



Perbandingan Metode Long Short-Term Memory (LSTM) dan Hybrid LSTM-XGBoost dalam Prediksi Harga Komoditas Sektor Pertanian di Sulawesi Tenggara

Muhammad Vannes Al Qadri^{1*}, Rizal Adi Saputra², Asa Hari Wibowo³, La Ode Muhammad Golok Jaya⁴, Isnawaty⁵

¹⁻⁵Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Halu Oleo, Indonesia

*Penulis Korespondensi: muhammadvannesalqadri@email.com

Abstract. Agricultural commodity price instability remains a major challenge for farmers, fishers, and livestock breeders in Southeast Sulawesi Province, where 54,905 agricultural workers were still categorized as poor in 2023. Frequent price fluctuations complicate production and marketing decisions, creating the need for accurate price prediction systems. This study develops and compares two prediction models: a single Long Short-Term Memory (LSTM) model and a Hybrid LSTM-XGBoost model for 20 agricultural commodities across 17 regencies/cities in Southeast Sulawesi. Daily price data were collected from the Southeast Sulawesi Food Security Agency from January 2023 to December 2025. The LSTM model consisted of two LSTM layers (128 and 64 units), a Bahdanau Attention mechanism, and an Embedding layer to represent regions and commodities. The XGBoost component was used to correct LSTM residuals within a 30-day prediction horizon. Model performance was evaluated using Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Results showed that the Hybrid LSTM-XGBoost model achieved better accuracy, with an average MAPE of 4.73% compared to 5.52% for the single LSTM model. Significant improvements were found in volatile commodities such as Bird's Eye Chili and Curly Red Chili. The system can support production planning, food distribution, and SDG 1 (No Poverty).

Keywords: Agricultural Sector Commodities; Deep Learning; Hybrid LSTM-XGBoost; Long Short-Term Memory; Price Prediction.

Abstrak. Ketidakstabilan harga komoditas pertanian menjadi tantangan utama bagi petani, nelayan, dan peternak di Provinsi Sulawesi Tenggara, di mana pada tahun 2023 masih terdapat 54.905 pekerja sektor pertanian yang tergolong miskin. Fluktuasi harga yang tinggi menyulitkan perencanaan produksi dan pemasaran sehingga diperlukan sistem prediksi harga yang akurat untuk mendukung pengambilan keputusan. Penelitian ini mengembangkan dan membandingkan dua model prediksi harga, yaitu model Long Short-Term Memory (LSTM) tunggal dan model Hybrid LSTM-XGBoost untuk 20 komoditas sektor pertanian di 17 kabupaten/kota di Sulawesi Tenggara. Data harga harian diperoleh dari Badan Ketahanan Pangan Sulawesi Tenggara periode Januari 2023 hingga Desember 2025. Arsitektur LSTM terdiri atas dua lapisan LSTM (128 dan 64 unit), mekanisme Bahdanau Attention, serta Embedding layer untuk merepresentasikan wilayah dan komoditas. Komponen XGBoost digunakan untuk mengoreksi residual LSTM dalam horizon prediksi 30 hari. Evaluasi dilakukan menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Hybrid LSTM-XGBoost memiliki akurasi lebih baik dengan rata-rata MAPE 4,73% dibandingkan model LSTM tunggal sebesar 5,52%. Peningkatan terbesar terjadi pada komoditas yang sangat fluktuatif seperti cabai rawit dan cabai merah keriting. Sistem ini berpotensi mendukung perencanaan produksi, distribusi pangan, dan pencapaian SDGs poin 1 tanpa kemiskinan.

Kata kunci: Komoditas Sektor Pertanian; Memori Jangka Pendek Panjang (LSTM); Model Hibrida LSTM-XGBoost; Pembelajaran Mendalam; Prediksi Harga.

1. LATAR BELAKANG

Indonesia dikenal sebagai negara agraris dan maritim, di mana populasi terbesar penduduknya bergantung hidup pada aktivitas agrikultur sekaligus memiliki sumber daya kelautan yang kaya (Sekretariat Kabinet RI, 2022). Namun, status ini belum sepenuhnya mencerminkan tingkat kesejahteraan para petani, nelayan, dan peternak. Berdasarkan catatan

Badan Pusat Statistik (BPS) hingga Maret 2024, hampir separuh atau sekitar 47,94% dari angka kemiskinan ekstrem nasional disumbang oleh mereka yang bekerja di sektor pertanian (Iswenda, 2024). Realitas tersebut mengindikasikan adanya jurang pemisah antara besarnya potensi sektor ini dengan taraf hidup para pelakunya.

Kemiskinan di sektor pertanian juga menjadi persoalan serius di Provinsi Sulawesi Tenggara. Berdasarkan data Kementerian Pertanian (2024), pada tahun 2023 tercatat sebanyak 54.905 orang yang bekerja di sektor pertanian masih tergolong dalam kategori miskin, dengan pengeluaran per kapita di bawah Rp443.980,00 per bulan. Ironisnya, kondisi ini terjadi di tengah potensi sumber daya alam daerah yang sangat besar. Provinsi Sulawesi Tenggara memiliki wilayah laut seluas sekitar 110.000 km², garis pantai sepanjang ±1.700 km, serta daratan produktif seluas ±38.140 km² dengan berbagai jenis tanah yang menunjang kegiatan pertanian (Dinosgrowit, 2025; GeografMuda, 2022). Dengan potensi tersebut, seharusnya sektor pertanian mampu menjadi penopang utama kesejahteraan masyarakat.

Salah satu faktor yang memperburuk kondisi ekonomi pelaku sektor pertanian adalah ketidakstabilan harga komoditas. Fluktuasi harga yang tinggi menimbulkan ketidakpastian dalam perencanaan produksi dan pemasaran, sehingga petani bahkan cenderung enggan menanam kembali komoditas yang sama ketika harga anjlok (Nugroho et al., 2025). Rendahnya posisi tawar terhadap tengkulak juga memperparah kondisi ini, karena nelayan dan petani umumnya hanya berperan sebagai pemasok tanpa kendali atas nilai jual produk mereka (Setyadarma dan Duslam, 2023). Di sisi lain, ketidakstabilan harga komoditas pangan tidak hanya berdampak pada petani dan nelayan, tetapi juga menjadi tantangan bagi pihak berwenang yang bertanggung jawab dalam pengendalian harga pasar. Proyeksi harga ke depan merupakan salah satu *input* penting bagi perumusan kebijakan agar keputusan yang diambil tidak hanya bersifat reaktif terhadap kondisi aktual, tetapi juga mempertimbangkan tren harga di masa mendatang (Erdianto, 2023; Chamidah et al., 2025).

