

Penerapan Algoritma LSTM Untuk Prediksi Harga Bahan Pangan Di Pamekasan

Putri Nurmau Lidia¹, Fathorrozi Ariyanto², Hozairi³

¹Teknik Informatika, Teknik, Universitas Islam Madura

²Teknik Informatika, Teknik, Universitas Islam Madura

putrierc495@gmail.com, fathorroziariyanto7@gmail.com, dr.hozairi@gmail.com

ABSTRAK

Harga bahan pangan merupakan salah satu elemen penting dalam kehidupan masyarakat, terutama di daerah agraris seperti Kabupaten Pamekasan, Madura. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi harga bahan pangan berbasis algoritma LSTM yang mampu memberikan proyeksi harga secara akurat, sehingga dapat mendukung perumusan kebijakan stabilisasi harga. Metode yang digunakan meliputi preprocessing data (penanganan missing values, normalisasi MinMaxScaler), pembagian dataset (80:20), dan evaluasi menggunakan MAPE, RMSE, dan R^2 menunjukkan hasil bervariasi: komoditas stabil (Minyak Goreng, Beras Premium) mencapai akurasi tinggi (MAPE 0.53–0.81%), sementara komoditas volatil (cabai) mempertahankan $R^2 > 0.90$ meski MAPE 7.29–7.39%. Prediksi 30 hari mengindikasikan kenaikan harga Beras Medium (menuju Rp12.670/kg) dan penurunan Cabai Rawit Merah (hingga Rp45.000/kg). Implikasi penelitian menyediakan dasar kebijakan stabilisasi harga bagi pemerintah dan panduan pengelolaan stok bagi pelaku usaha, dengan rekomendasi pengembangan melalui integrasi variabel eksternal dan validasi real-time data lokal.

Kata kunci: prediksi harga pangan, LSTM, time series, MinMaxScaler, MAPE, Kabupaten Pamekasan.

ABSTRACT

Food prices are one of the important elements in people's lives, especially in agricultural areas such as Pamekasan Regency, Madura. This study aims to develop a food price prediction model based on the LSTM algorithm that is able to provide accurate price projections, so that it can support the formulation of price stabilization policies. The methods used include data preprocessing (handling missing values, MinMaxScaler normalization), dataset division (80:20), and evaluation using MAPE, RMSE, and R^2 showing varying results: stable commodities (Cooking Oil, Premium Rice) achieve high accuracy (MAPE 0.53–0.81%), while volatile commodities (chili) maintain $R^2 > 0.90$ even though MAPE 7.29–7.39%. The 30-day prediction indicates an increase in the price of Medium Rice (towards IDR 12,670/kg) and a decrease in Red Chili Peppers (to IDR 45,000/kg). The implications of the research provide a basis for price stabilization policies for the government and stock management guidelines for business actors, with recommendations for development through integration of external variables and real-time validation of local data.

Keywords: food price prediction, LSTM, time series, MinMaxScaler, MAPE, Pamekasan Regency.

1. PENDAHULUAN

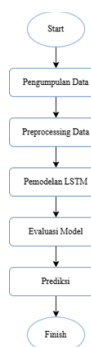
Harga bahan pangan merupakan salah satu elemen penting dalam kehidupan masyarakat, terutama di daerah agraris seperti Kabupaten

Pamekasan, Madura. Ketidakstabilan harga tidak hanya memengaruhi daya beli masyarakat tetapi juga menimbulkan dampak ekonomi yang lebih luas, seperti gangguan pada distribusi bahan pangan dan pengelolaan stok

(Sutisna et al., 2023). Oleh karena itu, diperlukan sistem yang mampu memprediksi harga bahan pangan secara akurat untuk membantu pengambilan kebijakan dan perencanaan distribusi yang lebih efektif. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma LSTM dalam memprediksi harga bahan pangan di Pamekasan yang berfokus pada bahan pangan utama seperti beras, minyak goreng, dan cabai, yang memiliki peranan penting dalam kebutuhan pokok masyarakat. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan hasil prediksi yang lebih akurat dan bermanfaat bagi pemerintah daerah, pelaku usaha, serta masyarakat umum dalam menghadapi fluktuasi harga bahan pangan (Nafi'iyah & Wulandari, 2022). Penelitian dalam prediksi harga bahan pangan telah dilakukan dengan berbagai pendekatan. Sebagai contoh, (Rahmadinia et al., 2023) menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk memprediksi harga bahan pangan di Indonesia. Di sisi lain, (Kartini & Ramdani, 2022) memanfaatkan kombinasi metode *Fuzzy Logic* dan *Random Forest* untuk prediksi harga bahan pangan. Selain metode tersebut, pendekatan berbasis jaringan saraf tiruan juga banyak digunakan. (Putri Dewita Sari & Faiz Ahyaningsih, 2024) menerapkan algoritma *Backpropagation* untuk memprediksi harga beras di Jawa Tengah. (Sahrina Hasibuan & Novialdi, 2022) menunjukkan efektivitas LSTM dalam memprediksi harga minyak goreng curah dan kemasan, dengan hasil yang sangat akurat. Pendekatan ini memanfaatkan kemampuan LSTM dalam menangkap pola data masa lalu untuk memprediksi nilai masa depan secara lebih presisi dibandingkan algoritma lainnya (Isnain et al., 2022). Di era digital seperti saat ini, data tentang harga bahan pangan dapat diperoleh secara *real time* dari berbagai sumber, termasuk pasar tradisional dan platform daring. Dengan pemanfaatan teknik data mining, data tersebut dapat diolah untuk menghasilkan wawasan yang bermanfaat (Auliasari et al., 2025).

