JURNAL ELTEK
Vol. 24, No. 2, Oktober 2026, hal. 186~195
p-ISSN: 1693 – 4024 | e-ISSN: 2355-0740
DOI: 10.33795/eltek.v24i2.10868

Sistem prediksi produksi padi di Pulau Jawa menggunakan *long short term memory* berbasis *website*

Shafa Zahira Nailatus Syahida[1], Hadiwiyatno[2], Hendro Darmono[3]
e-mail: shafazahirans@gmail.com, hadiwiyatno@polinema.ac.id, hendro.darmono@polinema.ac.id
[1, 2, 3]Jurusan Teknik Elektro, Politeknik Negeri Malang, Indonesia

Informasi Artikel

Riwayat Artikel

Diterima 3 Agustus 2026
Direvisi 13 Oktober 2026
Diterbitkan 30 Oktober 2026

Kata kunci:
Long Short Term Memory
Prediksi
Produksi Padi

ABSTRAK

Padi merupakan komoditas pangan utama di Indonesia sehingga kestabilan produksinya penting bagi ketahanan pangan nasional. Selama periode 2021–2024, produksi padi di Pulau Jawa menurun sebesar 6,16%, sedangkan jumlah penduduk meningkat 2,71%. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model *Long Short Term Memory* untuk memprediksi produksi padi empat bulan ke depan pada enam provinsi di Pulau Jawa dalam sistem berbasis web. Model menggunakan data produksi padi, luas panen, dan variabel iklim periode Januari 2018–Desember 2025. Penelitian meliputi *preprocessing* data, pengujian 216 kombinasi *hyperparameter*, *training* dengan optimizer Adam, serta evaluasi menggunakan galat absolut rata-rata, akar galat kuadrat rata-rata, dan persentase galat absolut rata-rata. Hasil penelitian menunjukkan bahwa setiap provinsi memiliki konfigurasi hyperparameter terbaik yang berbeda. Berdasarkan persentase galat absolut rata-rata, model menghasilkan akurasi sangat baik di Jawa Timur, baik di Jawa Tengah, Jawa Barat, dan Daerah Istimewa Yogyakarta, cukup di Banten, serta buruk di Daerah Khusus Ibukota Jakarta.

Keywords:

Forecasting
Long Short Term Memory
Rice Production

ABSTRACT

Rice is Indonesia's primary staple crop, making production stability essential for maintaining national food security. During the period of 2021–2024, rice production on Java Island decreased by 6.16%, while the population increased by 2.71%. This study aims to develop a Long Short-Term Memory model to forecast rice production for the next four months across six provinces on Java Island through a web-based system. The model utilizes historical data on rice production, harvested area, and climate variables from January 2018 to December 2025. The research includes data preprocessing, evaluation of 216 hyperparameter combinations, model training using the Adam optimizer, and performance evaluation using mean absolute error, root mean squared error, and mean absolute percentage error. The results indicate that each province requires a different optimal hyperparameter configuration. Based on the mean absolute percentage error, the model achieved very good accuracy in East Java, good accuracy in Central Java, West Java, and the Special Region of Yogyakarta, fair accuracy in Banten, and poor accuracy in Jakarta.

Penulis Korespondensi:
Shafa Zahira Nailatus Syahida,
Jurusan Teknik Elektro,
Politeknik Negeri Malang,
Jl. Soekarno Hatta No. 9, Malang, Jawa Timur, Indonesia.
Email: shafazahirans@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Padi merupakan komoditas pangan utama di Indonesia sehingga beras menjadi salah satu kebutuhan pokok bagi masyarakat Indonesia. Pulau Jawa memiliki salah satu peran penting yaitu produksi beras yang menjadi bahan makanan pokok sebagai sumber karbohidrat. Namun, dalam periode 2021-2024 produksi padi di Pulau Jawa menurun sebanyak 6,16% sedangkan jumlah penduduk mengalami kenaikan 2,71% [1]. Kondisi ini menunjukkan bahwa produksi padi dalam negeri belum stabil untuk memenuhi kebutuhan beras yang terus meningkat. Dalam upaya menjaga stabilitas ketersediaan pangan di tengah pertumbuhan penduduk yang terus meningkat, pemerintah memerlukan sistem prediksi produksi padi. Hal ini sesuai dengan Undang-Undang Nomor 18 Tahun 2012 Bab X tentang sistem informasi pangan yang mewajibkan pemerintah untuk mengembangkan sistem informasi pangan guna kepentingan perencanaan, stabilitas pasokan, serta sebagai sistem peringatan dini terhadap masalah pangan [2].

Sejak tahun 2018 Badan Pusat Statistik menggunakan metode Kerangka Sampel Area (KSA) dengan menggunakan citra satelit dan verifikasi lapangan untuk mengestimasi luas panen berdasarkan pengamatan pada area sampel tertentu kemudian dikombinasikan dengan produktivitas untuk memperoleh angka produksi padi [3]. Metode KSA efektif untuk menghasilkan estimasi produksi padi berbasis pengamatan, namun memiliki keterbatasan dalam memprediksi jangka panjang dan prediksi produksi ketika kondisi iklim tidak menentu. Faktor iklim seperti curah hujan, suhu, kelembapan, radiasi matahari memengaruhi pertumbuhan padi dan kualitas hasil panen [4]. Penelitian terdahulu berjudul "Prediksi Padi Menggunakan Algoritma *Long Short Term Memory*" membuktikan bahwa metode *Long Short Term Memory* untuk memprediksi produksi padi sangat efektif dalam mempelajari pola jangka panjang dan data time series yang kompleks. Namun, penelitian tersebut hanya berfokus pada data produksi saja tanpa mempertimbangkan faktor lainnya yang memengaruhi produksi padi [5].

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini mengembangkan sistem prediksi produksi padi menggunakan metode *Long Short Term Memory* dengan menambahkan variabel iklim agar hasil prediksi lebih relevan dengan kondisi nyata. Sistem ini dirancang untuk memprediksi produksi padi hingga empat bulan ke depan pada enam provinsi di Pulau Jawa serta diimplementasikan dalam *website* bertujuan agar hasil prediksi dapat diakses dengan mudah sehingga dapat berfungsi sebagai informasi agar produksi padi dapat dikelola dengan tepat.