Kebutuhan akan sistem prediksi harga komoditas pertanian yang akurat mendorong penerapan berbagai metode analitik. Metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) telah terbukti efektif diaplikasikan dalam pemodelan prediksi data *time series* di sektor pertanian. Cahyani et al., (2023) mengimplementasikan LSTM untuk memprediksi harga bahan pokok nasional dan memperoleh nilai RMSE terendah 0,0492 ($R^2 = 0,8852$). Hanum dan Ristono (2024) menerapkan LSTM dengan optimasi ADAM pada harga beras medium Kota Mojokerto dan menghasilkan RMSE terbaik 2,35%. Muhammad dan Nurhaida (2025) menggunakan LSTM untuk memprediksi harga kopi Robusta dan Arabika dengan RMSE masing-masing 1.021,5773

dan 2.589,6279. Keberhasilan implementasi LSTM dalam berbagai penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode ini mampu menangani data dengan pola yang kompleks, menjadikannya sangat potensial untuk diterapkan dalam memprediksi harga komoditas sektor pertanian di Provinsi Sulawesi Tenggara. Meskipun demikian, penelitian-penelitian terdahulu pada umumnya berfokus pada komoditas tunggal atau cakupan wilayah yang terbatas, serta belum mengeksplorasi potensi peningkatan akurasi melalui pendekatan *hybrid* antara LSTM dan algoritma lain. Riando dan Afyati (2024) menunjukkan bahwa XGBoost mampu menangkap pola kompleks pada data harga komoditas pangan dengan akurasi R^2 sebesar 92%, sehingga mengintegrasikan kemampuan koreksi residual XGBoost ke dalam arsitektur LSTM berpotensi menghasilkan prediksi yang lebih akurat, khususnya pada komoditas bervolatilitas tinggi. Di Sulawesi Tenggara sendiri, penelitian ARIMA pada harga cabai merah keriting menghasilkan MAPE 17,97%, yang masih tergolong tinggi (Qadri et al., 2025). Penelitian ini mengisi celah tersebut dengan mengembangkan model prediksi harga komoditas yang komprehensif menggunakan pendekatan *Hybrid* LSTM-XGBoost untuk 20 komoditas sektor pertanian di 17 kabupaten/kota Provinsi Sulawesi Tenggara, guna mendukung petani, nelayan, peternak, konsumen, dan pemerintah daerah dalam perencanaan produksi, distribusi pangan, serta pencapaian *Sustainable Development Goals* (SDGs) 1 (Tanpa Kemiskinan) pada target 1.1, 1.2, 1.4, dan 1.5.

2. KAJIAN TEORITIS

Sektor pertanian di Indonesia, khususnya di Provinsi Sulawesi Tenggara, memegang peranan strategis dalam perekonomian daerah dan penyerapan tenaga kerja. Pertanian dalam paradigma pembangunan berkelanjutan merupakan pendekatan terpadu yang mengintegrasikan pemanfaatan sumber daya manusia, sumber daya alam, dan teknologi demi tercapainya kesejahteraan masyarakat (Sidharta et al., 2021). Namun, salah satu tantangan utama yang dihadapi pelaku sektor ini adalah ketidakstabilan harga komoditas. Harga komoditas pertanian ditentukan melalui mekanisme tarik-menarik antara jumlah pasokan dan tingkat permintaan, dan bersifat sangat dinamis akibat berbagai faktor seperti siklus musim panen, kondisi cuaca, biaya produksi, serta kebijakan pemerintah (Marina et al., 2024). Fluktuasi harga yang tinggi menimbulkan ketidakpastian bagi petani, nelayan, dan peternak dalam merencanakan produksi dan pemasaran, sehingga berdampak negatif terhadap kesejahteraan mereka. Oleh karena itu, ketersediaan sistem prediksi harga yang akurat menjadi kebutuhan mendesak bagi seluruh pemangku kepentingan di sektor pertanian.

Prediksi atau *forecasting* adalah proses sistematis untuk memproyeksikan kondisi di masa mendatang berdasarkan penelusuran data historis dan identifikasi pola-pola yang terbentuk dari data tersebut. Akurasi prediksi bergantung pada kualitas data historis, pemilihan metode yang tepat, dan pemahaman terhadap faktor-faktor yang memengaruhi variabel yang diprediksi (Kurniawati et al., 2023). Metode prediksi secara umum terbagi atas dua kategori utama: metode statistik tradisional seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang menggunakan pendekatan analisis deret waktu linier, dan metode berbasis *machine learning* seperti jaringan syaraf tiruan yang mampu menangkap pola non-linier dalam data *time series* dengan lebih baik. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa ARIMA mampu memodelkan harga komoditas pertanian seperti cabai merah keriting dengan nilai MAPE 17,97%, meskipun masih terbatas pada data univariat dengan pola yang relatif stabil (Qadri dkk., 2025). Perkembangan metode *deep learning* telah membuka peluang untuk meningkatkan akurasi prediksi, terutama pada data dengan pola kompleks dan non-linier.

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan salah satu varian jaringan syaraf tiruan berulang (*Recurrent Neural Network/RNN*) yang dirancang khusus untuk mengatasi keterbatasan RNN konvensional, terutama dalam menangani masalah *vanishing gradient* dan ketergantungan jangka panjang pada data sekuensial (Cahyani et al., 2023). LSTM pertama kali diusulkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber pada tahun 1997 dan telah berkembang menjadi metode andal untuk pemodelan data *time series*. Keunggulan utama LSTM terletak pada unit spesifiknya yang dikenal sebagai *memory cell*, yang memungkinkan jaringan menyimpan informasi dalam jangka waktu panjang. Setiap sel LSTM terdiri dari tiga komponen utama yaitu *forget gate* yang menyeleksi informasi dari *cell state* sebelumnya yang perlu dilupakan atau dipertahankan, *input gate* yang menentukan nilai baru yang akan ditambahkan ke *cell state*, dan *output gate* yang mengendalikan informasi dari *cell state* yang akan menjadi keluaran. Ketiga gerbang ini bekerja secara sinergis menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* dan *tanh* untuk mengatur aliran informasi sehingga model mampu mempelajari ketergantungan jangka panjang dalam data secara efektif (Muhammad dan Nurhaida, 2025).