2. METODOLOGI PENELITIAN

Secara umum, terdapat beberapa langkah yang dilakukan dalam alur proses penelitian, dimulai dari pengumpulan data, prapemrosesan data seperti membersihkan data dari *missing value*. Proses pelatihan dan pengujian data dengan membagi data menjadi data latih dan data uji, dan penentuan parameter yang tepat akan memaksimalkan hasil prediksi (Ericko et al., 2023). Alur penelitian dapat dilihat seperti pada gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Proses yang dilakukan untuk memprediksi harga bahan pangan di kabupaten Pamekasan dimulai dari pengumpulan data, dimana data harga bahan pangan tersebut diperoleh dari situs resmi Badan Pangan Nasional (Panel Harga Pangan). Data yang akan digunakan berupa table dalam format XLS (HBP.xlsx) yang berisi catatan harian harga komoditas bahan pangan. Table tersebut berisikan data harga bahan pangan dimulai dari 01- 01-2020 sampai 31-03-2025 atau selama kurun waktu 1916 hari.

2.2 Preprocessing Data

Output dari tahapan *preprocessing* adalah dataset yang siap diolah oleh model prediksi, jika proses *preprocessing* yang dilakukan tidak optimal, maka otomatis model yang dibangun juga tidak optimal dan akurasi yang dihasilkan oleh model menjadi rendah (Nur Sukmaningtyas et al., 2023). Proses yang dilakukan diantaranya yaitu pengisian data yang kosong (*missing value*), pembersihan data dari *noise-noise* dan mengatasi masalah inkonsistensi data. *Scaling* atau normalisasi data terbukti meningkatkan akurasi model dan

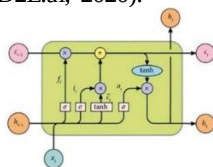
membuat model lebih cepat dan efektif dalam proses pembelajaran mesin (Gde Agung Brahmana Suryanegara et al., 2021). Penelitian ini menggunakan salah satu model *scaler* dari *scikit-learn* yaitu *MinMaxScaler*. *Scaler* jenis ini melakukan transformasi data pada rentang 0 -1.

$$X_{scaled} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (1)$$

Dimana X adalah rata-rata dari suatu data, Xmin adalah nilai minimal dari data X, dan Xmax adalah nilai maksimal dari data X. Dataset kemudian dibagi menjadi dua bagian dengan proporsi 80% untuk data training dan 20% untuk testing. Pendekatan pembagian data seperti ini memastikan bahwa model dapat diuji secara ketat terhadap pola-pola temporal yang belum pernah dilihat sebelumnya (Putri et al., 2024).

2.3 Pemodelan LSTM

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah jenis jaringan saraf tiruan yang merupakan turunan dari *Recurrent Neural Network* (RNN), yang dirancang untuk mengatasi kekurangan RNN yang kesulitan dalam memprediksi kata berdasarkan informasi masa lalu yang disimpan, serta untuk mengatasi masalah vanishing gradient pada data sequential yang Panjang (Sandya S et al., 2023). Arsitektur LSTM terdiri dari beberapa elemen utama yaitu *forget gate*, *input gate*, *cell state update* dan *output gate* (D2L.ai, 2020).



Gambar 2. Arsitektur LSTM

2.4 Evaluasi Model

Proses evaluasi dilakukan melalui fungsi *evaluate_model()* yang dirancang untuk mengukur akurasi prediksi model LSTM secara komprehensif. Fungsi ini pertama-tama melakukan prediksi menggunakan model yang telah dilatih, kemudian mengembalikan hasil prediksi ke skala asli menggunakan invers transformasi dari *MinMaxScaler* yang sebelumnya diaplikasikan pada data (Dwika & Avianto, 2024). Setelah mendapatkan nilai

prediksi dan aktual dalam skala yang sebenarnya, fungsi ini menghitung empat metrik evaluasi utama: *Mean Absolute Error* (MAE) untuk mengukur rata-rata kesalahan absolut, *Root Mean Squared Error* (RMSE) yang lebih sensitif terhadap kesalahan besar, *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk melihat kesalahan dalam persentase relatif terhadap nilai aktual, serta *R-squared* (R^2) yang menilai seberapa baik variasi data dapat dijelaskan oleh model (Ashari & Suhendar, 2024).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (2)$$

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

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \quad (4)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|^2}{\sum_{i=1}^n |y_i - \bar{y}|^2} \quad (5)$$

2.5 Prediksi

Fungsi *plot_results()* memainkan peran krusial dalam mengevaluasi performa model prediksi harga komoditas secara visual. Fungsi ini menghasilkan grafik perbandingan antara nilai aktual (garis biru) dan nilai prediksi (garis merah putus-putus) untuk masing-masing komoditas, baik pada data *training* maupun testing. Untuk data *training*, plot membantu mengidentifikasi sejauh mana model berhasil mempelajari pola historis, sementara plot data *testing* menguji kemampuan generalisasi model pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Grafik-grafik ini disajikan secara terpisah untuk setiap komoditas dengan sumbu x menunjukkan timeline dan sumbu y menampilkan skala harga, memudahkan pembacaan dan interpretasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Dataset