Long Short Term Memory (LSTM) merupakan pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dirancang untuk mengatasi permasalahan vanishing gradient sehingga mampu mempelajari ketergantungan data jangka panjang pada deret waktu. Arsitektur LSTM memanfaatkan forget gate, input gate, dan output gate untuk mengatur informasi yang dipertahankan, diperbarui, maupun dikeluarkan selama proses pembelajaran. Kemampuan tersebut menjadikan LSTM banyak digunakan pada berbagai permasalahan prediksi *time series* karena mampu mengenali pola data yang kompleks dan fluktuatif [6].

Arsitektur LSTM terdiri atas *cell state* (C_t) yang berfungsi sebagai memori jangka panjang, dan *hidden state* (h_t) yang berfungsi sebagai keluaran pada setiap langkah waktu. Aliran informasi pada kedua komponen tersebut diatur oleh tiga gerbang, yaitu *forget gate*, *input gate*, dan *output gate* [7]. *Forget gate* menentukan informasi yang perlu dipertahankan atau dihapus dari *cell state* sebelumnya menggunakan fungsi aktivasi sigmoid, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$f_t = \sigma\left(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f\right) \quad (1)$$

dengan f_t adalah nilai *forget gate*, σ adalah fungsi sigmoid, W_f adalah matriks bobot, h_{t-1} adalah *hidden state* sebelumnya, x_t adalah input saat ini, dan b_f adalah nilai bias. Selanjutnya, *input gate* menentukan informasi baru yang ditambahkan ke dalam *cell state*, kemudian dibentuk kandidat nilai baru, dan *cell state* diperbarui sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (2) hingga (4).

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$\tilde{C}_t = tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times \tilde{C}_t \quad (4)$$

dengan i_t adalah nilai *input gate*, $\tilde{C}_t$ adalah kandidat nilai *cell state* baru, tanh adalah fungsi aktivasi *hyperbolic tangent*, serta C_t dan C_{t-1} masing-masing adalah *cell state* saat ini dan sebelumnya. Terakhir, *output gate* menentukan keluaran yang menjadi *hidden state* baru berdasarkan *cell state* yang telah diperbarui, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (5) dan (6).

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t \times tanh(C_t) \quad (6)$$

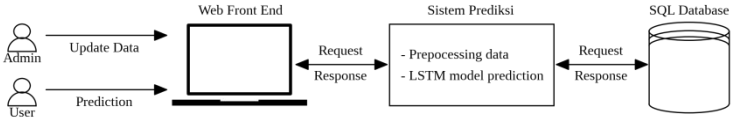
dengan o_t adalah nilai *output gate* dan h_t adalah *hidden state* saat ini. Melalui mekanisme ketiga gerbang tersebut, LSTM mampu mempertahankan informasi yang relevan dalam jangka panjang sehingga dapat menangkap pola iklim yang fluktuatif di Pulau Jawa untuk menghasilkan prediksi produksi padi yang lebih akurat dibandingkan metode konvensional.

Beberapa penelitian telah membuktikan efektivitas metode LSTM pada bidang pertanian. Penelitian "Prediksi Padi Menggunakan Algoritma *Long Short Term Memory*" menunjukkan bahwa LSTM mampu menghasilkan prediksi produksi padi yang lebih baik dibandingkan metode konvensional, namun hanya menggunakan data historis produksi padi sebagai variabel masukan [5]. Penelitian oleh Aslam dan Farhan (2024) berjudul "Enhancing Rice Yield Prediction: A Deep Fusion Model Integrating ResNet50-LSTM with Multi Source Data" mengembangkan model gabungan ResNet50-LSTM untuk memprediksi hasil panen padi di Distrik Gujranwala, Pakistan, dengan mengintegrasikan data citra satelit, variabel meteorologi, dan kondisi tanah. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa penggabungan data penginderaan jauh dan variabel lingkungan berpotensi meningkatkan kemampuan model dalam mempelajari pola hasil panen [8]. Penelitian lain mengenai prediksi hasil pertanian berbasis LSTM menunjukkan bahwa penambahan variabel lingkungan dapat meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola produksi tanaman [9]. Selain itu, penelitian mengenai prediksi deret waktu menggunakan LSTM juga menunjukkan bahwa proses optimasi hyperparameter memberikan pengaruh yang signifikan terhadap performa model sehingga pemilihan konfigurasi parameter menjadi salah satu faktor penting dalam meningkatkan akurasi prediksi [10].

Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, masih terdapat beberapa keterbatasan yaitu belum menggabungkan variabel produksi padi, luas panen, dan faktor iklim secara bersamaan serta belum mengimplementasikan model ke dalam sistem berbasis *website* yang dapat digunakan secara langsung oleh pengguna. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan model LSTM menggunakan data produksi padi, luas panen, suhu udara, kelembapan udara, kelembapan tanah, curah hujan, dan radiasi matahari. Optimasi model dilakukan menggunakan *Grid Search* untuk memperoleh kombinasi *hyperparameter* terbaik pada masing-masing provinsi, kemudian model diimplementasikan ke dalam sistem berbasis *website* untuk memprediksi produksi padi empat bulan ke depan pada enam provinsi di Pulau Jawa. Performa model dievaluasi menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

2. METODE PENELITIAN

2.1 Perancangan Sistem



Gambar 1. Blok Diagram Sistem

Gambar 1 menunjukkan rancangan sistem prediksi produksi padi berbasis *website* menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM). Sistem memiliki dua jenis pengguna, yaitu admin dan pengguna umum, yang berinteraksi melalui antarmuka web. Permintaan pengguna diteruskan ke sistem prediksi yang dibangun menggunakan Flask untuk memproses data melalui tahapan preprocessing dan model LSTM sehingga menghasilkan prediksi produksi padi. Selama proses tersebut, sistem terhubung dengan database MySQL untuk mengambil dan menyimpan data yang diperlukan. Hasil prediksi kemudian dikirim kembali ke antarmuka web agar dapat ditampilkan kepada pengguna.