Efektivitas LSTM dalam prediksi harga komoditas pertanian telah dibuktikan oleh berbagai penelitian. Cahyani et al. (2023) mengimplementasikan LSTM untuk memprediksi harga bahan pokok nasional dan memperoleh nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) terendah 0,0492 dengan R^2 sebesar 0,8852 pada prediksi harga beras kualitas bawah II. Hanum dan Ristono (2024) menerapkan optimasi ADAM pada LSTM untuk memprediksi harga beras medium Kota Mojokerto dan menghasilkan RMSE 2,35% sebagai akurasi terbaik. Muhammad

dan Nurhaida (2025) menerapkan LSTM untuk prediksi harga kopi Arabika dan Robusta dengan hasil RMSE masing-masing 2.589,6279 dan 1.021,5773. Pada skala internasional, Gu dkk. (2022) mengembangkan model *Dual Input Attention* LSTM (DIA-LSTM) untuk prediksi harga komoditas pertanian dan berhasil mengungguli seluruh model pembanding dengan selisih MAPE 1,41–4,26%. Sun at al., (2024) membuktikan bahwa model dekomposisi sekunder berbasis LSTM mampu mengurangi MAE hingga 79,12% dibandingkan model *baseline* pada prediksi harga mingguan komoditas pertanian. Berbagai hasil ini menegaskan potensi besar LSTM dalam menangani data *time series* harga komoditas pertanian yang kompleks dan non-linier.

XGBoost (*Extreme Gradient Boosting*) adalah algoritma *machine learning* berbasis pohon keputusan yang memanfaatkan teknik *gradient boosting* secara bertahap untuk membangun model yang kuat dari sekumpulan model lemah. Algoritma ini dikenal karena kemampuannya yang sangat baik dalam menangkap pola kompleks dan non-linier pada data terstruktur. Riando dan Afiyati (2024) menunjukkan bahwa XGBoost mampu mencapai akurasi R^2 sebesar 92% pada data uji dalam prediksi harga cabai rawit di DKI Jakarta. Sari dkk. (2024) juga membuktikan bahwa GA-ELM (*Extreme Learning Machine* dioptimasi Algoritma Genetika) dan GA-LSTM secara konsisten unggul dibandingkan metode tradisional untuk berbagai komoditas pertanian internasional. Keunggulan XGBoost dalam memodelkan pola non-linier menjadikannya kandidat ideal untuk dipadukan dengan LSTM guna memperbaiki prediksi pada komoditas bervolatilitas tinggi.

Pendekatan *hybrid* LSTM-XGBoost merupakan arsitektur dua tahap di mana LSTM berfungsi sebagai model utama untuk menangkap pola temporal data *time series*, sementara XGBoost berperan sebagai *corrector* yang memprediksi kesalahan sistematis (residual) dari keluaran LSTM. Residual didefinisikan sebagai selisih antara harga aktual dan prediksi LSTM, di mana nilai positif menunjukkan LSTM cenderung memprediksi terlalu rendah (*underprediction*), dan nilai negatif menunjukkan prediksi terlalu tinggi (*overprediction*). Anamsyah at al., (2025) menegaskan bahwa pendekatan *deep learning* berbasis LSTM paling efektif dalam mengenali pola temporal dan musiman pada data harga komoditas yang fluktuatif, dan fitur-fitur yang merepresentasikan kondisi volatilitas secara eksplisit berkontribusi signifikan terhadap akurasi model. Dengan mengintegrasikan kemampuan LSTM dalam menangkap ketergantungan temporal jangka panjang dan kemampuan XGBoost dalam mengekstrak pola non-linier dari fitur kondisi pasar, pendekatan *hybrid* ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi prediksi secara bermakna, terutama untuk komoditas dengan fluktuasi harga tinggi seperti cabai.

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan metrik evaluasi yang paling umum digunakan untuk menilai akurasi model prediksi pada data *time series*. MAPE bersifat *scale-independent* sehingga dapat membandingkan akurasi model pada komoditas dengan skala harga berbeda (Gu et al., 2022). Secara matematis, MAPE dirumuskan sebagai berikut:

$$\text{MAPE} = \frac{100}{n} \times \sum_{t=1}^n \frac{|A_t - F_t|}{A_t} \times 100\% \dots\dots\dots(i)$$

Keterangan:

MAPE = *Mean Absolute Percentage Error* (persen)

n = jumlah data pengujian

A_t = nilai harga aktual pada waktu ke-t

F_t = nilai harga prediksi pada waktu ke-t

t = indeks waktu ($t = 1, 2, \dots, n$)

Nilai MAPE di bawah 10% dikategorikan sebagai prediksi yang sangat akurat, di bawah 20% sebagai prediksi yang baik, sedangkan nilai di atas 50% menunjukkan prediksi yang tidak akurat.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian terapan dengan pendekatan komputasional berbasis *deep learning* yang bertujuan mengembangkan dan membandingkan model prediksi harga komoditas sektor pertanian menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) tunggal dan *Hybrid LSTM-XGBoost*. Metode pengembangan sistem yang digunakan adalah *Rational Unified Process* (RUP) yang bersifat iteratif dan inkremental, mencakup empat fase utama yaitu *inception*, *elaboration*, *construction*, dan *transition* (Iacob dan Mihălcescu, 2021). Penelitian dilaksanakan selama empat bulan (Januari–April 2026) di Laboratorium *Computer Science & Artificial Intelligence*, Jurusan Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Halu Oleo, Kendari.

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa data historis harga harian komoditas sektor pertanian yang diperoleh dari Dinas Ketahanan Pangan Provinsi Sulawesi Tenggara. Data mencakup 20 jenis komoditas pertanian—meliputi bawang merah, bawang putih bonggol, beras medium, beras premium, cabai merah keriting, cabai rawit merah, daging ayam ras, garam konsumsi, gula konsumsi, ikan bandeng, ikan kembung, ikan tongkol, jagung TK peternak, kedelai biji kering, minyak goreng curah, minyak goreng kemasan, daging sapi murni, telur ayam ras, tepung terigu curah, dan tepung terigu kemasan—yang tersebar di 17 kabupaten/kota di Provinsi Sulawesi Tenggara. Periode pengamatan mencakup rentang 1

