variabel eksternal seperti kebijakan pemerintah, hari besar keagamaan, maupun guncangan pasokan. Terlepas dari keterbatasan tersebut, hasil peramalan ini memberikan implikasi praktis bagi pelaku pasar, peternak, dan Dinas Peternakan Kabupaten Deli Serdang.

sebagai referensi penetapan harga acuan dan perencanaan stok pasokan pada periode April hingga Juni 2026. Analisis kesalahan prediksi menunjukkan bahwa model cenderung mengalami *error* yang lebih besar pada periode perubahan harga yang tajam, seperti pada fase kenaikan atau penurunan mendadak. Pada kondisi tersebut, model LSTM menghasilkan prediksi yang lebih halus (*lagging effect*) dibandingkan nilai aktual, sehingga terjadi selisih *error* yang lebih tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun LSTM mampu menangkap pola umum dan musiman, model masih memiliki keterbatasan dalam merespons perubahan ekstrem dalam jangka waktu yang singkat.

4. Kesimpulan

Berdasarkan data deret waktu di kabupaten Deli Serdang, sebanyak 1.551 observasi harian periode Januari 2022 hingga Maret 2026, Model optimal diperoleh pada konfigurasi *window size* 90 hari, 128 unit LSTM, *dropout* 0,1, *batch size* 64, dan *learning rate* 0,001, dengan nilai MAPE sebesar 1,618% dan R^2 sebesar 0,8842. Hasil perbandingan dengan *baseline* regresi linear menunjukkan bahwa kedua model memiliki performa yang kompetitif, di mana regresi linear lebih unggul pada MAPE dan MAE, sedangkan LSTM lebih baik dalam RMSE dan R^2 . Hal ini menunjukkan bahwa LSTM mampu menangkap variansi dan dinamika temporal data dengan lebih baik. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa harga ayam broiler memiliki pola fluktuasi berulang dengan dominasi harga pada kisaran Rp27.000 hingga Rp32.000, serta dipengaruhi oleh pola musiman. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada pemodelan peramalan harga ayam broiler harian berbasis pola musiman menggunakan metode LSTM, yang didukung oleh analisis ACF dan PACF dalam penentuan parameter model. Hasil peramalan menunjukkan adanya tren penurunan harga ayam broiler pada periode April hingga Juni 2026 dengan rata-rata harga di kisaran Rp36.000 per kilogram, disertai peningkatan rentang *confidence interval* seiring bertambahnya horizon prediksi. Penelitian ini masih memiliki keterbatasan karena menggunakan model univariat tanpa mempertimbangkan faktor eksternal. Oleh karena itu, pengembangan model dengan pendekatan multivariat maupun penambahan variabel eksternal direkomendasikan untuk meningkatkan akurasi serta ketahanan model terhadap dinamika pasar.

