

Prediksi Harga Beras di Sulawesi Utara Menggunakan Metode Long Short-Term Memory

Green Ferry Mandias^{1*}, Marchel Thimoty Tombeng², Reynoldus Andrias Sahulata³, Rolly Junius Lontaan⁴

¹ Universitas Klabat; green@unklab.ac.id

² Universitas Klabat; marcheltombeng@unklab.ac.id

³ Universitas Klabat; rey_sahulata@unklab.ac.id

⁴ Universitas Klabat; roly.lontaan@unklab.ac.id

Abstrak: Fluktuasi harga beras merupakan salah satu tantangan utama dalam menjaga stabilitas pangan dan mendukung pengambilan keputusan pada sektor pertanian. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model Long Short-Term Memory (LSTM) untuk memprediksi harga beras harian di Provinsi Sulawesi Utara menggunakan data historis harga sebagai data deret waktu. Sebelum proses pelatihan, data melalui tahap *preprocessing* yang meliputi pembersihan data, normalisasi, dan pembentukan *sliding window* selama 30 hari sebagai masukan untuk memprediksi harga pada hari berikutnya. Kinerja model dievaluasi menggunakan Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), dan Root Mean Squared Error (RMSE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model menghasilkan MAE sebesar Rp320,11 dan RMSE sebesar Rp435,25, serta mampu mengikuti tren pergerakan harga dengan baik. Meskipun demikian, model masih mengalami keterlambatan (*lagging*) ketika menghadapi perubahan harga yang berlangsung secara tiba-tiba. Temuan ini menunjukkan bahwa LSTM memiliki potensi sebagai baseline model untuk prediksi harga beras berbasis data deret waktu, sekaligus menjadi dasar pengembangan model yang mengintegrasikan variabel eksternal guna meningkatkan akurasi prediksi.

Keywords: Prediksi Harga Beras, LSTM, Deep Learning, MAE

DOI: <https://doi.org/10.47134/jacis.v6i2.206>

*Correspondensi: Green Ferry Mandias

Email: green@unklab.ac.id

Receive: 3 Juli 2026

Accepted: 13 Juli 2026

Published: 15 Juli 2026



Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

Abstrak: Rice price fluctuations pose a significant challenge to food price stability and agricultural decision-making. This study proposes a Long Short-Term Memory (LSTM) model to predict daily rice prices in North Sulawesi, Indonesia, using historical price data as a time-series input. Prior to model training, the dataset underwent preprocessing, including data cleaning, normalization, and the construction of a 30-day sliding window to predict the next day's rice price. Model performance was evaluated using Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), and Root Mean Squared Error (RMSE). The experimental results show that the proposed model achieved an MAE of IDR 320.11 and an RMSE of IDR 435.25, while successfully capturing the overall trend of rice price movements. However, the model exhibited a slight lagging effect when responding to sudden price fluctuations. These findings indicate that the proposed LSTM model can serve as a promising baseline model for time-series-based rice price forecasting and provide a foundation for future models that incorporate external variables to improve predictive performance.

Keywords: Rice Price Prediction, LSTM, Deep Learning, MAE

PENDAHULUAN

Beras merupakan komoditas pangan strategis yang memiliki peran penting dalam menjaga ketahanan pangan dan stabilitas ekonomi di Indonesia. Sebagai sumber karbohidrat utama bagi sebagian besar masyarakat, perubahan harga beras secara langsung memengaruhi daya beli rumah tangga, tingkat inflasi, serta kesejahteraan produsen dan konsumen [1]. Di Provinsi Sulawesi Utara, beras termasuk komoditas dengan tingkat konsumsi dan nilai ekonomi yang tinggi, sehingga fluktuasi harganya berpotensi memberikan dampak yang signifikan terhadap kondisi sosial ekonomi masyarakat. Oleh karena itu, stabilitas harga beras menjadi salah satu aspek penting dalam mendukung keberhasilan kebijakan pangan nasional.