2.2 Pengumpulan Data

Data yang digunakan berupa data bulanan periode Januari 2018 hingga Desember 2025 pada enam provinsi di Pulau Jawa yaitu Banten, DKI Jakarta, Jawa Barat, DI Yogyakarta, Jawa Tengah, dan Jawa Timur. Data produksi padi (ton) dan luas panen (ha) diperoleh dari *website* Badan Pusat Statistik (BPS) pada setiap provinsi, sedangkan data iklim berupa suhu udara (°C), kelembapan (%), kelembapan tanah (m^3/m^3), curah hujan (mm), dan radiasi matahari (MJ/m^2) diperoleh dari *website* Google Earth Engine dengan memasukkan *script* yang telah disusun kemudian menekan tombol Run untuk memproses pengolahan data selanjutnya hasil tersebut diekspor dalam format CSV dan dapat diunduh melalui Google Drive. Batas wilayah provinsi diambil dari dataset administratif GAUL 2015 level 1 dengan penyaringan berdasarkan nama negara Indonesia dan nama provinsi. Suhu udara, kelembapan tanah, dan radiasi matahari bersumber dari ERA5-Land (resolusi spasial nominal sekitar 0,1°), sedangkan curah hujan bersumber dari CHIRPS (resolusi spasial nominal sekitar 0,05°). Kelembapan udara relatif dihitung berdasarkan suhu udara dan suhu titik embun dari ERA5-Land menggunakan persamaan Magnus. Data ERA5-Land menggunakan citra bulanan, sedangkan curah hujan CHIRPS harian dijumlahkan untuk memperoleh akumulasi curah hujan bulanan dalam milimeter. Suhu udara dikonversi ke °C, sedangkan radiasi matahari dikonversi dari J/m² menjadi MJ/m² dengan membaginya dengan 1.000.000.

2.3 *Preprocessing* Data

Terdapat empat tahapan dalam *preprocessing* yaitu filterisasi data, pembersihan data, normalisasi data, dan pembentukan *sequence.* Filterisasi data dilakukan dengan memilih data enam provinsi di Pulau Jawa serta tujuh variabel, yaitu suhu udara, kelembapan udara, kelembapan tanah, curah hujan, radiasi matahari, luas panen,

dan produksi padi. Selanjutnya pembersihan data dilakukan untuk menangani nilai yang hilang (*missing value*) menggunakan metode *Forward Fill* yaitu mengisi nilai kosong menggunakan nilai valid terakhir dari baris sebelumnya dan *Backward Fill* yaitu mengisi nilai kosong menggunakan nilai valid pertama pada baris berikutnya. Jika masih terdapat nilai kosong setelah melakukan kedua metode tersebut maka sistem akan mengisi dengan nol [11]. Kemudian normalisasi data dilakukan menggunakan metode *Min-Max Scaling* untuk menyamakan rentang nilai setiap variabel ke dalam rentang 0 hingga 1 agar tidak terjadi dominasi variabel dengan skala yang lebih besar selama proses training, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (7).

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (7)$$

dengan x' adalah nilai data hasil normalisasi, x adalah nilai data sebelum normalisasi, serta x_{max} dan x_{min} masing-masing adalah nilai maksimum dan minimum pada data. Berikutnya data hasil normalisasi dibentuk menjadi rangkaian data runtut waktu (*sequence*) menggunakan teknik *sliding window*, yaitu sejumlah data historis sepanjang *time step* tertentu digunakan sebagai masukan (*input sequence*), sedangkan data pada periode berikutnya digunakan sebagai target sehingga model dapat mempelajari hubungan antara data masa lalu dan nilai yang akan diprediksi.

2.4 Pembangunan Model LSTM

Proses pembangunan model LSTM dilakukan melalui pencarian konfigurasi terbaik menggunakan *Grid Search* terhadap kombinasi *hyperparameter* yang terdiri atas jumlah neuron, jumlah *layer*, *epoch*, *batch size*, *time step*, dan rasio pembagian data latih serta data uji. Setiap kombinasi dilatih menggunakan *optimizer* Adam dengan fungsi loss *Mean Squared Error* (MSE) karena dapat dioptimalkan melalui proses penurunan gradien dan memberikan penalti lebih besar terhadap kesalahan prediksi yang besar, kemudian dievaluasi berdasarkan nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE). Kombinasi dengan nilai RMSE terkecil dipilih sebagai model terbaik pada masing-masing provinsi. Variasi *hyperparameter* yang digunakan pada proses Grid Search ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Variasi Konfigurasi Hyperparameter

Hyperparameter	Variasi	Nilai Pengujian
Jumlah Neuron	3	32, 64, 128
Epoch	2	100, 200
Batch Size	3	8, 16, 32
Jumlah Layer	2	1, 2
Time step	3	6, 12, 24
Split data	2	80:20, 90:10

Nilai hyperparameter ditentukan sesuai dengan karakteristik data yang terdiri atas 96 data bulanan setiap provinsi. Jumlah neuron (32, 64, 128) dan jumlah layer (1 dan 2) dibatasi pada kapasitas kecil hingga sedang untuk mengurangi risiko *overfitting*. Time step 6, 12, dan 24 bulan digunakan untuk menguji kemampuan model dalam menangkap pola musiman produksi padi. Batch size dipilih dari nilai kecil hingga sedang agar pembaruan bobot tetap sering namun stabil, sedangkan epoch (100 dan 200) ditetapkan sebagai batas maksimum pelatihan yang dikendalikan oleh EarlyStopping. Rasio pembagian data 80:20 dan 90:10 dipilih karena lazim digunakan pada data deret waktu, dengan 90:10 memberikan data latih lebih panjang dan 80:20 menyisakan data uji lebih banyak. Berdasarkan enam parameter tersebut, sebanyak 216 kombinasi diuji untuk setiap provinsi guna memperoleh konfigurasi terbaik. Nilai akhir pada setiap provinsi dipilih dari kombinasi dengan RMSE terkecil.