Penelitian ini mengumpulkan data historis harga bahan pangan di Kabupaten Pamekasan, dimana data harga bahan pangan tersebut diperoleh dari situs resmi Badan Pangan Nasional (Panel Harga Pangan). Dataset dalam format XLS (HBP.xlsx) mencakup catatan harga selama 1.916 hari berturut-turut, mulai 1 Januari 2020 hingga 31 Maret 2025, sehingga merepresentasikan fluktuasi harga dalam kurun waktu lebih dari lima tahun. Data tersebut meliputi: Beras Premium, Beras Medium, Bawang Merah, Bawang Putih Bonggol, Cabai

Merah Besar, Cabai Rawit Merah, Daging Sapi Mumi, Daging Ayam Ras, Telur Ayam Ras, Minyak Goreng, Tepung Terigu Kemasan, Ikan Kembung, Ikan Tongkol dan Gula Konsumsi. Dari 15 komoditas yang tersedia, dipilih 5 bahan pangan utama (Beras Premium, Beras Medium, Cabai Merah Besar, Cabai Rawit Merah dan Minyak Goreng).

Tanggal	Beras Premium	Beras Medium	Bawang Merah	Bawang Putih Bonggol	Cabai Merah Besar	Cabai Rawit Merah
0 2020-01-01	12000	9000	33500	25000	37000	37000
1 2020-01-02	12000	9000	34500	25500	37000	36000
2 2020-01-03	12000	9000	32500	25500	46000	36000
3 2020-01-04	12000	9000	32500	26000	49500	40000
4 2020-01-05	12000	9000	32500	26000	50000	40000
...	...	...	...	...	...	...
1912 2025-03-27	13867	12567	45000	40000	47500	80000
1913 2025-03-28	13867	12567	45000	40000	47500	80000
1914 2025-03-29	13867	12567	45000	40000	45000	80000
1915 2025-03-30	13867	12567	45000	42000	45000	80000
1916 2025-03-31	13867	12567	45000	42000	45000	80000

Daging Sapi Mumi	Daging Ayam Ras	Telur Ayam Ras	Minyak Goreng	Tepung Terigu Kemasan	Ikan Kembung	Ikan Tongkol	Gula Konsumsi
305000	34000	24000	10000	25000	10000	13000	13000
105000	34000	24000	10000	9000	25000	10000	13000
105000	34000	23000	10000	9000	25000	10000	13000
105000	34000	23000	10000	9000	25000	10000	13000
105000	34000	23000	10000	9000	25000	10000	13000
...	...	...	...	...	...	...	...
41000	41000	27667	12000	12000	40000	35000	18000
110000	41000	26667	16000	12000	40000	35000	18000
110000	40000	27000	20000	12000	40000	35000	18000
110000	40000	27000	20000	12000	40000	35000	18000
110000	40000	27000	20000	12000	40000	35000	18000
...	...	...	...	...	...	...	...
110000	40000	27000	20000	12000	40000	35000	18000

[1917 row x 13 column]

Gambar 3. Data Harga Bahan Pangan

3.2 Preprocessing Data

Proses preprocessing berhasil menyiapkan data untuk pemodelan melalui tiga tahap utama. Pertama, penanganan *missing values* dilakukan dengan mengisi 5% data kosong menggunakan nilai 0, memastikan kelengkapan dataset tanpa mengganggu struktur temporal. Kedua, normalisasi menggunakan *MinMaxScaler* berhasil mentransformasikan seluruh fitur ke dalam rentang [0,1], mempertahankan relasi antarvariabel sekaligus memudahkan proses pembelajaran model. Ketiga, pembagian dataset dilakukan dengan proporsi 80:20, menghasilkan 80% data latih, 20% data uji. Visualisasi distribusi data pasca- preprocessing menunjukkan pola time series yang jelas dengan karakteristik stasioner dan tanpa outlier signifikan, yang terkonfirmasi melalui uji statistik deskriptif.

=== MISSING VALUES ===			
Jumlah missing value per kolom:			
Tanggal	0	Setelah penanganan missing values:	Tanggal
Beras Premium	0	Beras Premium	0
Beras Medium	0	Beras Medium	0
Bawang Merah	0	Bawang Merah	0
Bawang Putih Bonggol	0	Bawang Putih Bonggol	0
Cabai Merah Besar	0	Cabai Merah Besar	0
Cabai Rawit Merah	0	Cabai Rawit Merah	0
Daging Sapi Murni	0	Daging Sapi Murni	0
Daging Ayam Ras	0	Daging Ayam Ras	0
Telur Ayam Ras	0	Telur Ayam Ras	0
Minyak Goreng	0	Minyak Goreng	0
Tepung Terigu Kemasan	0	Tepung Terigu Kemasan	0
Ikan Kembung	0	Ikan Kembung	0
Ikan Tongkol	0	Ikan Tongkol	0
Gula Konsumsi	0	Gula Konsumsi	0
dtype: int64		dtype: int64	

Gambar 4. Pembersihan Data (Missing Values)