Januari 2023 hingga 31 Desember 2025, menghasilkan 1.095 data harian untuk setiap kombinasi komoditas-kabupaten/kota, dengan total keseluruhan sebanyak 362.776 data. Tahap *preprocessing* data dilakukan melalui serangkaian langkah sistematis. Pertama, pemeriksaan dan pembersihan data untuk mendeteksi serta menangani *missing values*, *outlier*, dan data duplikat (Santoso dan Priyadi, 2024). Kedua, *feature engineering* untuk membentuk 10 fitur *input* model LSTM yang mencakup: harga ternormalisasi (*harga_norm*), penanda hari raya (*hari_raya*), representasi siklus waktu (*sin_dow*, *cos_dow*, *sin_bln*, *cos_bln*), volatilitas *rolling* 30 hari (*volatility_norm*), momentum harga 7 hari (*momentum_norm*), karakter fluktuasi historis komoditas (*volatility_class*), dan posisi harga dalam rentang historis (*position_norm*) (Ericko dkk., 2023; Anamsyah dkk., 2025). Ketiga, normalisasi data menggunakan metode *Min-Max Scaling* per kombinasi kabupaten-komoditas yang dirumuskan pada Persamaan (8), untuk menyeragamkan skala data ke rentang [0, 1] (Muhammad dan Irawan, 2023):

$$X' = \frac{X - X'_{min}}{X'_{max} - X'_{min}} \dots\dots(ii)$$

Keterangan:

X' = nilai data setelah dinormalisasi

X = nilai data asli

X'_{min} = nilai minimum data pada kombinasi kabupaten-komoditas

X'_{max} = nilai maksimum data pada kombinasi kabupaten-komoditas

Keempat, pembentukan sekuens *sliding window* sepanjang 60 hari sebagai *input* model dengan *forecasting horizon* 30 hari ke depan. Dataset selanjutnya dibagi secara temporal menjadi data pelatihan (80%), validasi (10%), dan pengujian (10%) (Budiprasetyo at al., 2023). Arsitektur model LSTM yang dikembangkan merupakan model *multi-input* yang menerima tiga jalur masukan secara simultan. Jalur pertama memproses data deret waktu melalui dua lapisan LSTM dengan masing-masing 128 dan 64 unit, diikuti mekanisme *Bahdanau Attention* yang merangkum 60 representasi langkah waktu menjadi satu vektor konteks. Jalur kedua dan ketiga mengkodekan identitas kabupaten dan komoditas melalui lapisan *Embedding* berdimensi 8, memungkinkan model mempelajari representasi vektor padat sehingga wilayah atau komoditas dengan perilaku harga serupa berdekatan di ruang laten. Ketiga jalur digabungkan melalui lapisan *Concatenate*, kemudian melewati lapisan *Dense*(64, ReLU) dan *Dense*(30) yang menghasilkan 30 nilai prediksi harga sekaligus. Model dikompilasi menggunakan *optimizer* Adam (*learning rate* = 0,001) dengan fungsi *loss* MSE, serta mekanisme *EarlyStopping* (*patience* = 12) dan *ModelCheckpoint* untuk mencegah *overfitting* dan menyimpan bobot terbaik. Pelatihan dilakukan pada *Google Colaboratory* dengan

dukungan GPU. Mekanisme internal LSTM dikendalikan oleh tiga gerbang (*gate*) yang bekerja secara sinergis menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* (σ) dan *tanh* untuk mengatur aliran informasi. Berikut adalah formulasi matematis setiap gerbang (Muhammad dan Nurhaida, 2025):

$$f_t = \sigma(W_n[h_{t-1}, x_t] + b_n) \dots\dots\dots(iii)$$

Keterangan:

f_t = nilai *forget gate* pada langkah waktu t

σ = fungsi aktivasi *sigmoid* - memetakan nilai ke rentang $[0,1]$

W_n = matriks bobot *forget gate*

h_{t-1} = *hidden state* dari langkah waktu sebelumnya

x_t = vektor *input* pada langkah waktu t

b_n = vektor *bias forget gate*

$$i_t = \sigma(W^I[h_{t-1}, x_t] + b^I) \dots\dots\dots(iv)$$

Keterangan:

i_t = nilai *input gate* pada langkah waktu t

W^I = matriks bobot *input gate*

b^I = vektor *bias input gate*

$$\hat{C}_t = \tanh(W^c[h_{t-1}, x_t] + b^c) \dots\dots\dots(v)$$

Keterangan:

$\hat{C}_t$ = nilai kandidat informasi baru (*candidate cell state*)

$\tanh$ = fungsi aktivasi hiperbolik — memetakan nilai ke rentang $[-1, 1]$

W^c = matriks bobot *candidate cell*

b^c = vektor *bias candidate cell*

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \hat{C}_t \dots\dots\dots(vi)$$

Keterangan:

C_t = *cell state* yang diperbarui pada langkah waktu t

C_{t-1} = *cell state* dari langkah waktu sebelumnya

$\odot$ = operasi perkalian elemen per elemen (*Hadamard product*)

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \dots\dots\dots(vii)$$

Keterangan:

o_t = nilai *output gate* pada langkah waktu t

W_o = matriks bobot *output gate*

b_o = vektor *bias output gate*

$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t) \dots\dots\dots(viii)$$

Keterangan:

h_t = *hidden state* keluaran yang diteruskan ke lapisan berikutnya

Dalam implementasi penelitian ini, kedua lapisan LSTM masing-masing memproses sekuens 60 langkah waktu secara bertahap. Setiap keluaran h_t pada setiap langkah kemudian diproses oleh mekanisme *Bahdanau Attention* yang memberikan bobot perhatian berbeda sesuai relevansi setiap langkah waktu terhadap prediksi akhir (Muhammad dan Nurhaida, 2025). Komponen XGBoost dalam arsitektur *hybrid* berfungsi sebagai *corrector* yang mempelajari pola residual (kesalahan sistematis) dari prediksi LSTM. Sebanyak 30 model XGBoost dilatih secara terpisah, di mana model ke- h khusus memprediksi residual pada hari ke- h dalam horizon prediksi 30 hari. Setiap model menerima 29 fitur yang diekstrak dari *window* 60 hari data harga aktual, terdiri atas: (1) fitur *lag* harga (*lag*1, 2, 3, 7, 14, 30), (2) statistik *rolling* (rata-rata dan standar deviasi 7, 14, 30 hari serta koefisien variasi), (3) delta perubahan harga 7, 14, 30 hari, (4) fitur posisi dan interaksi volatilitas, (5) fitur temporal siklis, serta (6) kode identitas kabupaten dan komoditas. Parameter XGBoost yang digunakan adalah $n_estimators = 200$, $max_depth = 3$, $learning_rate = 0,05$, $subsample = 0,8$, dan $colsample_bytree = 0,8$. Prediksi akhir diperoleh dari penjumlahan prediksi LSTM dan koreksi residual XGBoost: Harga Final = Prediksi LSTM + Koreksi XGBoost (Riando dan Afyati, 2024).