Untuk mengurangi risiko *overfitting*, diterapkan *dropout* sebesar 0,2 setelah setiap lapisan LSTM, yaitu dengan menonaktifkan 20% neuron secara acak selama pelatihan agar model tidak terlalu bergantung pada neuron tertentu. *Dropout* tidak aktif saat prediksi. Selain itu, digunakan *EarlyStopping* dengan parameter monitor='val_loss', patience=10, dan restore_best_weights=True. Mekanisme ini memantau nilai *validation loss* pada setiap *epoch* dan menghentikan pelatihan apabila nilainya tidak membaik selama 10 *epoch* berturut-turut. Selanjutnya, bobot model dengan *validation loss* terbaik dipulihkan. Data validasi diambil dari 10% bagian akhir data latih. Dengan demikian, nilai *epoch* 100 dan 200 merupakan batas maksimum pelatihan, sedangkan jumlah *epoch* aktual bergantung pada kapan pelatihan dihentikan oleh *EarlyStopping*. Regularisasi L1 dan L2 tidak diterapkan. Model terbaik selanjutnya digunakan untuk melakukan prediksi produksi padi menggunakan metode *Recursive Multi Step Forecasting* yaitu hasil prediksi pada suatu periode digunakan kembali sebagai bagian dari data masukan untuk menghasilkan prediksi pada periode berikutnya hingga diperoleh prediksi selama empat bulan ke depan. Setelah proses prediksi selesai, hasil keluaran model yang masih berada pada rentang 0 hingga 1 dikembalikan ke skala satuan aslinya (ton) melalui proses denormalisasi menggunakan parameter minimum dan maksimum yang sama dengan proses normalisasi [12], sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (8).

$$\hat{y} = \hat{y}'(y_{max} - y_{min}) + y_{min} \quad (8)$$

dengan $\hat{y}$ adalah nilai data setelah denormalisasi, $\hat{y}'$ adalah nilai data hasil normalisasi, serta y_{max} dan y_{min} masing-masing adalah nilai maksimum dan minimum pada data. Hasil denormalisasi tersebut selanjutnya dibandingkan dengan data aktual untuk mengukur performa model. Performa model dievaluasi menggunakan tiga metrik yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Ketiga metrik tersebut digunakan untuk mengetahui tingkat kesalahan hasil prediksi terhadap data aktual, dengan ketentuan semakin kecil nilai yang dihasilkan maka semakin baik kemampuan model dalam melakukan prediksi [13]. *Mean Absolute Error* mengukur rata-rata nilai absolut selisih antara data aktual dan data hasil prediksi tanpa memperhatikan arah kesalahan, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (9).

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}|y_t - \hat{y}_t| \tag{9}$$

Root Mean Squared Error mengukur akar kuadrat dari rata-rata kuadrat selisih antara data aktual dan data hasil prediksi sehingga memberikan penalti lebih besar terhadap kesalahan yang tinggi [14][15], sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (10).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(y_t - \hat{y}_t)^2} \tag{10}$$

Mean Absolute Percentage Error menyatakan tingkat kesalahan dalam bentuk persentase sehingga lebih mudah diinterpretasikan, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (11).

$$MAPE = \frac{100\%}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t}\right| \tag{11}$$

dengan n adalah jumlah data pengamatan, y_t adalah nilai aktual pada periode ke-t, dan $\hat{y}$ adalah nilai prediksi pada periode ke-t. Nilai MAPE selanjutnya diinterpretasikan ke dalam kategori tingkat akurasi sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Kategori Tingkat Akurasi MAPE [16][5]

Nilai MAPE	Tingkat Akurasi
< 10%	Sangat Baik
10% – 20%	Baik
20% – 50%	Cukup
> 50%	Buruk

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil Pengujian Korelasi Antarvariabel

Sebelum dilakukan proses pelatihan model *Long Short Term Memory* (LSTM), dilakukan analisis hubungan antara variabel iklim, luas panen, dan produksi padi menggunakan diagram sebar (*scatter plot*) untuk mengamati keterkaitan setiap variabel masukan terhadap produksi padi pada enam provinsi di Pulau Jawa.

Suhu udara menunjukkan hubungan linear yang relatif lemah terhadap produksi padi. Produksi padi yang tinggi maupun rendah masih ditemukan pada rentang suhu yang hampir sama yaitu sekitar 24–29°C. Berdasarkan pola bulanan periode 2018–2025, produksi padi cenderung meningkat pada Januari hingga Maret ketika suhu udara relatif lebih rendah dan mulai menurun pada Juni hingga September ketika suhu udara meningkat. Kelembapan udara juga menunjukkan hubungan linear yang relatif lemah, namun pola bulanan menunjukkan bahwa produksi padi cenderung meningkat pada Januari hingga Maret saat kelembapan udara berada pada nilai relatif tinggi dan menurun seiring turunnya kelembapan udara memasuki pertengahan tahun. Kelembapan tanah tersebar pada hampir seluruh rentang nilai sehingga tidak menunjukkan hubungan linear yang kuat. Meski demikian, produksi padi meningkat pada Januari hingga Maret saat kelembapan tanah relatif tinggi dan menurun seiring berkurangnya curah hujan pada pertengahan tahun.

Curah hujan tidak menunjukkan hubungan linear yang jelas terhadap produksi padi, tetapi pola bulanan mengindikasikan bahwa produksi meningkat ketika curah hujan masih relatif tinggi pada awal tahun dan menurun setelah memasuki April hingga Agustus ketika curah hujan berkurang. Radiasi matahari memiliki hubungan linear yang relatif lemah terhadap produksi padi. Produksi padi tertinggi terjadi pada Januari hingga Maret saat radiasi matahari relatif rendah, sedangkan pada Juni hingga September radiasi matahari meningkat namun produksi padi cenderung menurun. Luas panen berbeda dengan variabel iklim lainnya karena menunjukkan hubungan positif yang paling jelas terhadap produksi padi. Semakin luas area panen maka semakin besar produksi padi yang dihasilkan dan pola peningkatan maupun penurunan luas panen sejalan dengan pola produksi padi pada seluruh provinsi.

Berdasarkan hasil pengujian korelasi antarvariabel, sebagian besar variabel iklim tidak menunjukkan hubungan linear yang kuat secara langsung terhadap produksi padi apabila ditinjau dari diagram sebar. Namun, berdasarkan pola bulanan periode 2018–2025, produksi padi cenderung meningkat pada Januari hingga Maret ketika curah hujan, kelembapan udara, dan kelembapan tanah berada pada nilai yang relatif tinggi, sedangkan suhu udara dan radiasi matahari relatif lebih rendah. Sebaliknya, produksi padi menurun ketika curah hujan,

kelembapan udara, dan kelembapan tanah berkurang sementara suhu udara dan radiasi matahari meningkat. Peningkatan produksi juga cenderung diikuti oleh peningkatan luas panen sebagai variabel dengan hubungan paling kuat. Hasil ini menunjukkan bahwa produksi padi dipengaruhi oleh interaksi berbagai variabel yang berubah secara musiman dan tidak dapat dijelaskan hanya melalui hubungan linear sederhana, sehingga penelitian ini menggunakan metode LSTM yang mampu mempelajari hubungan non-linear serta ketergantungan antarvariabel.