3.3 Evaluasi Model

Berdasarkan hasil evaluasi model pada data training dan testing, terlihat bahwa performa model LSTM bervariasi signifikan antar komoditas.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Model (Training)

No	Komoditas	MAE	RMSE	MAPE	R ²
1	Beras Premium	44.47	112.86	0.35%	0.9753
2	Beras Medium	74.71	148.34	0.72%	0.9876
3	Cabai Merah Besar	2577.84	4608.39	7.91%	0.9021
4	Cabai Rawit Merah	3008.52	6165.90	7.64%	0.9391
5	Minyak Goreng	146.42	370.61	1.05%	0.9773

Tabel 2. Hasil Evaluasi Model (Testing)

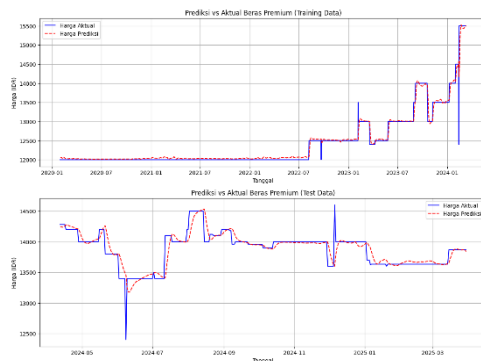
No	Komoditas	MAE	RMSE	MAPE	R ²
1	Beras Premium	73.61	142.83	0.53%	0.7392
2	Beras Medium	73.54	102.06	0.59%	0.5170
3	Cabai Merah Besar	2351.83	4239.68	7.29%	0.9184
4	Cabai Rawit Merah	3432.84	7542.80	7.39%	0.9024
5	Minyak Goreng	136.40	402.38	0.81%	0.7245

Model LSTM menunjukkan hasil yang beragam pada setiap komoditas. Untuk Beras Premium, performa training sangat baik dengan R² 0.9753 dan MAPE 0.35%, namun pada testing R² turun menjadi 0.7392 walau MAPE tetap rendah 0.53%, menandakan prediksi absolut akurat tetapi variasi data kurang tertangkap. Beras Medium mengalami penurunan lebih besar, dari R² 0.9876 saat training menjadi hanya 0.5170 pada testing, meskipun MAPE membaik menjadi 0.59%, yang menunjukkan indikasi overfitting atau perbedaan pola data. Sebaliknya, Cabai Merah Besar menampilkan konsistensi dengan R² training 0.9021 dan testing 0.9184, serta MAPE turun menjadi 7.29%, menandakan generalisasi model yang baik. Cabai Rawit Merah juga stabil dengan R² training 0.9391 dan testing 0.9024, serta MAPE 7.39%, meskipun RMSE sedikit naik. Untuk Minyak Goreng, R² menurun signifikan dari 0.9773 ke 0.7245, walau MAPE membaik menjadi 0.81%, menunjukkan kecenderungan overfitting. Secara keseluruhan, model LSTM lebih sesuai untuk data dengan fluktuasi tinggi seperti cabai, sementara untuk komoditas yang lebih stabil seperti beras dan minyak goreng perlu penyederhanaan model atau regularisasi agar generalisasi meningkat.

3.1 Analisis Prediksi

3.1.1 Visualisasi Prediksi vs Aktual

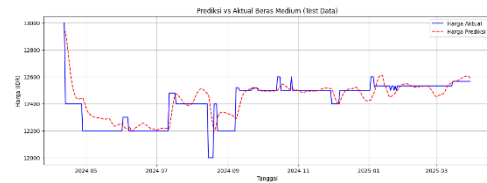
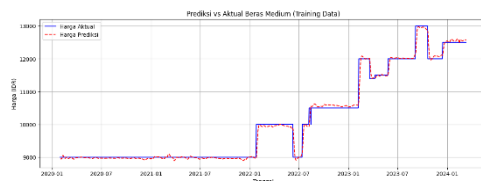
Visualisasi hasil evaluasi model berfungsi untuk membandingkan secara grafis antara harga aktual dan harga prediksi pada data historis yang telah diketahui. Grafik ini menampilkan dua garis utama: garis biru solid menunjukkan pergerakan harga sebenarnya, sedangkan garis merah putus-putus merepresentasikan hasil prediksi model LSTM.



Sumber: Hasil Riset

Gambar 5. Prediksi Beras Premium (Training & Testing)

Model memberikan prediksi sangat akurat untuk Beras Premium pada data *training* (2020–2024) dengan R^2 0.9753 dan MAPE 0.35%, di mana prediksi hampir sempurna mengikuti rentang harga aktual (Rp10,000–Rp14,000). Namun, pada data testing (Mei 2024–Maret 2025), performa anjlok (R^2 0.7392) karena model gagal mengantisipasi kenaikan harga mendadak: prediksi stagnan di kisaran Rp13,000–Rp13,500, sementara harga aktual melonjak dari Rp13,000 (Mei 2024) menjadi Rp15,500 (Maret 2025). Deviasi underestimate ini—terutama sejak September 2024—menunjukkan model terlalu rigid pada pola historis stabil dan tidak responsif terhadap dinamika baru.