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang dihitung pada data pengujian (10% dari dataset) untuk setiap kombinasi kabupaten-komoditas secara agregat atas seluruh 30 hari horizon prediksi, sebagaimana dirumuskan pada Persamaan (7). Nilai MAPE di bawah 10% dikategorikan sebagai prediksi yang sangat akurat (Gu dkk., 2022). Selain pengujian kinerja algoritma, dilakukan pula pengujian *Black Box* menggunakan teknik *equivalence partitioning* untuk memverifikasi seluruh fungsionalitas sistem berbasis *website* yang dikembangkan (Budiarto dan Yulian, 2022), serta pengujian *User Acceptance Testing* (UAT) dengan melibatkan 3 responden dari Dinas Ketahanan Pangan Provinsi Sulawesi Tenggara sebagai pemangku kebijakan. Hasil UAT diukur menggunakan skala *Likert* 1–5 dan diinterpretasikan berdasarkan kriteria persentase kelayakan sistem (Budisaputro et al., 2024).

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil implementasi dan pengujian sistem prediksi harga komoditas sektor pertanian di Provinsi Sulawesi Tenggara menggunakan model *Long Short-Term Memory* (LSTM) tunggal dan model *Hybrid LSTM-XGBoost*. Pembahasan mencakup hasil pelatihan model LSTM, perbandingan kinerja kedua model berdasarkan metrik MAPE, analisis per komoditas berdasarkan tingkat volatilitas harga, serta hasil pengujian *Black Box* dan *User Acceptance Testing* (UAT).

Pelatihan Model LSTM

Proses pelatihan model LSTM dilakukan dengan konfigurasi *batch size* = 64, batas maksimal 100 *epoch*, dan mekanisme *EarlyStopping* dengan *patience* = 12. Pelatihan berhenti pada *epoch* ke-12 dengan nilai MSE Loss pada data pelatihan turun secara konsisten dari 0,0170 menjadi 0,0077, sementara *Validation Loss* bergerak stabil di kisaran 0,0070-0,0105 tanpa indikasi *overfitting* yang signifikan. Pola serupa terlihat pada metrik MAE, di mana *Train* MAE turun dari 0,0830 ke 0,0558, sedangkan *Val* MAE bergerak di kisaran 0,045-0,063. Kondisi ini menunjukkan bahwa model LSTM berhasil dilatih dengan baik dan memiliki kemampuan generalisasi yang memadai terhadap data yang belum pernah dilihat.

Perbandingan Kinerja Model LSTM dan Hybrid LSTM-XGBoost

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model *Hybrid LSTM-XGBoost* secara konsisten menghasilkan nilai MAPE yang lebih rendah dibandingkan model LSTM tunggal di seluruh 30 hari horizon prediksi. Model LSTM tunggal mencatat rata-rata MAPE sebesar 5,52%, sedangkan model *Hybrid LSTM-XGBoost* berhasil menekan nilai ini menjadi 4,73%, setara dengan penurunan *error* sebesar 14,31%. Pada hari pertama prediksi, MAPE *Hybrid* hanya sebesar 2,19% berbanding 3,64% pada LSTM tunggal. Perbedaan ini semakin signifikan seiring bertambahnya horizon prediksi, yang mengonfirmasi bahwa koreksi residual XGBoost memberikan kontribusi semakin besar dalam memperbaiki prediksi jangka panjang. Secara keseluruhan, model *Hybrid LSTM-XGBoost* mengungguli LSTM tunggal pada 197 dari 331 kombinasi kabupaten-komoditas (59,5%), dengan rata-rata MAPE 4,73% yang berada di bawah ambang batas prediksi yang baik yaitu 10% (Gu et al., 2022).

Tabel 1. Perbandingan Rata-Rata MAPE LSTM dan Hybrid LSTM-XGBoost per Komoditas

Komoditas	MAPE LSTM (%)	MAPE Hybrid LSTM-XGBoost (%)
Daging Sapi Murni	0,48	0,42
Minyak Goreng Curah	1,25	1,49
Tepung Terigu Curah	2,13	1,70
Gula Konsumsi	2,74	2,01
Minyak Goreng Kemasan	1,65	2,12
Kedelai Biji Kering	1,60	2,20
Tepung Terigu Kemasan	2,86	2,45
Beras Premium	2,60	2,69
Beras Medium	2,77	3,08
Telur Ayam Ras	3,41	3,36
Daging Ayam Ras	4,12	3,87
Garam Konsumsi	6,12	3,92
Bawang Putih Bonggol	5,42	4,34
Ikan Bandeng	6,13	4,56
Ikan Tongkol	9,08	6,73
Ikan Kembung	8,29	6,78
Bawang Merah	8,42	7,80
Jagung TK Peternak	4,38	8,08
Cabai Merah Keriting	13,51	11,01
Cabai Rawit Merah	21,93	15,36
Rata-rata	5,52	4,73

Analisis Per Komoditas Berdasarkan Volatilitas Harga

Berdasarkan Tabel 1, terdapat pola yang jelas antara tingkat volatilitas harga komoditas dan efektivitas pendekatan *hybrid*. Komoditas dengan volatilitas tinggi menunjukkan peningkatan akurasi paling signifikan. Cabai rawit merah mengalami penurunan MAPE paling besar, dari 21,93% (LSTM) menjadi 15,36% (*Hybrid*), diikuti cabai merah keriting dari 13,51% menjadi 11,01%. Kedua komoditas ini memiliki nilai *coefficient of variation* (CV) 30 hari tertinggi di antara seluruh komoditas yang diuji. Peningkatan akurasi yang signifikan ini disebabkan kemampuan XGBoost dalam mengekstrak 29 fitur kondisi pasar terkini—termasuk *lag* harga, statistik *rolling*, dan interaksi volatilitas—sehingga mampu mengestimasi pola kesalahan LSTM secara lebih presisi pada kondisi pasar yang bergejolak, sebagaimana dikonfirmasi oleh (Anamsyah at al. (2025).