Meskipun demikian, harga beras menunjukkan kecenderungan berfluktuasi dari waktu ke waktu akibat interaksi berbagai faktor yang kompleks. Selain dipengaruhi oleh mekanisme *supply and demand*, perubahan harga juga dipengaruhi oleh pola tanam musiman, kondisi iklim, harga gabah, kebijakan pemerintah, serta dinamika impor dan distribusi pangan [2], [3], [4], [5]. Kompleksitas hubungan antarvariabel tersebut menyebabkan pola pergerakan harga sulit diprediksi menggunakan pendekatan konvensional. Akibatnya, ketidakstabilan harga dapat mengganggu proses produksi dan distribusi, memengaruhi daya beli masyarakat, serta menyulitkan pemerintah dalam merancang kebijakan pengendalian harga dan pengelolaan cadangan pangan.

Perkembangan *data science*, *machine learning*, dan *deep learning* telah membuka peluang baru dalam membangun model prediksi harga komoditas yang lebih adaptif terhadap pola data deret waktu (*time series*). Salah satu metode yang banyak digunakan adalah Long Short-Term Memory (LSTM), yaitu pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dirancang untuk mengatasi permasalahan *vanishing gradient* melalui mekanisme *memory cell* dan *gating*. Kemampuan tersebut memungkinkan LSTM mempelajari ketergantungan jangka panjang (*long-term dependency*) dan hubungan nonlinier pada data historis, sehingga banyak diterapkan dalam berbagai bidang, seperti peramalan pasar finansial, cuaca, Internet of Things (IoT), maupun prediksi harga komoditas pangan [6], [7], [8], [9].

Efektivitas LSTM dalam prediksi harga komoditas telah dilaporkan oleh berbagai penelitian. Ashari [10] menerapkan LSTM untuk memprediksi harga beras di Jawa Tengah dengan mempertimbangkan pola historis dan faktor cuaca. Adhany[11] mengembangkan model LSTM menggunakan data produksi beras bulanan untuk mendukung estimasi ketersediaan pangan. Selain itu, Widiyatmoko [12] menunjukkan bahwa penambahan variabel eksternal, seperti curah hujan dan indeks harga biji-bijian, dapat meningkatkan akurasi prediksi. Penelitian lain oleh Adhib Arfan [13] juga membuktikan kemampuan LSTM dalam memodelkan data deret waktu melalui prediksi harga saham Indonesia dengan nilai *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 2,72%. Hasil-hasil tersebut menunjukkan bahwa LSTM memiliki kemampuan yang baik dalam menangkap pola temporal pada berbagai jenis data deret waktu.

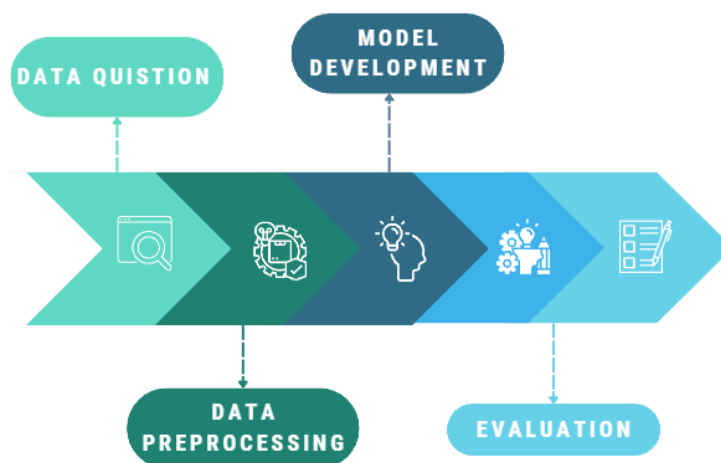
Meskipun demikian, masih terdapat beberapa keterbatasan pada penelitian terdahulu. Sebagian besar penelitian difokuskan pada prediksi harga komoditas dalam cakupan wilayah tertentu dengan menggunakan data agregasi bulanan atau menggabungkan berbagai variabel eksternal, seperti kondisi cuaca dan indikator ekonomi. Pendekatan tersebut belum banyak mengevaluasi kemampuan LSTM dalam memprediksi harga beras harian pada tingkat regional hanya berdasarkan pola historis harga. Padahal, karakteristik pasar lokal memiliki dinamika pasokan, distribusi, dan perilaku konsumsi yang berbeda sehingga memerlukan pendekatan pemodelan yang lebih spesifik.