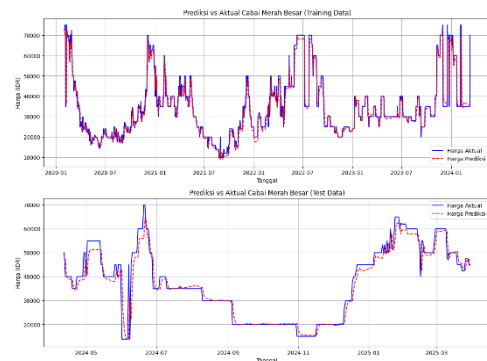


Sumber: Hasil Riset

Gambar 6. Prediksi Beras Medium (Training & Testing)

Model menunjukkan akurasi sempurna pada data training (2020–2024) dengan prediksi dan aktual tumpang tindih di kisaran Rp9,000–Rp11,000 (R^2 0.9876, MAPE 0.72%), namun pada data testing (Mei 2024–Maret 2025) terjadi deviasi kritis: saat harga aktual turun drastis

ke Rp9,800 (November 2024), prediksi tetap overestimate di Rp10,600; sebaliknya saat aktual naik ke Rp11,200 (Maret 2025), prediksi justru underestimate di Rp10,400. Pola stagnan prediksi (Rp10,300–Rp10,600) yang mengabaikan gejolak aktual ini membuat R^2 anjlok ke 0.5170, mengonfirmasi *overfitting* parah dan ketidakmampuan model merespons volatilitas baru.



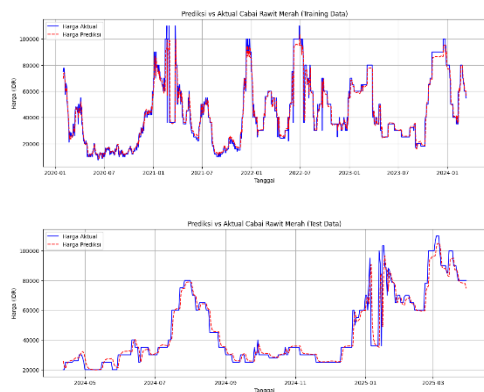
Sumber: Hasil Riset

Gambar 7. Prediksi Cabai Merah besar (Training & Testing)

Model menunjukkan performa kuat baik pada training (2020–2024) maupun testing (Mei 2024–Maret 2025): berhasil menangkap fluktuasi ekstrem khas cabai mulai dari harga terendah

~Rp20,000 hingga lonjakan di atas Rp50,000, dengan R^2 konsisten (training 0.9021, testing 0.9184). Pada data testing, prediksi akurat mengantisipasi kenaikan harga dari Rp28,000 (Sept 2024) menjadi Rp45,000 (Des 2024)—hanya selisih Rp1,000–Rp3,000 dari aktual. Meski ada deviasi minor di Maret 2025

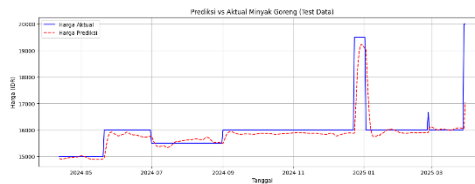
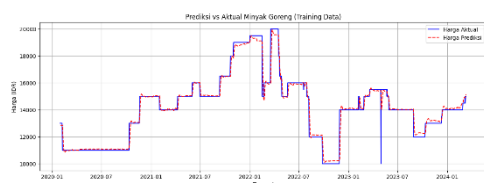
(prediksi Rp35,000 vs aktual Rp38,000), model membuktikan efektivitas LSTM untuk komoditas volatil dalam mempelajari pola musiman dan respons guncangan pasar.



Sumber: Hasil Riset

Gambar 8. Prediksi Cabai Rawit Merah (Training & Testing)

Model menunjukkan performa solid pada data *training* (2020-2024) dengan prediksi berhasil mengikuti pola fluktuasi ekstrem khas cabai rawit—mulai harga terendah ~Rp20,000 hingga puncak >Rp60,000—meski terdapat underestimasi minor pada lonjakan tertinggi (misal pertengahan 2021), tercermin dari R^2 training 0.9391. Pada data *testing* (Mei 2024–Maret 2025), model tetap konsisten: berhasil mendeteksi tren kenaikan harga dari Rp25,000 (Sept 2024) ke Rp48,000 (Jan 2025) dengan deviasi relatif kecil (prediksi Rp41,000–Rp43,000), meskipun terjadi underestimasi Rp5,000–Rp7,000 pada puncak harga dan sedikit overestimate di Maret 2025 (prediksi Rp40,000 vs aktual Rp35,000). Secara keseluruhan, model membuktikan efektivitasnya untuk komoditas volatil ini dengan R^2 testing 0.9024 dan MAPE 7.39%, meski perlu kalibrasi untuk menangkap besaran lonjakan ekstrem lebih akurat.