3.2. Hasil Pengujian Hyperparameter LSTM

Pengujian *hyperparameter* dilakukan terhadap 216 kombinasi pada masing-masing provinsi menggunakan metode *Grid Search* kemudian setiap kombinasi dievaluasi berdasarkan nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) untuk memperoleh konfigurasi model terbaik pada masing-masing provinsi. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian Hyperparameter Terbaik Setiap Provinsi

Provinsi	Neuron	Epoch	Batch Size	Layer	Time Step	Split Data	RMSE
Banten	64	166	32	2	12	90:10	0,0529
DKI Jakarta	64	85	32	1	12	90:10	0,0834
DI Yogyakarta	128	176	32	1	24	90:10	0,0519
Jawa Barat	32	133	32	2	6	90:10	0,0791
Jawa Tengah	32	100	8	1	24	90:10	0,0316
Jawa Timur	32	77	8	2	6	90:10	0,0219

Berdasarkan Tabel 3, diperoleh kombinasi *hyperparameter* terbaik yang berbeda pada setiap provinsi sehingga tidak terdapat satu konfigurasi model yang optimal untuk seluruh data produksi padi. Penjelasan hasil pengujian *hyperparameter* diuraikan sebagai berikut.

Jumlah neuron terbaik berada pada rentang 32 hingga 128. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa provinsi dengan karakteristik data yang lebih kompleks memerlukan jumlah neuron yang lebih banyak agar pola dapat dipelajari secara optimal, sedangkan provinsi dengan pola yang lebih sederhana cukup dimodelkan menggunakan jumlah neuron yang lebih sedikit.

Jumlah epoch terbaik berbeda pada setiap provinsi karena setiap model memerlukan jumlah iterasi training yang berbeda untuk mencapai performa terbaik. Perbedaan tersebut dipengaruhi oleh penerapan EarlyStopping sehingga proses training dihentikan secara otomatis ketika nilai validation loss tidak lagi mengalami perbaikan.

Batch size terbaik adalah nilai 8 dan 32. Batch size yang lebih kecil memungkinkan pembaruan bobot lebih sering, sedangkan batch size yang lebih besar memberikan proses training yang lebih stabil.

Jumlah layer terbaik terdiri atas satu dan dua layer. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kedalaman arsitektur model yang optimal bergantung pada karakteristik data masing-masing provinsi. Penambahan layer dapat meningkatkan kemampuan model dalam mempelajari pola yang lebih kompleks, namun tidak selalu menghasilkan performa yang lebih baik.

Nilai time step terbaik terdiri atas 6, 12, dan 24 bulan. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa panjang data historis yang paling efektif sebagai masukan model berbeda pada setiap provinsi, beberapa provinsi cukup menggunakan riwayat data yang lebih pendek sedangkan provinsi lainnya memerlukan informasi historis yang lebih panjang.

Seluruh provinsi menghasilkan rasio pembagian data 90:10 sebagai konfigurasi terbaik. Hal ini menunjukkan bahwa proporsi data latih yang lebih besar memberikan informasi historis yang lebih memadai bagi model untuk mempelajari pola produksi padi dibandingkan rasio 80:20.

Nilai RMSE terbaik berbeda pada setiap provinsi. Jawa Timur memperoleh nilai RMSE terkecil sebesar 0,0219, sedangkan DKI Jakarta memiliki nilai RMSE terbesar sebesar 0,0834. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa karakteristik data masing-masing provinsi memengaruhi tingkat kesalahan model selama proses training.

Selain pengujian *hyperparameter*, dilakukan pula pengujian untuk mengetahui pengaruh penggunaan *optimizer* Adam terhadap proses training model. Pengujian dilakukan dengan membandingkan nilai *validation loss* antara model yang menggunakan *optimizer* Adam dan model tanpa *optimizer*, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan Nilai Loss dengan Optimizer Adam dan Tanpa Optimizer

Provinsi	Optimizer Adam	Tanpa Optimizer
Banten	0,004097	0,104596
DI Yogyakarta	0,001337	0,047657
DKI Jakarta	0,004894	0,014080
Jawa Barat	0,005921	0,028845
Jawa Tengah	0,000347	0,057637

Provinsi	Optimizer Adam	Tanpa Optimizer
Jawa Timur	0,000413	0,041866

Berdasarkan Tabel 4, seluruh provinsi menghasilkan nilai *loss* yang lebih kecil ketika menggunakan *optimizer* Adam dibandingkan model tanpa *optimizer*. Hasil ini menunjukkan bahwa *optimizer* Adam mampu memperbarui bobot dan bias secara adaptif sehingga proses training menjadi lebih efektif, sedangkan model tanpa *optimizer* menghasilkan nilai *loss* yang lebih besar karena pembaruan parameter kurang optimal. Oleh karena itu, *optimizer* Adam digunakan pada seluruh proses training dalam penelitian ini.

3.3. Hasil Prediksi Produksi Padi

Model dengan konfigurasi terbaik pada Tabel 3 selanjutnya digunakan untuk memprediksi produksi padi empat bulan ke depan yaitu Januari hingga April 2026 menggunakan metode *Recursive Multi-Step Forecasting*, yaitu hasil prediksi pada suatu periode digunakan kembali sebagai bagian dari data masukan (*sliding window*) untuk menghasilkan prediksi pada periode berikutnya. Hasil prediksi yang masih berada pada rentang 0–1 dikembalikan ke satuan ton melalui proses denormalisasi (*inverse Min-Max Scaling*) menggunakan nilai minimum dan maksimum produksi padi pada masing-masing provinsi agar hasil prediksi dapat diinterpretasikan dan dibandingkan dengan data historis. Hasil prediksi produksi padi ditunjukkan pada Tabel 5.