Referensi

- [1] A. F. Mubarak *et al.*, “Volatilitas harga daging dan telur ayam ras di Indonesia,” vol. 22, no. 2, pp. 151–167, 2024, doi: 10.21082/akp.v22n1.2024.151-167.
- [2] BPS, “Produksi Daging Ayam Ras Pedaging menurut Provinsi (Ton), 2024.” [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/NDg4IzI=/produksi-daging-ayam-ras-pedaging-menurut-provinsi.html>
- [3] M. J. Adkhan, “PENGARUH PERUBAHAN HARGA AYAM TERHADAP PERMINTAAN AYAM DI PASAR LOKTUAN BONTANG,” *J. Manaj. dan Akunt.*, vol. Vol 3, No, 2021, doi: <https://doi.org/10.31293/jma.v3i3.957>.
- [4] R. P. Nugraheni, E. Rimawati, and R. T. Vlandari, “Peramalan harga telur ayam dengan metode eksponensial smoothing winters di kabupaten sukoharjo,” vol. 13, no. 1, 2025, doi: <https://doi.org/10.30646/tikomsin.v13i1.951>.
- [5] R. K. Niswatin, A. B. Setiawan, and U. Mahdiyah, “Optimasi Prediksi Harga Ayam Boiler Berdasarkan Time Series Data dan Kondisi Eksisting Menggunakan Decision Tree,” vol. 8, no. 2, pp. 427–434, 2025, doi: <https://doi.org/10.29407/noe.v8i02.24878>.
- [6] B. H. Fungki Wahyu, “Perbandingan Algoritma Time Series Dan Fuzzy Inference System Dalam Analisis Data Deret Waktu,” vol. 1, no. 3, 2023, doi: 10.54066/jptis.v1i3.711.
- [7] A. Nabila, “DEEP LEARNING MENGIDENTIFIKASI UMUR MANUSIA MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN),” vol. 12, no. 3, pp. 1836–1843, 2024, doi: <http://dx.doi.org/10.23960/jitet.v12i3.4457>.
- [8] A. K. Hidayah and R. E. Putra, “Penerapan Metode Long Short Term Memory untuk Memprediksi Harga Beras di Indonesia,” vol. 06, pp. 720–729, 2024, doi: <https://doi.org/10.26740/jinacs.v6n03.p720-729>.
- [9] N. Hadi, S. Alam, and I. Kurniawan, “PENERAPAN MODEL LSTM (LONG SHORT-TERM MEMORY) DALAM PERAMALAN INFLASI MONTH ON MONTH DI INDONESIA,” vol. 9, no. 5, pp. 9009–9014, 2025, doi: 10.36040/jati.v9i5.15119.
- [10] R. Mugi and S. Adi, “Prediksi Harga Komoditas Pangan Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM),” vol. 4, no. 2, pp. 1137–1145, 2022, doi: 10.47065/bits.v4i2.2229.
- [11] M. F. Rizkilloh and S. Widiyanesti, “Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM),” vol. 5, pp. 1–2, 2026, doi: 10.29207/resti.v6i1.3630.
- [12] Y. Ashari, A. Suhendar, F. Sains, U. T. Yogyakarta, and A. Info, “IMPLEMENTASI ALGORITMA LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM) UNTUK MEMPREDIKSI HARGA BERAS DI JAWA,” vol. 5, no. 3, pp. 624–636, 2024, doi: 10.46576/djtechno.
- [13] D. I. D. Septiajayanti, F. Enggrayni, Y. I. D. K., and E. Hardiyanto, “FORECASTING HARGA DAGING AYAM RAS MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT-TERM,” vol. 6, no. 3, pp. 1000–1012, 2025, doi: 10.46576/djtechno.
- [14] K. D. Racine Ly, Fousseini Traore, “FORECASTING COMMODITY PRICES USING LONG SHORT-TERM MEMORY NEURAL NETWORKS,” pp. 1–13, 2021, doi: 10.48550/arXiv.2101.03087.
- [15] M. S. Dr. Drs. Waris Marsisno, M. M. Dr. Asep Sofwan Munandar, S.E., M. M. Casriyanti, S.Pd., and M. P. I Nyoman Tri Sutaguna, S.ST.Par., *Penelitian Kualitatif dan Kuantitatif Konsep Teknik dan Implementasi*. PT Media Penerbit Indonesia, 2025.
- [16] Sudaryono, “PENGUMPULAN DATA PENELITIAN.” [Online]. Available: <https://raharja.ac.id/pengumpulan-data-penelitian/>
- [17] A. Agung, A. Daniswara, and I. K. D. Nuryana, “Data Preprocessing Pola Pada Penilaian Mahasiswa Program Profesi

- Guru,” vol. 05, pp. 97–100, 2023, doi: <https://doi.org/10.26740/jinacs.v5n01.p97-100>.
- [18] M. Abror, A. Hilmi, and A. Susanto, “Implementasi dan Evaluasi Model Machine Learning untuk Optimalisasi Prediksi Penjualan Produk Kue Kering,” vol. 7, no. 3, pp. 1649–1661, 2025, doi: [10.47065/bits.v7i3.8657](https://doi.org/10.47065/bits.v7i3.8657).
- [19] A. Pranata1, Rudiman, and N. A. Verdikha, “Jurnal Informatika Terpadu TWITTER MENGGUNAKAN METODE TF-IDF DAN NAIVE BAYES,” vol. 10, no. 2, pp. 93–100, 2024, doi: [10.54914/jit.v10i2.1279](https://doi.org/10.54914/jit.v10i2.1279).
- [20] R. J. H. and G. Athanasopoulos, “Forecasting: Principles and Practice.” [Online]. Available: <https://otexts.com/fpp3/>
- [21] A. Sherstinsky, “Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) Network,” vol. Vol. 404, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.physd.2019.132306>.
- [22] G. Mienye, I.D., Swart, T.G., & Obaido, “Recurrent Neural Networks: A Comprehensive Review of Architectures, Variants, and Applications,” 2024, doi: <https://doi.org/10.3390/info15090517>.