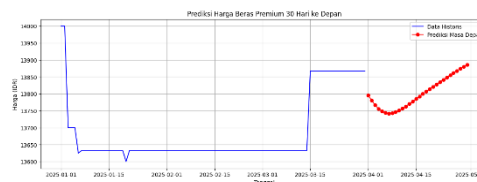
Sumber: Hasil Riset

Gambar 9. Prediksi Minyak Goreng (Training & Testing)

Pada data *training* (2020-2024), model menunjukkan akurasi tinggi dengan prediksi (biru) hampir sempurna mengikuti fluktuasi harga aktual (merah) di kisaran Rp14,000–Rp20,000, termasuk kemampuan menangkap tren kenaikan 2022 (R^2 0.9773, MAPE 1.05%). Namun pada data testing (Mei 2024–Maret 2025), meskipun MAPE tetap rendah (0.81%), terjadi deviasi sistematis: model konsisten overestimate saat harga turun (contoh: November 2024, prediksi Rp16,200 vs aktual Rp15,000) dan underestimate saat harga naik (Maret 2025, prediksi Rp15,800 vs aktual Rp16,500). Pola prediksi yang terlalu "halus" dan tertinggal di balik perubahan aktual ini—terutama ketidakmampuan menangkap kenaikan Q1-2025—menyebabkan R^2 anjlok ke 0.7245, mengindikasikan model gagal beradaptasi dengan dinamika harga baru meski error absolut tetap terkendali.

3.1.2 Visualisasi Forecasting

Visualisasi forecasting berfungsi untuk memproyeksikan pergerakan harga komoditas pangan ke depan (30 hari ke depan) berdasarkan pola historis yang telah dipelajari model LSTM. Grafik ini menggabungkan dua komponen utama: garis biru solid yang menunjukkan data historis harga aktual, dan garis merah putus-putus yang merupakan hasil prediksi model untuk periode mendatang.

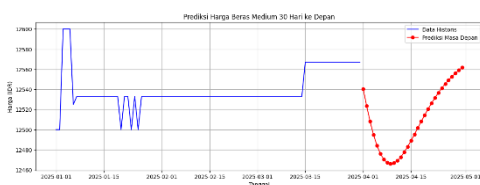


Sumber: Hasil Riset

Gambar 10. Peramalan Harga Beras Premium

Gambar di atas menunjukkan grafik prediksi harga beras premium selama 30 hari ke depan berdasarkan data historis yang tersedia. Garis berwarna biru menggambarkan pergerakan

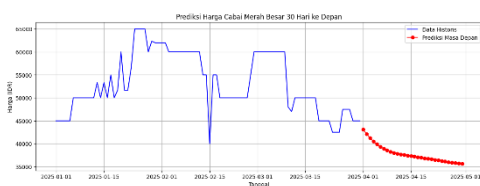
harga historis beras premium dari awal Januari hingga akhir Maret 2025, dengan harga yang relatif stabil di kisaran Rp13.600 hingga Rp13.860 per kilogram. Sementara itu, titik-titik berwarna merah dengan garis penghubung menampilkan hasil prediksi harga untuk periode awal April hingga akhir April 2025. Dari prediksi tersebut terlihat adanya tren penurunan harga di awal April, diikuti oleh kenaikan secara bertahap hingga mendekati akhir bulan April 2025, dengan harga diperkirakan mencapai sekitar Rp13.880. Grafik ini memberikan gambaran visual mengenai potensi fluktuasi harga dalam jangka pendek, yang dapat membantu dalam perencanaan distribusi dan kebijakan pangan.



Sumber: Hasil Riset

Gambar 11. Peramalan Harga Beras Medium

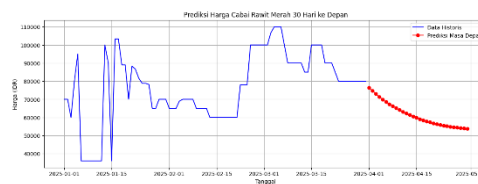
Gambar di atas menampilkan grafik prediksi harga beras medium selama 30 hari ke depan berdasarkan data historis. Garis berwarna biru menunjukkan pergerakan harga historis dari Januari hingga akhir Maret 2025, di mana harga cenderung stabil di kisaran Rp12.500 hingga Rp12.575 per kilogram, dengan sedikit fluktuasi pada pertengahan Januari. Titik-titik merah yang terhubung dengan garis melambangkan hasil prediksi harga untuk periode awal April hingga akhir April 2025. Terlihat bahwa pada awal April harga diperkirakan sedikit menurun, namun kemudian mengalami tren kenaikan secara konsisten hingga mencapai sekitar Rp12.670 per kilogram pada akhir bulan. Pola ini mengindikasikan adanya potensi peningkatan harga beras medium di masa mendatang, yang penting untuk diperhatikan oleh para pelaku pasar dan pengambil kebijakan.



Sumber: Hasil Riset

Gambar 12. Peramalan Harga Cabai Merah Besar

Gambar di atas memperlihatkan grafik prediksi harga cabai merah besar selama 30 hari ke depan berdasarkan data historis. Garis biru menunjukkan fluktuasi harga historis dari Januari hingga akhir Maret 2025, yang sangat dinamis dengan kisaran harga antara Rp40.000 hingga Rp65.000 per kilogram, mencerminkan tingginya volatilitas harga cabai. Sementara itu, titik-titik merah yang terhubung menggambarkan prediksi harga untuk periode awal hingga akhir April 2025. Berdasarkan hasil prediksi, harga cabai merah besar diperkirakan relatif stabil dengan kecenderungan sedikit meningkat di pertengahan April hingga mencapai sekitar Rp47.500, kemudian sedikit menurun kembali di akhir bulan. Grafik ini memberikan gambaran penting bagi para pelaku pasar untuk mengantisipasi pergerakan harga yang fluktuatif namun cenderung stabil dalam waktu dekat.