Sebagai contoh proses denormalisasi, hasil prediksi Provinsi Jawa Timur pada Januari 2026 memiliki nilai ternormalisasi sebesar 0,086901. Berdasarkan parameter normalisasi, nilai minimum produksi padi Provinsi Jawa Timur adalah 211.336,91 ton, sedangkan nilai maksimumnya sebesar 2.293.296,40 ton, sehingga hasil denormalisasi dihitung sebagai berikut.

$$\hat{y} = 0{,}086901 \times (2.293.296{,}40 - 211.336{,}91) + 211.336{,}91 = 392.261{,}27 \text{ ton}$$

Proses perhitungan denormalisasi pada bulan dan provinsi lainnya dilakukan dengan tahapan yang sama, sehingga seluruh hasil prediksi dapat dinyatakan dalam satuan ton sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Prediksi Produksi Padi Empat Bulan ke Depan (ton)

Provinsi	Januari 2026	Februari 2026	Maret 2026	April 2026
Banten	125.680,22	296.041,56	350.545,25	209.363,66
DI Yogyakarta	48.259,44	107.450,95	90.181,86	44.357,11
DKI Jakarta	128,19	67,83	43,21	44,14
Jawa Barat	643.513,80	730.319,74	908.693,68	975.560,93
Jawa Tengah	163.646,65	533.851,36	1.592.081,87	1.220.205,09
Jawa Timur	392.261,27	473.635,11	1.492.089,27	1.399.421,88

Pada Provinsi Banten, produksi padi diprediksi meningkat dari 125.680,22 ton pada Januari menjadi 350.545,25 ton pada Maret, kemudian menurun menjadi 209.363,66 ton pada April 2026. Pola ini sejalan dengan data historis periode 2018–2025 yang menunjukkan peningkatan produksi pada awal tahun ketika curah hujan dan kelembapan tanah masih tinggi, kemudian menurun memasuki April seiring berkurangnya curah hujan.

Pada Provinsi DI Yogyakarta, produksi padi diprediksi meningkat dari 48.259,44 ton pada Januari menjadi 107.450,95 ton pada Februari kemudian menurun hingga 44.357,11 ton pada April. Puncak produksi diperkirakan terjadi pada Februari, sesuai dengan karakteristik data historis provinsi ini yang menunjukkan fluktuasi produksi pada awal tahun.

Pada Provinsi DKI Jakarta, produksi padi diprediksi menurun dari 128,19 ton pada Januari menjadi 43,21 ton pada Maret dan relatif stabil sebesar 44,14 ton pada April. Nilai produksi yang jauh lebih rendah dibandingkan provinsi lain berkaitan dengan keterbatasan luas lahan pertanian di wilayah tersebut.

Pada Provinsi Jawa Barat, produksi padi diprediksi meningkat secara bertahap dan konsisten dari 643.513,80 ton pada Januari menjadi 975.560,93 ton pada April 2026, berbeda dengan provinsi lain yang mengalami penurunan pada bulan terakhir. Pola tersebut sejalan dengan curah hujan yang masih relatif tinggi pada periode tersebut sehingga mendukung pertumbuhan tanaman.

Pada Provinsi Jawa Tengah, produksi padi diprediksi meningkat tajam dari 163.646,65 ton pada Januari mencapai puncak 1.592.081,87 ton pada Maret, kemudian menurun menjadi 1.220.205,09 ton pada April. Model memperkirakan puncak produksi terjadi pada Maret sesuai pola historis provinsi ini.

Pada Provinsi Jawa Timur, produksi padi diprediksi meningkat dari 392.261,27 ton pada Januari mencapai puncak 1.492.089,27 ton pada Maret, kemudian sedikit menurun menjadi 1.399.421,88 ton pada April. Pola tersebut sesuai dengan data historis yang menunjukkan peningkatan produksi pada awal tahun sebelum menurun pada bulan berikutnya.

Secara keseluruhan, hasil prediksi menunjukkan bahwa Provinsi Banten, Jawa Tengah, dan Jawa Timur diprediksi mengalami peningkatan produksi hingga Maret 2026 sebelum menurun pada April, Provinsi DI Yogyakarta mencapai puncak produksi pada Februari, Provinsi Jawa Barat menunjukkan peningkatan yang konsisten hingga April, sedangkan Provinsi DKI Jakarta mengalami tren penurunan sepanjang periode prediksi. Perbedaan pola tersebut sejalan dengan hasil pengujian korelasi antarvariabel pada Subbab 3.1 yang menunjukkan keterkaitan antara pola musiman iklim, luas panen, dan produksi padi pada masing-masing provinsi.

3.4. Hasil Evaluasi Model dan Perbandingan dengan Data Aktual

Performa model LSTM pada data uji dievaluasi menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang dihitung dari hasil prediksi setelah dikembalikan ke satuan ton. Hasil evaluasi model untuk seluruh provinsi ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Evaluasi Model LSTM pada Seluruh Provinsi

Provinsi	MAE (ton)	RMSE (ton)	MAPE (%)	Kategori
Banten	21.081,52	22.919,14	34,92	Cukup
DI Yogyakarta	5.738,93	7.611,69	18,36	Baik
DKI Jakarta	83,82	101,97	168,08	Buruk
Jawa Barat	100.080,52	122.166,55	11,55	Baik
Jawa Tengah	59.647,70	72.425,96	10,68	Baik
Jawa Timur	34.285,90	45.619,64	4,42	Sangat Baik

Berdasarkan Tabel 6, Provinsi Jawa Timur memperoleh nilai MAPE terkecil sebesar 4,42% sehingga termasuk kategori sangat baik. Provinsi Jawa Tengah, Jawa Barat, dan DI Yogyakarta berturut-turut memperoleh nilai MAPE sebesar 10,68%, 11,55%, dan 18,36% sehingga termasuk kategori baik. Provinsi Banten memperoleh nilai MAPE sebesar 34,92% yang tergolong kategori cukup, sedangkan Provinsi DKI Jakarta menghasilkan nilai MAPE tertinggi sebesar 168,08% sehingga termasuk kategori buruk. Tingginya nilai MAPE pada DKI Jakarta disebabkan oleh skala produksi historis yang relatif kecil sehingga selisih prediksi dalam satuan ton yang tidak terlalu besar menghasilkan persentase kesalahan yang tinggi.

Hasil prediksi selanjutnya dibandingkan dengan data produksi padi aktual yang dipublikasikan oleh Badan Pusat Statistik (BPS) untuk periode Januari hingga April 2026 guna mengetahui kemampuan model dalam mengikuti pola perubahan produksi pada masing-masing provinsi.