Berdasarkan celah penelitian tersebut, penelitian ini mengusulkan penerapan Long Short-Term Memory (LSTM) untuk memprediksi harga beras harian di Provinsi Sulawesi Utara menggunakan data historis selama 30 hari sebagai masukan untuk memprediksi harga pada hari berikutnya. Berbeda dengan penelitian sebelumnya, model yang diusulkan dibangun tanpa memanfaatkan variabel eksternal sehingga kemampuan LSTM dalam mempelajari pola temporal harga dievaluasi secara langsung. Selain itu, penelitian ini memberikan analisis terhadap kemampuan model dalam mengikuti tren harga serta merespons fluktuasi yang terjadi pada pasar beras regional. Hasil penelitian diharapkan dapat menjadi referensi dalam pengembangan sistem prediksi harga pangan berbasis *deep learning* yang mendukung pengambilan keputusan di tingkat daerah.

METODE

Alur Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimental untuk membangun model prediksi harga beras berbasis Long Short-Term Memory (LSTM). Tahapan penelitian meliputi akuisisi data, *data preprocessing*, pengembangan model, pelatihan, dan evaluasi performa. Setiap tahapan dirancang secara sistematis untuk memastikan kualitas data, keandalan model, serta validitas hasil prediksi. Alur penelitian secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Dataset dan Data preprocessing

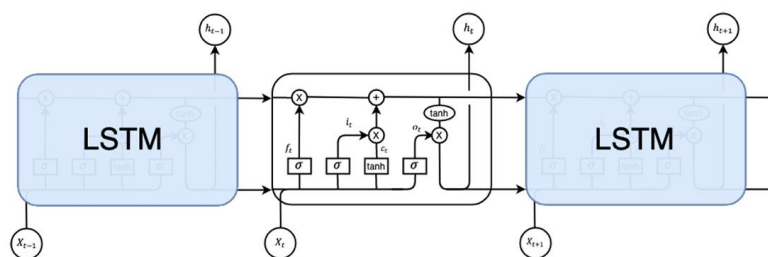
Penelitian ini menggunakan dataset harga beras harian (*beras_complete.csv*) sebagai sumber data utama. Dataset tersebut merepresentasikan perubahan harga beras di Provinsi Sulawesi Utara dalam rentang waktu tertentu sehingga dapat digunakan untuk membangun model prediksi berbasis deret waktu (*time series*). Tahap *preprocessing* diawali dengan *Exploratory Data Analysis* (EDA) untuk memahami karakteristik data, mengidentifikasi distribusi harga, mendeteksi *missing values*, serta mengamati pola perubahan harga. Nilai yang hilang kemudian ditangani menggunakan metode *forward fill* dan *backward fill* untuk menjaga kontinuitas deret waktu. Selanjutnya, seluruh data dinormalisasi menggunakan *MinMaxScaler* ke dalam rentang 0–1 agar proses pelatihan jaringan saraf menjadi lebih stabil. Setelah normalisasi, data ditransformasikan menjadi *time-series window*, di mana setiap sampel terdiri atas 30 hari data historis sebagai masukan (*input*) untuk memprediksi harga pada hari berikutnya. Pendekatan ini memungkinkan model mempelajari ketergantungan temporal dan pola fluktuasi harga secara lebih efektif.

Tabel 1 Contoh Dataset Penelitian

No	Tanggal	Harga Beras (Rupiah)
1	2021-02-04	11400
2	2022-02-21	11450
3	2023-02-16	13000
4	2023-12-07	13750
5	2024-01-05	13600

Pengembangan Model LSTM

Model prediksi dikembangkan menggunakan arsitektur Long Short-Term Memory (LSTM) yang dirancang untuk mempelajari hubungan temporal pada data deret waktu. Dataset dibagi secara kronologis menjadi 70% data pelatihan, 15% data validasi, dan 15% data pengujian untuk mempertahankan urutan waktu sekaligus menghindari *data leakage*. Arsitektur model terdiri atas satu lapisan LSTM, diikuti lapisan Dense dengan fungsi aktivasi ReLU, serta satu neuron keluaran untuk menghasilkan nilai prediksi harga beras. Proses pelatihan menggunakan optimizer Adam dengan fungsi *loss* Mean Squared Error (MSE) karena sesuai untuk permasalahan regresi.