Di sisi lain, enam komoditas dengan volatilitas rendah justru menunjukkan penurunan akurasi ketika menggunakan model *Hybrid*, yaitu Jagung TK Peternak (MAPE naik dari 4,38% menjadi 8,08%), Kedelai Biji Kering (1,60% vs 2,20%), Minyak Goreng Curah (1,25% vs 1,49%), Minyak Goreng Kemasan (1,65% vs 2,12%), Beras Medium (2,77% vs 3,08%), dan Beras Premium (2,60% vs 2,69%). Komoditas-komoditas ini memiliki pola harga yang sangat stabil dan hampir linier dalam jangka menengah, sehingga LSTM tunggal sudah mampu memodelkan trennya dengan baik. Pada kondisi ini, koreksi residual XGBoost justru menangkap fluktuasi kecil yang bersifat acak sebagai sinyal, sehingga memperkenalkan *noise* tambahan yang menurunkan akurasi prediksi. Temuan ini selaras dengan Sari at al. (2024) yang

menegaskan bahwa pemilihan metode terbaik bergantung pada karakteristik data dan tingkat volatilitas komoditas yang diprediksi. Sebagai contoh kuantitatif, perbandingan harga aktual versus prediksi pada periode Januari 2026 menunjukkan perbedaan yang mencolok. Untuk Beras Medium di Kabupaten Bombana yang berpola stabil, prediksi LSTM menghasilkan deviasi rata-rata lebih kecil daripada model *Hybrid*. Sebaliknya, untuk Cabai Rawit Merah di Kabupaten Kolaka yang sangat fluktuatif, model *Hybrid* secara konsisten menghasilkan harga prediksi yang lebih mendekati harga aktual dibandingkan LSTM tunggal, dengan selisih yang semakin mengecil setelah koreksi XGBoost diterapkan.

Tampilan Antarmuka Sistem Website

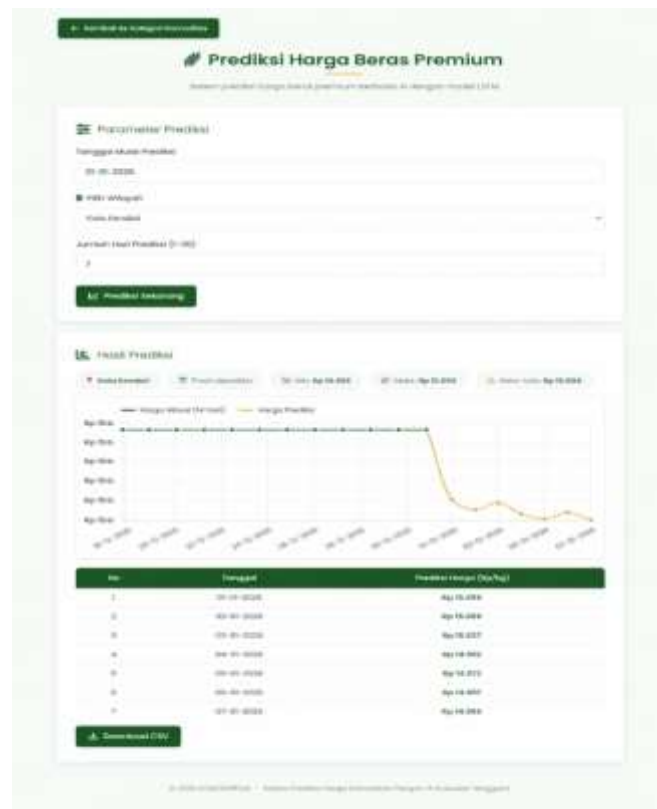
Sistem prediksi harga komoditas pertanian dikembangkan dalam bentuk aplikasi berbasis *website* yang dapat diakses oleh seluruh pemangku kepentingan, mulai dari petugas Dinas Ketahanan Pangan, petani, nelayan, peternak, hingga konsumen umum. Antarmuka sistem dirancang dengan prinsip *user-friendly* agar dapat dioperasikan tanpa keahlian teknis khusus. Berikut ini disajikan tampilan halaman-halaman utama sistem.



Gambar 1. Halaman Dashboard - Ringkasan harga terkini dan grafik tren 30 hari terakhir per komoditas dan kabupaten/kota

Gambar 1 menampilkan halaman dashboard sebagai halaman utama sistem yang menyajikan ringkasan harga terkini seluruh komoditas yang dipantau dalam bentuk kartu informasi serta grafik garis interaktif untuk menampilkan tren harga selama 30 hari terakhir.

Pada halaman ini, pengguna dapat memfilter data berdasarkan wilayah kabupaten/kota dan jenis komoditas guna memperoleh gambaran kondisi harga pasar secara cepat dan informatif. Selain itu, sistem juga menyediakan fitur data harga historis yang memuat rekam data harga harian sejak Januari 2023. Pengguna dapat melakukan penyaringan data berdasarkan rentang tanggal, jenis komoditas, dan wilayah kabupaten/kota, serta melihat visualisasi grafik secara interaktif. Data historis tersebut juga dapat diunduh dalam format CSV untuk mendukung kebutuhan analisis lebih lanjut.



Gambar 2. Halaman Prediksi Harga - Grafik Perbandingan Harga Aktual dan Hasil Prediksi 30 Hari ke Depan Beserta Tabel Nilai Prediksi Harian

Gambar 2 menyajikan halaman prediksi harga sebagai fitur utama sistem. Setelah pengguna memilih komoditas dan kabupaten/kota yang diinginkan, sistem secara otomatis menjalankan model *Hybrid* LSTM-XGBoost dan menampilkan grafik perbandingan antara harga aktual historis dengan prediksi harga untuk 30 hari ke depan. Di bawah grafik tersedia tabel rinci yang memuat nilai prediksi harga harian, serta tombol unduh hasil prediksi dalam format CSV.

KOMODIPEDIA

Input Data Komoditas
Input Harga Komoditas dalam satu tanggal

Admin User
Administrator

[Kembali ke Menu Input](#)

Input Data Harga Komoditas

Pilih Wilayah
-- Pilih Kabupaten/Kota --

Tanggal Input Data
22/04/2026

Masukkan Harga untuk Setiap Komoditas (Rp)

Bawang Merah (kg)	Rp	0
Bawang Putih Bonggol (kg)	Rp	0
Beras Medium (kg)	Rp	0
Beras Premium (kg)	Rp	0
Cabai Merah Kering (kg)	Rp	0
Cabai Rawit Merah (kg)	Rp	0
Caping Ayam Ras (kg)	Rp	0
Garen Kacang (kg)	Rp	0
Gula Kacang (kg)	Rp	0
Kacang Bawang (kg)	Rp	0
Kacang Kacang (kg)	Rp	0
Kacang Tanah (kg)	Rp	0
Jagung Tl. Peternak (kg)	Rp	0
Kedelai Biji Kering (kg)	Rp	0
Minyak Goreng Cuka (liter)	Rp	0
Minyak Goreng Komatsu (liter)	Rp	0
Caping Sapi Merah (kg)	Rp	0
Tekur Ayam Ras (kg)	Rp	0
Tepung Terigu (Cakra) (kg)	Rp	0
Tepung Terigu Kemaman (kg)	Rp	0

[Reset Form](#) [Simpan Semua Data](#)

Gambar 3. Halaman Manajemen Data Harga (Admin) - Formulir penginputan data harga harian komoditas

Gambar 3 menampilkan halaman manajemen data yang hanya dapat diakses oleh administrator sistem, yaitu petugas Dinas Ketahanan Pangan. Melalui halaman ini, petugas dapat melakukan penginputan data harga harian secara manual.