Provinsi Banten menunjukkan pola yang sejalan dengan data aktual yaitu meningkat hingga Maret kemudian menurun pada April. Pada Januari hasil prediksi lebih rendah dibandingkan data aktual sedangkan pada Maret dan April hasil prediksi lebih tinggi, hal ini menunjukkan model mampu mengikuti arah perubahan meskipun belum sepenuhnya presisi.

Provinsi DI Yogyakarta menunjukkan model mampu mengikuti pola meningkat pada Februari kemudian menurun hingga April, meskipun hasil prediksi lebih tinggi pada Januari dan lebih rendah pada bulan-bulan berikutnya dibandingkan data aktual.

Provinsi DKI Jakarta menunjukkan perbedaan yang cukup besar terhadap data aktual, terutama pada Februari ketika produksi aktual meningkat signifikan namun tidak tertangkap oleh model, dikarenakan keterbatasan model pada data dengan skala pertanian yang kecil sehingga menyebabkan hasil normalisasi data mudah didominasi fluktuasi acak dan model kesulitan menangkap perubahan tersebut.

Provinsi Jawa Barat menunjukkan pola peningkatan yang sama dengan data aktual meskipun peningkatan produksi aktual pada Maret dan April lebih besar dibandingkan hasil prediksi model.

Provinsi Jawa Tengah menunjukkan pola yang konsisten dengan data aktual yaitu meningkat hingga Maret kemudian menurun pada April dengan nilai prediksi pada Maret yang mendekati data aktual.

Provinsi Jawa Timur menunjukkan pola yang sama dengan data aktual meskipun hasil prediksi masih sedikit lebih rendah pada Januari hingga Maret dan sangat mendekati data aktual pada April 2026.

Perbandingan tersebut menunjukkan bahwa model LSTM mampu mengikuti arah perubahan (tren) produksi padi pada sebagian besar provinsi meskipun tingkat presisinya masih dipengaruhi oleh karakteristik dan skala data historis pada masing-masing provinsi.

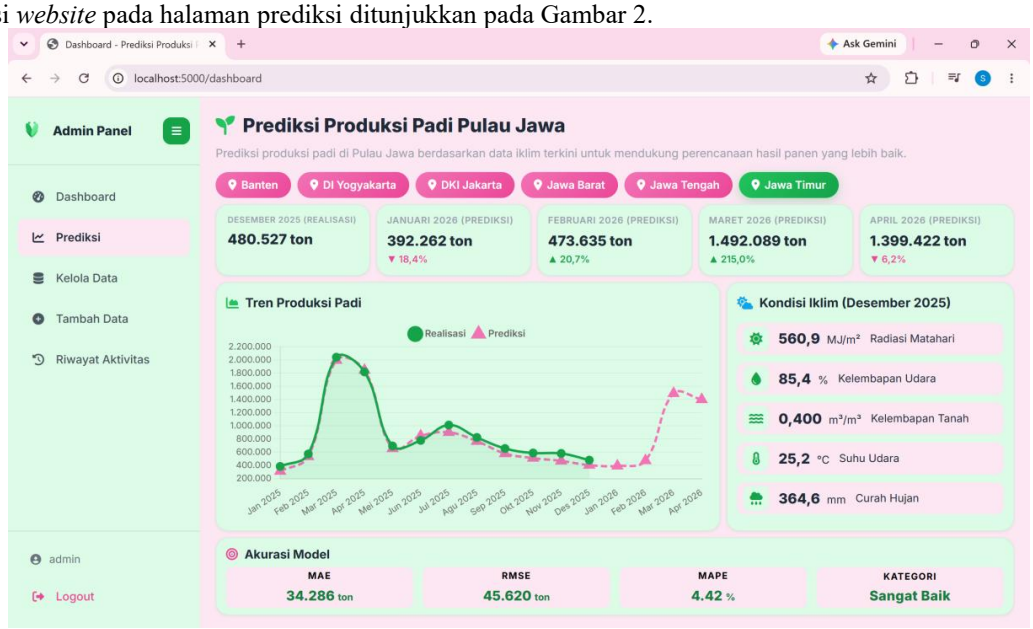
3.5. Implementasi dan Pengujian *Website*

Model LSTM dengan konfigurasi terbaik pada setiap provinsi diimplementasikan ke dalam sistem prediksi berbasis *website* menggunakan Flask dan basis data MySQL sebagaimana rancangan yang telah dijelaskan pada Bab Metode Penelitian. Ringkasan fitur yang berhasil diimplementasikan ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Ringkasan Implementasi Fitur *Website*

Fitur	Deskripsi Implementasi
Login dan Registrasi	Pengguna baru dapat mendaftar melalui halaman Sign Up, sedangkan pengguna terdaftar melakukan autentikasi menggunakan username dan password.
Dashboard Admin	Menampilkan ringkasan data produksi padi serta akses untuk mengelola (menambah, mengubah, menghapus) data dan memicu pelatihan ulang model.
Dashboard Pengguna Umum	Menampilkan halaman prediksi yang dapat diakses langsung oleh pengguna umum tanpa hak pengelolaan data.
Kelola Data	Menyediakan fitur tambah, edit, hapus, dan filter data berdasarkan provinsi, tahun, dan bulan.
Training Ulang Model	Memungkinkan admin melatih ulang model LSTM setiap kali dataset diperbarui agar prediksi menggunakan data terbaru.
Prediksi Produksi Padi	Menampilkan hasil prediksi produksi padi empat bulan ke depan berdasarkan provinsi yang dipilih pengguna.