Gambar 2 Arsitektur Long Short Term Memory (LSTM)[14]

Untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model, proses pelatihan memanfaatkan tiga mekanisme *callback*, yaitu EarlyStopping untuk menghentikan pelatihan ketika performa validasi tidak lagi meningkat, ModelCheckpoint untuk menyimpan model terbaik, serta ReduceLROnPlateau untuk menyesuaikan *learning rate* secara adaptif selama proses optimasi.

Pengaturan Eksperimen

Konfigurasi eksperimen yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Parameter Pelatihan Model

No	Parameter	Nilai
1	Window Size	30 hari
2	Data Training	70%
3	Data Validation	15%
4	Data Testing	15%
5	Optimizer	Adam
6	Loss Function	Mean Squared Error (MSE)
7	Activation Function	ReLU
8	Batch Size	32
9	Maximum Epoch	150
10	Framework	TensorFlow/Keras
11	Library	Pandas, NumPy, Scikit-learn

Evaluasi Model

Setelah proses pelatihan selesai, model terbaik yang diperoleh melalui ModelCheckpoint digunakan pada tahap evaluasi. Prediksi dilakukan menggunakan data uji yang tidak terlibat selama proses pelatihan untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data baru (*unseen data*).

Nilai prediksi kemudian dikembalikan ke skala aslinya menggunakan proses inverse transformation sehingga hasil prediksi dapat dibandingkan secara langsung dengan harga aktual. Kinerja model dievaluasi menggunakan tiga metrik regresi, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), dan Root Mean Squared Error (RMSE). Ketiga metrik tersebut digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi serta menilai kemampuan model dalam mengikuti perubahan harga beras.

Persamaan yang digunakan untuk menghitung metrik evaluasi ditunjukkan pada Persamaan (1), (2) dan (3).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y'_i| \quad (1)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2 \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2} \quad (3)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Evaluasi Kuantitatif Model

Performa model LSTM dievaluasi menggunakan data uji (*test set*) yang tidak terlibat selama proses pelatihan untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Evaluasi dilakukan menggunakan tiga metrik regresi, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Squared Error (MSE).

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model

Matriks	Value
MAE	320,11
RMSE	435,25
MSE	189446.90

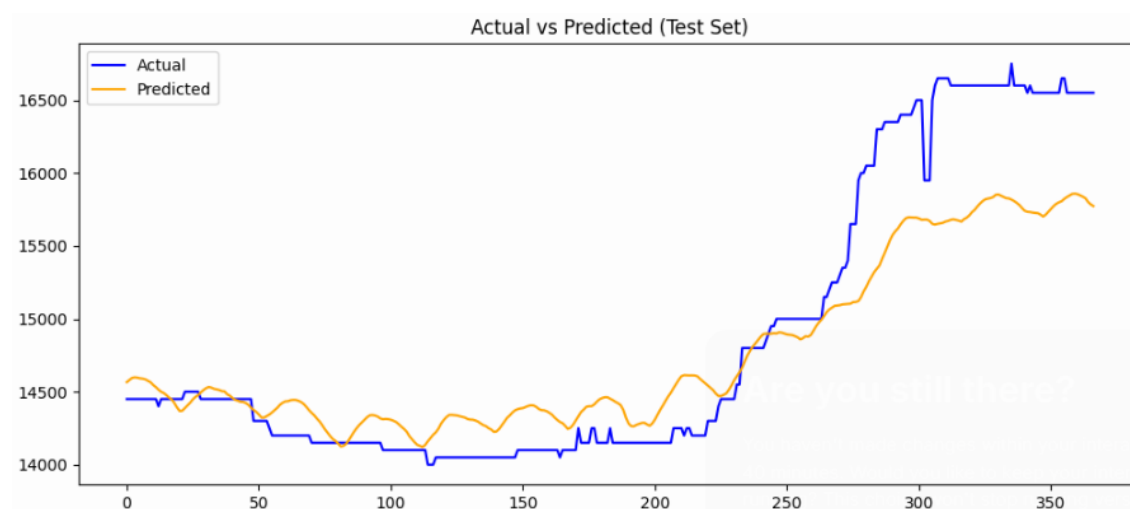
Berdasarkan Tabel 3, model menghasilkan MAE sebesar Rp320,11, yang menunjukkan bahwa rata-rata deviasi prediksi terhadap harga aktual relatif kecil. Nilai tersebut mengindikasikan bahwa model mampu mengikuti pola umum pergerakan harga beras harian dengan tingkat kesalahan yang masih dapat diterima untuk data komoditas yang bersifat dinamis.