Gambar 4. Halaman Artikel Dan Informasi - Konten Edukasi Pertanian, Perikanan, dan Peternakan yang dapat Dikelola oleh Admin

Gambar 4 menampilkan halaman artikel yang berfungsi sebagai media informasi dan edukasi bagi pengguna. Petugas admin dapat mempublikasikan artikel seputar praktik pertanian yang baik, informasi pemasaran komoditas, dan kebijakan pangan terbaru. Fitur ini memperluas manfaat sistem melampaui fungsi prediksi harga semata, menjadikannya platform informasi pertanian yang komprehensif bagi masyarakat Sulawesi Tenggara.

Pengujian *Black Box* dan *User Acceptance Testing (UAT)*

Pengujian *Black Box* dilakukan terhadap 21 skenario fungsionalitas sistem yang mencakup seluruh fitur, baik pada sisi admin maupun pengguna umum. Seluruh skenario menunjukkan hasil valid, yang berarti setiap fitur berjalan sesuai dengan spesifikasi yang telah ditetapkan. Fitur-fitur yang diuji meliputi autentikasi *log in*, manajemen artikel, pengelolaan data harga komoditas, visualisasi dan unduh data historis, serta prediksi harga menggunakan model LSTM beserta fungsi unduh hasil prediksi dalam format CSV (Budiarto dan Yulian, 2022). Pengujian *User Acceptance Testing (UAT)* melibatkan 3 responden dari Dinas Ketahanan Pangan Provinsi Sulawesi Tenggara selaku pemangku kepentingan utama. Dari total 30 penilaian ($3 \text{ responden} \times 10 \text{ pertanyaan}$), sebanyak 20 penilaian (66,67%) berada pada kategori Sangat Setuju dan 10 penilaian (33,33%) pada kategori Setuju, sedangkan kategori Netral, Tidak Setuju, dan Sangat Tidak Setuju masing-masing memperoleh 0%. Berdasarkan kriteria interpretasi nilai UAT, persentase keseluruhan sebesar 100% berada pada skala kelayakan tertinggi (Budisaputro et al., 2024). Hasil ini menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan dinilai layak, mudah digunakan tanpa keahlian teknis khusus, dan mampu mendukung pengambilan keputusan terkait stabilisasi harga komoditas pangan di Provinsi Sulawesi Tenggara.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem prediksi harga komoditas sektor pertanian di Provinsi Sulawesi Tenggara menggunakan model *Hybrid LSTM-XGBoost* dengan horizon prediksi 30 hari untuk 20 komoditas di 17 kabupaten/kota. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model *Hybrid LSTM-XGBoost* menghasilkan rata-rata MAPE sebesar 4,73%, lebih rendah dibandingkan LSTM tunggal yang mencapai 5,52%, setara dengan penurunan *error* sebesar 14,31%. Model *Hybrid* terbukti lebih efektif pada komoditas bervolatilitas tinggi seperti cabai rawit merah (MAPE turun dari 21,93% menjadi 15,36%) dan cabai merah keriting (dari 13,51% menjadi 11,01%), karena komponen XGBoost mampu mengekstrak pola kesalahan sistematis LSTM dari 29 fitur kondisi pasar. Sebaliknya, LSTM tunggal lebih optimal pada komoditas berpola stabil seperti minyak goreng curah, beras medium, dan kedelai, karena koreksi residual XGBoost justru memperkenalkan *noise* tambahan. Pengujian *Black Box* terhadap 21 skenario fungsionalitas menunjukkan seluruh fitur sistem berjalan sesuai spesifikasi, dan *User Acceptance Testing* oleh 3 responden Dinas Ketahanan Pangan Provinsi Sulawesi Tenggara menghasilkan tingkat kelayakan 100%, yang mengonfirmasi bahwa sistem mudah digunakan dan relevan untuk mendukung pengambilan keputusan kebijakan pangan daerah.

Berdasarkan temuan penelitian, terdapat beberapa saran untuk pengembangan lebih lanjut. Pertama, perlu dipertimbangkan penerapan dua jalur model secara adaptif: model *Hybrid LSTM-XGBoost* untuk komoditas dengan volatilitas tinggi dan LSTM tunggal untuk komoditas berpola stabil, guna memaksimalkan akurasi prediksi secara keseluruhan. Kedua, penelitian berikutnya dapat mengintegrasikan fitur eksternal seperti data curah hujan, harga bahan bakar minyak, dan indeks musiman tahunan sebagai variabel tambahan untuk meningkatkan akurasi prediksi komoditas seperti cabai yang sangat dipengaruhi kondisi cuaca. Ketiga, pengembangan sistem dapat diarahkan pada integrasi data harga secara *real-time* melalui antarmuka pemrograman aplikasi (API) dengan sistem informasi pangan nasional, sehingga model dapat diperbarui secara otomatis tanpa ketergantungan pada input manual. Keempat, cakupan penelitian dapat diperluas ke provinsi lain di Indonesia Timur yang memiliki karakteristik agraris serupa untuk menguji generalisasi model. Kelima, eksplorasi arsitektur *deep learning* terbaru seperti *Transformer* atau *Temporal Fusion Transformer* berpotensi memberikan akurasi yang lebih baik pada data *time series* multivariat jangka panjang.