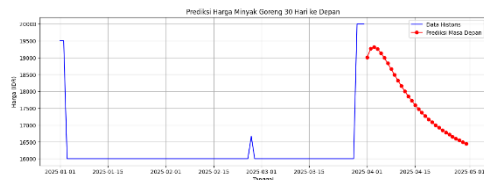


Sumber: Hasil Riset

Gambar 13. Peramalan Harga Cabai Rawit Merah

Gambar di atas menampilkan grafik prediksi harga cabai rawit merah selama 30 hari ke depan berdasarkan data historis yang tersedia. Garis biru menggambarkan pergerakan harga historis dari Januari hingga akhir Maret 2025 yang sangat fluktuatif, dengan harga berkisar antara Rp36.000 hingga mencapai puncaknya sekitar Rp110.000 per kilogram, mencerminkan volatilitas tinggi komoditas ini. Titik-titik merah yang dihubungkan dengan garis menunjukkan prediksi harga untuk periode awal hingga akhir April 2025. Dari hasil prediksi tersebut, terlihat adanya tren penurunan harga secara konsisten, dimulai dari sekitar Rp77.000 dan diperkirakan turun hingga mendekati Rp45.000 per kilogram di akhir April. Pola ini memberikan indikasi bahwa harga cabai rawit merah kemungkinan besar akan mengalami penurunan dalam waktu dekat, sehingga informasi ini penting bagi

petani, pedagang, dan pengambil kebijakan dalam merencanakan strategi pasar.



Sumber: Hasil Riset

Gambar 14. Peramalan Harga Minyak Goreng

Gambar di atas menampilkan prediksi harga minyak goreng selama 30 hari ke depan berdasarkan data historis; garis biru menunjukkan pergerakan harga dari Januari hingga akhir Maret 2025, di mana harga sempat stabil di sekitar Rp16.000 per liter sebelum melonjak singkat mendekati Rp16.700 pada akhir Februari dan kemudian naik tajam ke Rp20.000 pada awal April. Titik-titik merah menggambarkan hasil prediksi untuk periode April 2025, yang memperlihatkan tren penurunan harga secara bertahap dari sekitar Rp19.950 turun menjadi sekitar Rp16.650 per liter menjelang akhir bulan. Pola ini mengindikasikan bahwa setelah puncak harga awal April, terdapat kecenderungan penurunan dalam satu bulan mendatang, informasi yang berguna bagi konsumen dan pelaku pasar dalam merencanakan pembelian dan stok minyak goreng.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian prediksi harga bahan pangan di Kabupaten Pamekasan menggunakan algoritma LSTM, dapat disimpulkan bahwa model menunjukkan kinerja bervariasi tergantung karakteristik komoditas. Untuk komoditas stabil seperti Minyak Goreng dan Beras Premium, akurasi prediksi tergolong tinggi (MAPE 0.53%-0.81%), namun model mengalami tantangan signifikan pada komoditas volatil seperti Cabai Rawit Merah (MAPE 7.39%) meskipun nilai R^2 tetap relatif baik (>0.90). Visualisasi hasil mengonfirmasi kemampuan model dalam mereplikasi pola historis, tetapi terdapat kelemahan dalam memprediksi lonjakan harga ekstrem dan perubahan tren mendadak, terutama pada komoditas beras yang menunjukkan gejala overfitting (penurunan R^2 testing hingga 0.5170). Prediksi 30 hari ke

depan mengindikasikan potensi kenaikan harga Beras Medium (menuju Rp12.670/kg) dan penurunan signifikan Cabai Rawit Merah (hingga Rp45.000/kg). Temuan ini dapat menjadi early warning bagi pemangku kebijakan untuk optimalisasi stok pangan strategis dan intervensi pasar tepat waktu. Untuk pengembangan selanjutnya, diperlukan penyempurnaan model melalui integrasi variabel eksternal (cuaca, produktivitas panen), penyesuaian arsitektur LSTM untuk komoditas volatil, serta validasi real-time dengan data pasar lokal guna meningkatkan responsivitas terhadap guncangan harga ekstrem. Secara keseluruhan, LSTM terbukti efektif sebagai dasar sistem peringatan dini fluktuasi harga pangan di Pamekasan, khususnya untuk komoditas stabil, dengan potensi aplikasi kebijakan yang signifikan setelah melalui penyempurnaan lebih lanjut.