Nilai RMSE sebesar Rp435,25, yang lebih tinggi dibandingkan MAE, menunjukkan adanya beberapa titik prediksi dengan kesalahan yang relatif besar. Kondisi tersebut mengindikasikan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam mengikuti perubahan harga yang terjadi secara tiba-tiba. Fenomena ini umum dijumpai pada permasalahan prediksi deret waktu karena model dibangun berdasarkan pola historis sehingga perubahan ekstrem yang dipicu faktor eksternal sering kali sulit diprediksi secara akurat.

Sementara itu, MSE sebesar 189.446,90 menunjukkan bahwa variasi kesalahan prediksi masih berada dalam batas yang wajar dan tidak mengindikasikan adanya penyimpangan model yang signifikan. Secara keseluruhan, ketiga metrik tersebut menunjukkan bahwa model LSTM mampu menghasilkan prediksi yang stabil dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah pada data uji.

Analisis Visual Hasil Prediksi

Selain evaluasi kuantitatif, performa model dianalisis melalui perbandingan antara harga aktual dan hasil prediksi sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3 Harga Aktual vs Harga Prediksi

Pada fase awal hingga sekitar hari ke-220, kurva prediksi mengikuti pola harga aktual dengan cukup baik. Model mampu merepresentasikan fase penurunan, kondisi harga yang relatif stabil, serta perubahan bertahap yang terjadi pada data. Hal tersebut menunjukkan bahwa LSTM berhasil mempelajari pola temporal jangka pendek maupun jangka menengah yang terdapat pada data historis.

Perbedaan mulai terlihat ketika terjadi lonjakan harga yang signifikan pada kisaran hari ke-250 hingga hari ke-300. Pada periode tersebut, kurva prediksi mengalami lagging, yaitu kenaikan harga hasil prediksi terjadi lebih lambat dibandingkan harga aktual. Kondisi ini menunjukkan bahwa model memerlukan beberapa observasi baru sebelum mampu menyesuaikan representasi pola terhadap perubahan tren yang terjadi secara tiba-tiba.

Meskipun demikian, setelah memasuki fase harga yang relatif stabil, kurva prediksi kembali mengikuti arah pergerakan harga aktual dengan baik. Hal ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mempertahankan tren jangka panjang meskipun masih mengalami keterbatasan ketika menghadapi perubahan harga yang bersifat ekstrem.

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *Long Short-Term Memory* (LSTM) mampu memprediksi harga beras harian dengan tingkat akurasi yang baik meskipun hanya memanfaatkan data historis harga sebagai variabel masukan. Nilai MAE sebesar Rp320,11 serta kesesuaian antara kurva prediksi dan data aktual menunjukkan bahwa pola temporal harga beras dapat dipelajari secara efektif oleh arsitektur LSTM. Kemampuan tersebut sejalan dengan karakteristik LSTM yang dirancang untuk mempelajari ketergantungan

jangka panjang (*long-term dependencies*) pada data deret waktu sehingga banyak diterapkan dalam berbagai permasalahan peramalan berbasis *deep learning* [15].

Meskipun demikian, hasil visualisasi menunjukkan bahwa model mengalami lagging ketika terjadi lonjakan harga yang relatif tajam pada periode akhir pengamatan. Fenomena ini mengindikasikan bahwa model masih mengalami keterbatasan dalam merespons perubahan harga yang dipengaruhi oleh faktor-faktor eksternal yang tidak tercermin pada data historis, seperti kebijakan pemerintah, gangguan distribusi, perubahan produksi, maupun kondisi iklim. Kondisi tersebut juga dilaporkan dalam berbagai penelitian mengenai peramalan deret waktu yang menyatakan bahwa model LSTM cenderung menghasilkan prediksi yang lebih halus (*smoothing effect*) ketika menghadapi perubahan pola yang berlangsung secara tiba-tiba [16].

Jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, model yang diusulkan tetap mampu menghasilkan prediksi yang kompetitif meskipun hanya memanfaatkan data historis harga tanpa menggunakan variabel eksternal. Pendekatan ini lebih sederhana dibandingkan penelitian Ashari [10] maupun Adhany [11] yang mengombinasikan informasi cuaca dan produksi beras dalam proses pemodelan. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pola historis harga telah mampu merepresentasikan sebagian besar dinamika harga beras harian di Provinsi Sulawesi Utara. Namun demikian, berbagai penelitian terkini juga menunjukkan bahwa integrasi variabel eksternal umumnya mampu meningkatkan kemampuan model dalam menangkap fluktuasi harga yang dipengaruhi oleh kondisi ekonomi maupun lingkungan [15].

Keunggulan utama penelitian ini terletak pada penggunaan arsitektur yang sederhana dengan kebutuhan data yang relatif minimal sehingga lebih mudah diterapkan pada daerah yang memiliki keterbatasan ketersediaan data pendukung. Dengan kompleksitas model yang lebih rendah, pendekatan yang diusulkan berpotensi digunakan sebagai baseline model dalam pengembangan sistem prediksi harga komoditas pangan berbasis *deep learning*.

Penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan. Model belum mempertimbangkan variabel eksternal, seperti curah hujan, produksi beras, inflasi, maupun kebijakan distribusi pangan yang diketahui memengaruhi fluktuasi harga. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat mengembangkan model multivariat dengan mengombinasikan data historis harga dan faktor-faktor eksternal, serta mengeksplorasi arsitektur *deep learning* yang lebih mutakhir untuk meningkatkan kemampuan prediksi pada kondisi perubahan harga yang ekstrem.

SIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk memprediksi harga beras harian di Provinsi Sulawesi Utara berdasarkan data historis

selama 30 hari sebelumnya. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu mengikuti pola umum dan tren pergerakan harga dengan baik, yang ditunjukkan oleh nilai *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar Rp320,11 serta nilai RMSE dan MSE yang masih berada pada kisaran yang dapat diterima. Temuan tersebut menunjukkan bahwa LSTM memiliki kemampuan yang baik dalam memodelkan karakteristik temporal pada data harga beras harian.

Meskipun demikian, model masih mengalami keterlambatan (*lagging*) ketika terjadi perubahan harga yang berlangsung secara tiba-tiba. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan data historis saja belum sepenuhnya mampu merepresentasikan faktor-faktor eksternal yang memengaruhi dinamika harga beras. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat mengembangkan model dengan mengintegrasikan variabel eksternal, seperti kondisi cuaca, produksi, stok pangan, volume impor, maupun kebijakan pemerintah, serta mengeksplorasi arsitektur *deep learning* atau model hibrida yang lebih mutakhir untuk meningkatkan akurasi dan kemampuan generalisasi model.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. T. R. Tanduk, H. Hapid, and R. S. Hamid, "Analisis Faktor yang Mempengaruhi Harga Pembelian Beras di Pasar," *EKUILNOMI J. Ekon. Pembang.*, vol. 8, no. 1, pp. 301–309, 2026, doi: 10.36985/0jk5x698.
- [2] E. D. Silvia, R. Susanti, F. Ariani, and M. Yunus, "Dampak Perubahan Harga Beras terhadap Kesejahteraan Petani (Studi Kasus Nagari Panyakalan Kabupaten Solok)," *J. Alwatzikhoebillah*, vol. 10, no. 2, pp. 475–480, 2024, doi: 10.37567/alwatzikhoebillah.v10i2.2874.
- [3] A. Santoso, A. I. Purnamasari, and I. Ali, "Prediksi Harga Beras Menggunakan Metode Recurrent Neural Network dan Long Short-Term Memory," *J. PROSISKO*, vol. 11, no. 1, pp. 128–136, 2024, doi: 10.30656/prosisko.v11i1.7921.
- [4] K. Fadilah and P. Swastika, "Pengaruh Produksi Padi, Impor Beras dan Konsumsi Beras Terhadap Harga Beras di Indonesia Tahun 2004-2023," *Al-Masharif J. Ilmu Ekon. dan Keislam.*, vol. 13, no. 1, pp. 1–13, 2025, doi: 10.24952/masharif.v13i1.14930.
- [5] A. Pala and W. Windasari, "Prediksi Harga Komoditas Pertanian Beras Dengan Metode Hybrid ARIMA dan Neural Network di Daerah Istimewa Yogyakarta," *JASTECH J. Appl. Sci. Inf. Technol.*, vol. 1, no. 1, pp. 126–145, 2025, doi: 10.32639/d3m0cb17.
- [6] M. D. Safitri, E. Proborini, and F. H. Asy'ari, "Implementasi Algoritma Deep Learning Terintegrasi CNN dan LSTM untuk Memprediksi Harga Komoditas Pangan di Pasar Indonesia," *J. Inform. Kaputama*, vol. 9, no. 2, pp. 78–86, 2025, doi: 10.59697/jik.v9i2.1006.
- [7] E. Pramudya, D. Retnoningsih, and D. Ruswanti, "Implementasi Metode LSTM untuk Prediksi Harga Saham PT Indofood CBP Sukses Makmur TBK," *JNATIA J. Nas. Teknol. Inf. dan Apl.*, vol. 3, no. 4, pp. 933–940, 2025, doi: 10.24843/JNATIA.2025.v03.i04.p24.
- [8] R. A. Pramunendar, D. P. Prabowo, and R. A. Megantara, "Metode Recurrent Neural