Berdasarkan Tabel 7, seluruh halaman utama *website* telah berhasil diimplementasikan sesuai dengan kebutuhan sistem dan terintegrasi dengan proses pengelolaan data, pelatihan model LSTM, serta prediksi produksi padi. Selanjutnya dilakukan pengujian fungsionalitas terhadap 15 skenario pengujian, meliputi validasi login dan registrasi dengan data yang salah maupun kosong, penambahan dan pembaruan data prediksi, proses pelatihan ulang model, penayangan hasil prediksi, penghapusan data, serta penerapan filter data berdasarkan provinsi, tahun, dan bulan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh skenario berjalan sesuai dengan rancangan sistem, menunjukkan bahwa *website* prediksi produksi padi dapat digunakan secara andal sebagai alat bantu perencanaan ketahanan pangan oleh pemerintah, petani, maupun pengelola sektor pertanian di Pulau Jawa. Tampilan implementasi *website* pada halaman prediksi ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Tampilan Halaman Prediksi Produksi Padi pada *Website*

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model *Long Short Term Memory* (LSTM) berhasil dikembangkan untuk memprediksi produksi padi empat bulan ke depan pada enam provinsi di Pulau Jawa melalui pengujian 216 kombinasi *hyperparameter* menggunakan *Grid Search*. Konfigurasi terbaik pada seluruh provinsi menggunakan rasio data latih dan data uji 90:10, jumlah neuron 32–128, *time step* 6–24 bulan, serta 1–2 lapisan LSTM dengan *optimizer* Adam, meskipun kombinasi spesifiknya berbeda pada setiap provinsi sesuai karakteristik data historisnya. Hasil evaluasi menunjukkan tingkat akurasi yang berbeda-beda, yaitu kategori sangat baik pada Provinsi Jawa Timur (MAPE 4,42%), kategori baik pada Jawa Tengah, Jawa Barat, dan DI Yogyakarta, kategori cukup pada Banten, serta kategori buruk pada DKI Jakarta akibat skala produksi historis yang relatif kecil. Model terbaik pada masing-masing provinsi selanjutnya berhasil diimplementasikan ke dalam sistem prediksi berbasis *website* menggunakan Flask dan MySQL dengan dua hak akses, yaitu admin dan pengguna umum, dan seluruh 15 skenario pengujian fungsionalitas *website* berjalan sesuai rancangan. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi alat bantu bagi pemerintah, petani, dan pengelola sektor pertanian dalam merencanakan strategi ketahanan pangan di Pulau Jawa. Penelitian selanjutnya disarankan untuk membandingkan metode LSTM dengan metode lain seperti GRU, *Bidirectional LSTM*, *Transformer*, atau XGBoost, serta menambahkan variabel lain seperti penggunaan pupuk, kondisi irigasi, serangan hama, indeks pertanaman, dan kualitas tanah agar model mampu mempelajari pola produksi padi secara lebih komprehensif.

5. DAFTAR PUSTAKA

[1] Badan Pusat Statistik, "Produksi Padi dan Beras Menurut Provinsi." Accessed: Jan. 07, 2026. [Online].Available:https://www.bps.go.id/id/statisticstable/3/ZDNaak0yODBUVTlGYW5sa2REUkVUVVY1YVZkbmR6MDkjMyMwMDAw/produksi-padi-sup-1--sup--dan-beras-menurut-provinsi.html

[2] Republik Indonesia, "Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 18 Tahun 2012 tentang Pangan." Accessed: Feb. 09, 2026. [Online]. Available: https://peraturan.bpk.go.id/Home/Details/39100

[3] Badan Pusat Statistik Kota Bitung, "BPS Rilis Data Produksi Padi melalui Metode KSA," 2018, Accessed: Feb. 03, 2026. [Online]. Available: https://bitungkota.bps.go.id/id/news/2018/10/24/47/bps-rilis-data-produksi-padi-melalui-metode-ksa.html

[4] S. Rahma, Haslindah, and M. Muis, "Dampak perubahan iklim terhadap produktivitas pertanian dan kesejahteraan petani Muslim Bugis di Desa Ulaweng Riaja Kabupaten Bone," *Indonesian Journal of Intellectual Publication*, vol. 5, no. 3, pp. 257–266, Jul. 2025, doi: 10.51577/ijipublication.v5i3.710.

[5] P. C. Adhany, C. Wulandari, B. Intan, and B. Santoso, "Prediksi Padi Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory," *Journal of Informatics Management and Information Technology*, vol. 5, no. 2, pp. 120–127, Apr. 2025, doi: 10.47065/jimat.v5i2.496.

[6] International Rice Research Institute (IRRI), "Growth stages of the rice plant," *Rice Knowledge Bank*, n.d. [Online]. Available: https://www.knowledgebank.irri.org. Accessed: Feb. 7, 2026.

[7] A. Fatimah, B. Badieah, and S. F. C. Haviana, "Implementation of Bidirectional Long Short Term Memory for Stock Entity Identification," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi (JuTISI)*, vol. 11, no. 1, pp. 78–90, Apr. 2025, doi: 10.28932/jutisi.v11i1.9775.

[8] A. Aslam and S. Farhan, "Enhancing rice yield prediction: A deep fusion model integrating ResNet50-LSTM with multi source data," PeerJ Computer Science, vol. 10, Art. no. e2219, 2024, doi: 10.7717/peerj-cs.2219

[9] A. Zamahzari and Puryantoro, "Forecasting produksi padi dan konsumsi beras di Provinsi Jawa Timur," *Cemara*, vol. 20, no. 1, pp. 27–38, Mei 2023.

[10] Badan Pusat Statistik, *Luas Panen dan Produksi Padi di Indonesia 2024*. Jakarta, Indonesia: Badan Pusat Statistik, Aug. 2025

[11] A. Géron, *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow*, 3rd ed. Sebastopol, CA, USA: O'Reilly Media, 2022.

[12] Scikit-learn Developers, "MinMaxScaler," *Scikit-learn Documentation*, n.d. Accessed: Jun. 27, 2026. [Online].Available:https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.MinMaxScaler.html

[13] R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 3rd ed. Melbourne, Australia: OTexts, 2021. Accessed: Jun. 27, 2026. [Online]. Available: https://otexts.com/fpp3/

[14] T. O. Hodson, "Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not," *Geoscientific Model Development*, vol. 15, no. 14, pp. 5481–5487, 2022, doi: 10.5194/gmd-15-5481-2022.

[15] Kadir, K., & Prasetyo, O. R. (2021). Peramalan luas panen padi Indonesia dengan model ETS (Error, Trend, Seasonal). Jurnal MSA (Matematika Dan Statistika Serta Aplikasinya), 9(1), 7-15.

[16] C. D. Lewis, Industrial and Business Forecasting Methods: A Practical Guide to Exponential Smoothing and Curve Fitting. London, U.K.: Butterworth Scientific, 1982.