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur kepada Allah SWT yang telah memberikan kesehatan, rezeki berupa ilmu, dan kemudahan lainnya sehingga penulis dapat menyusun artikel ilmiah ini dengan baik. Terima kasih kepada kedua orang tua beserta keluarga yang selalu memberikan dukungan dan doa secara penuh kepada penulis. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada dosen pembimbing yang telah memberikan bimbingan, arahan, saran, dan motivasi berharga sehingga penelitian ini dapat terselesaikan dengan baik. Selain itu, penulis juga berterima kasih kepada pihak Badan Pangan Nasional yang telah menyediakan data historis harga bahan pangan melalui Panel Harga Pangan, sebagai dasar utama penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. Sutisna, A. Ikhsan, S. Widiati, A. Tresna Sumantri, dan G. Gunawan, "Potensi Fluktuasi Harga Komoditas Pertanian dan Dampaknya di Provinsi Banten," *Jurnal Agribisnis Terpadu*, vol. 16, no. 2, 2023.
- [2] N. Nafi'iyah dan P. A. Wulandari, "Prediksi Harga Beras Berdasarkan Kualitas Beras dengan Metode Long Short Term Memory," vol. 7, no. 2, 2022.
- [3] L. Rahmadinia, E. E. Lubis, A. Priansyah, R. W. N. D. Yolanda, dan T. Meutia,

"Penerapan Data Mining untuk Memprediksi Harga Bahan Pangan di Indonesia Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," vol. 4, no. 4, 2023. [Online]. Available: <https://www.semanticscholar.org/paper/PENERAPAN-DATA-MINING-UNTUK-MEMPREDIKSI-HARGA-BAHAN-LorencisLubis-Priansyah/ea5ae60948a65ec2047d03d2c58bee20141b0d62>

[4] H. Kartini dan Y. Ramdani, "Prediksi Harga Bahan Pangan dengan Metode Fuzzy Time Series Chen dan Markov Chain," Bandung Conference Series: Mathematics, vol. 2, no. 2, 2022. doi:10.29313/bcsm.v2i2.4764.

[5] P. Dewita Sari dan F. Ahyaningsih, "Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Prediksi Harga Bahan Pangan di Wilayah Kabupaten Deli Serdang," Algoritma: Jurnal Matematika, Ilmu Pengetahuan Alam, Kebumian dan Angkasa, vol. 2, no. 6, pp. 105–117, 2024. doi:10.62383/algoritma.v2i6.287.

[6] L. S. Hasibuan dan Y. Novialdi, "Prediksi Harga Minyak Goreng Curah dan Kemasan Menggunakan Algoritme Long Short-Term Memory (LSTM)," Ilmu Komputer Agri-Informatika, vol. 9, pp. 149–157, 2022. [Online]. Available: <https://jurnal.ipb.ac.id/index.php/jika>

[7] A. R. Isnain, H. Sulistiani, B. H. Miftaq, A. Nurkholis, dan Styawati, "Analisis Perbandingan Algoritma LSTM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen," Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika, vol. 8, pp. 299–303, 2022.

[8] K. Auliasari, F. Qurrotuna, M. Orisa, N. Nurina, dan P. M. Mirenty, "Analisis Fluktuasi Harga Pangan Antar Provinsi di Indonesia Menggunakan Pendekatan Data Mining dan Big Data," Digital Transformation Technology, vol. 4, no. 2, pp. 1184–1191, 2025. doi:10.47709/digitech.v4i2.5217.

[9] T. Ericko, M. Dolok Lauro, dan T. Handhayani, "Prediksi Harga Pangan di Pasar Tradisional Kota Surabaya dengan Metode LSTM," 2023. [Online]. Available: <https://www.bi.go.id/hargapangan>

[10] Y. Nur Sukmaningtyas, S. Zahara, dan M. Fatchiyatur Rohmah, "Pemodelan Prediksi Harga Beras Medium Wilayah Jawa Timur Menggunakan Stacked LSTM," Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Sains, vol. 3, no. 2, pp. 20–24, 2023. [Online]. Available: <https://siskaperbapo.jatimprov.go.id/>

[11] G. A. B. Suryanegara, Adiwijaya, dan M. D. Purbolaksono, "Peningkatan Hasil Klasifikasi pada Algoritma Random Forest untuk Deteksi Pasien Penderita Diabetes Menggunakan Metode Normalisasi," Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi), vol. 5, no. 1, pp. 114–122, 2021. doi:10.29207/resti.v5i1.2880.

[12] I. A. Putri, N. El Maidah, dan M. Ariful Furqon, "Penerapan Metode Fuzzy Time Series Cheng Pada Peramalan Inflasi di Indonesia," Komputika: Jurnal Sistem Komputer, vol. 13, no. 2, pp. 183–191, 2024. doi:10.34010/komputika.v13i2.12108.

[13] S. P. E. Sandya, R. P. Patria, D. P. Bergas, M. A. Rafi, A. Puspita Sari, dan K. "Kunci-Jaringan Syaraf Tiruan," "Implementasi JST untuk Memprediksi Cuaca Dengan Menggunakan Model RNN dan LSTM," in Seminar Nasional Informatika Bela Negara (SANTIKA), vol. 3, 2023.

[14] D2L.ai, "Dive into Deep Learning: LSTM Architecture," 2020. [Online]. Available: https://d2l.ai/chapter_recurrent-modern/lstm.html

[15] A. R. H. Dwika dan D. Avianto, "Implementasi Algoritma LSTM untuk Prediksi Harga Cabai Merah Keriting di Yogyakarta," Jurnal Indonesia: Manajemen Informatika dan Komunikasi, vol. 5, no. 1, pp. 635–648, 2024. doi:10.35870/jimik.v5i1.534.

[16] Y. Ashari dan A. Suhendar, "Implementasi Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) untuk Memprediksi Harga Beras di Jawa Tengah Berdasarkan Cuaca," Jurnal Teknologi Informasi, vol. 5, no. 3, 2024. doi:10.46576/djtechno.