- Network (RNN) dengan Arsitektur LSTM untuk Analisis Sentimen Opini Publik Terkait Vaksin COVID-19,” *J. Inform. UPGRIS*, vol. 8, no. 1, pp. 44–48, 2022.
- [9] R. Septiana *et al.*, “Prediksi Harga Emas Indonesia Menggunakan Model CNN-LSTM,” *INFOMATEK J. Inform. Manaj. dan Teknol.*, vol. 27, no. 1, pp. 131–138, 2025, doi: 10.23969/infomatek.v27i1.24417.
- [10] Y. Ashari and A. Suhendar, “Implementasi Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) untuk Memprediksi Harga Beras di Jawa Tengah Berdasarkan Cuaca,” *Djtechno J. Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 3, pp. 624–636, 2024, doi: 10.46576/djtechno.
- [11] P. C. Adhany, C. Wulandari, B. Intan, and B. Santoso, “Prediksi Padi Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory,” *J. Informatics Manag. Inf. Technol.*, vol. 5, no. 2, pp. 120–127, 2025, doi: 10.47065/jimat.v5i2.496.
- [12] A. T. Widiyatmoko, S. Butsianto, and A. Nugroho, “Application of Machine Learning for Premium Rice Price Increase Prediction Using Linear Regression Algorithm,” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 3, pp. 1125–1132, 2025, doi: 10.57152/malcom.v5i3.2123.
- [13] A. Hanafiah, Y. Arta, H. O. Nasution, and Y. D. Lestari, “BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH Penerapan Metode Recurrent Neural Network dengan Pendekatan Long Short-Term Memory (LSTM) Untuk Prediksi Harga Saham,” *Bull. Comput. Sci. Res.*, vol. 4, no. 1, pp. 27–33, 2023, doi: 10.47065/bulletincsr.v4i1.321.
- [14] F. I. Sanjaya, D. Heksaputra, U. T. Yogyakarta, F. Komputer, U. A. Ata, and H. Beras, “Prediksi Rerata Harga Beras Tingkat Grosir Indonesia dengan Long Short Term Memory 1,” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 2, pp. 163–174, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.388.
- [15] F. Sun, X. Meng, Y. Zhang, Y. Wang, H. Jiang, and P. Liu, “Agricultural Product Price Forecasting Methods: A Review,” *agriculture*, vol. 13, no. 9, pp. 1–20, 2023, doi: 10.3390/agriculture13091671.
- [16] B. Lim, S. Zohren, and B. Lim, “Time-series forecasting with deep learning : a survey,” *Philos. Trans. A*, vol. 379, no. 2194, 2026, doi: 10.1098/rsta.2020.0209/248905/rsta.2020.0209.pdf.