DAFTAR REFERENSI

- Anamsyah, H. A., Diyasa, I. G. S. M., & Sihananto, A. N. (2025). Perbandingan model XGBoost, LSTM, dan Neural Prophet untuk prediksi harga cabai rawit merah di Jawa Timur. *Seminar Nasional Informatika Bela Negara (SANTIKA)*, 5(2), 31–39.
- Budiprasetyo, G., Hani'ah, M., & Aflah, D. Z. (2023). Prediksi harga saham syariah menggunakan Long Short-Term Memory dengan optimasi hyperparameter. *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi (TEKNOSI)*, 8(3), 164–172.
- Budiarto, S. P., & Yulian, D. (2022). Pengujian black box pada aplikasi jemput sampah online Desa Rejosari menggunakan teknik equivalence partitions. *Seminar Nasional Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat*, 90–95.
- Cahyani, J., Mujahidin, S., & Fiqar, T. P. (2023). Implementasi metode Long Short-Term Memory (LSTM) untuk memprediksi harga bahan pokok nasional. *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (JustIN)*, 11(2), 346–357.
- Chamidah, N., Kurniawan, A., Hendradi, R., Fatmawati, Kristanti, A. N., Siregar, N. R. A. A., Wulandari, N., Aminy, A., & Herdianto, M. H. (2025). Optimalisasi analisis harga komoditas daging dan telur ayam di Jawa Timur dengan pendekatan regresi semiparametrik. *Jurnal Litbang Kebijakan*, 19(1), 87–98.
- Dinosgrowit. (2025). *Mengenal 5 jenis tanah yang tepat untuk Anda bercocok tanam*. <https://dinosgrow.com/mengenal-5-jenis-tanah-yang-tepat-untuk-anda-bercocok-tanam/>
- Erdianto, M. A. (2023). Perancangan model peramalan jangka pendek harga komoditas pertanian di Indonesia menggunakan machine learning. *Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer (KLIK)*, 3(4), 338–346.
- Ericko, T., Lauro, M. D., & Handhayani, T. (2023). Prediksi harga pangan di pasar tradisional Kota Surabaya dengan metode LSTM. *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi (JIKSI)*, 11(2), 1–5.
- GeografMuda. (2022). *Geografi Provinsi Sulawesi Tenggara*. <https://www.geografi.org/2022/04/geografi-provinsi-sulawesi-tenggara.html>
- Gu, Y. H., Jin, D., Yin, H., Zheng, R., Piao, X., & Yoo, S. J. (2022). Forecasting agricultural commodity prices using dual input attention LSTM. *Agriculture*, 12(256), 1–18. <https://doi.org/10.3390/agriculture12020256>
- Hanum, D., & Ristono, J. (2024). Optimasi akurasi pemodelan prediksi harga beras medium Kota Mojokerto dengan LSTM. *Indonesian Research Journal on Education (IRJE)*, 4(4), 1454–1462.
- Humas Sekretariat Kabinet Republik Indonesia. (2022). *Indonesia negara agraris dan maritim, tapi banyak petani dan nelayan belum sejahtera*. <https://setkab.go.id/indonesia-negara-agraris-dan-maritim-tapi-banyak-petani-dan-nelayan-belum-sejahtera/>
- Iacob, I., & Mihălcescu, C. O. (2021). Designing an IT system using the unified relational process. *Journal of Information Systems & Operations Management*, 15(2), 165–174.
- Iswenda, B. A. (2024). 47,94% penduduk miskin ekstrem bekerja di sektor pertanian. *GoodStats*. <https://goodstats.id/article/47-94-penduduk-miskin-ekstrem-bekerja-di-sektor-pertanian-AXkLv>
- Kurniawati, A., Ahmad, M. S., Fhadli, M., & Lutfi, S. (2023). Analisis perbandingan metode time series forecasting untuk prediksi penjualan obat di apotek (studi kasus: Kimia

- Farma Apotek Takoma). *Jurnal Jaringan dan Teknologi Informasi (JATI)*, 3(1), 96–106.
- Marina, I., Sukmawati, D., Juliana, E., & Safa, Z. N. (2024). Dinamika pasar komoditas pangan strategis: Analisis fluktuasi harga dan produksi. *Paspalum: Jurnal Ilmiah Pertanian*, 12(1), 160–168.
- Muhammad, R., & Nurhaida, I. (2025). Penerapan LSTM dalam deep learning untuk prediksi harga kopi jangka pendek dan jangka panjang. *Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika (JIPI)*, 10(1), 554–564.
- Muhammad, T. A. F., & Irawan, M. I. (2023). Implementasi Long Short-Term Memory (LSTM) untuk prediksi intensitas curah hujan (studi kasus: Kabupaten Malang). *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 12(1), 34–39.
- Nugroho, F. W., Handrian, M. F., Khaikal, M., & Malik, A. (2025). Pengaruh harga terhadap jumlah penawaran produk pertanian di Indonesia. *Jurnal Manajemen Bisnis Syariah*, 2(1), 59–67.
- Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian, Sekretariat Jenderal–Kementerian Pertanian. (2024). *Statistik penduduk dan kemiskinan sektor pertanian tahun 2024*. [https://satudata.pertanian.go.id/assets/docs/publikasi/Statistik Penduduk dan Kemiskinan Sektor Pertanian 2024 compressed.pdf](https://satudata.pertanian.go.id/assets/docs/publikasi/Statistik_Penduduk_dan_Kemiskinan_Sektor_Pertanian_2024_compressed.pdf)
- Qadri, M. V. A., Saputra, R. A., & Pramono, B. (2025). Red curly chili forecast in Southeast Sulawesi using autoregressive integrated moving average (ARIMA). *Jurnal CoreIT*, 11(1), 103–110.
- Riando, D., & Afiyati. (2024). Implementasi algoritma XGBoost untuk memprediksi harga jual cabai rawit di DKI Jakarta. *Eduvest – Journal of Universal Studies*, 4(9), 7877–7889.
- Santoso, L., & Priyadi. (2024). Mengoptimalkan proses pembersihan data dalam analisis big data menggunakan pipeline berbasis AI. *Jurnal Elektronika dan Komputer*, 17(2), 657–666.
- Sari, M., Duran, S., Kutlu, H., Guloglu, B., & Atik, Z. (2024). Various optimized machine learning techniques to predict agricultural commodity prices. *Neural Computing and Applications*, 36, 11439–11459. <https://doi.org/10.1007/s00521-023-09123-0>
- Setyadarma, D. M., & Duslam, V. P. (2023). Rendahnya posisi tawar nelayan Eretan Kulon di dunia maritim. *Sapientia Humana: Jurnal Sosial Humaniora*, 3(1), 37–46.
- Sidharta, V., Tambunan, R. M., Azwar, & Ghaniyyu, A. (2021). Suatu kajian: Pembangunan pertanian Indonesia. *Kajian Ilmu Sosial (KAIS)*, 2(2), 229–232.
- Sun, C., Pei, M., Cao, B., Chang, S., & Si, H. (2024). A study on agricultural commodity price prediction model based on secondary decomposition and long short-term memory network. *Agriculture*, 14(60), 1–21. <https://doi.org/10.3390/agriculture14010060>