

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data dilakukan untuk memperoleh data yang relevan dengan kebutuhan penelitian. Data yang digunakan terdiri atas data harga bawang merah, suhu, dan kelembapan harian di Provinsi Jawa Timur pada periode Januari 2013 hingga Desember 2025. Data harga bawang merah diperoleh dari Sistem Informasi Ketersediaan dan Perkembangan Harga Bahan Pokok (SISKAPERBAPO) Jawa Timur, sedangkan data suhu dan kelembapan diperoleh dari Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG). Seluruh data berbentuk deret waktu harian sebanyak 4.748 observasi yang kemudian diselaraskan berdasarkan tanggal untuk memastikan kesesuaian indeks waktu sebelum memasuki tahap prapemrosesan dan pemodelan.

4.1.1 Data Harga Bawang Merah

Data harga bawang merah yang digunakan merupakan data harga konsumen harian rata-rata di Provinsi Jawa Timur periode 1 Januari 2013 hingga 31 Desember 2025. Dataset ini memuat dua atribut utama, yaitu tanggal dan harga (Rp/kg).



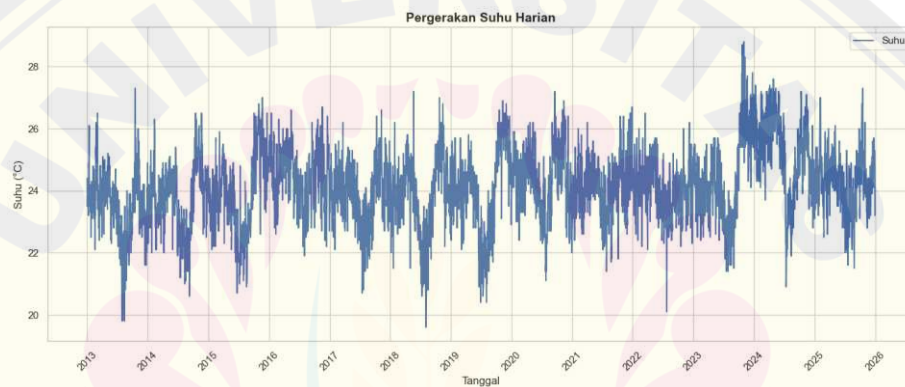
Gambar 4.1 Harga Bawang Merah Periode 2013-2025

Berdasarkan Gambar 4.1, harga bawang merah periode 2013-2025 menunjukkan fluktuasi yang tinggi dengan pola musiman yang berulang setiap tahun. Terlihat beberapa lonjakan harga signifikan, terutama sekitar tahun 2013-

2014, 2020, dan puncaknya pada tahun 2022 yang mencapai lebih dari Rp60.000/kg. Selain itu, setelah tahun 2020 terlihat kecenderungan kenaikan level harga rata-rata dibandingkan periode sebelumnya. Pola ini menunjukkan bahwa data mengandung tren, musiman, serta volatilitas tinggi sehingga sesuai dimodelkan menggunakan pendekatan *hybrid* ARIMA-ES-LSTM.

4.1.2 Data Suhu

Data suhu yang digunakan merupakan data suhu rata-rata harian di Provinsi Jawa Timur periode 2013-2025 yang diperoleh dari BMKG Jawa Timur. Dataset ini memuat atribut tanggal dan suhu rata-rata harian ($^{\circ}\text{C}$).

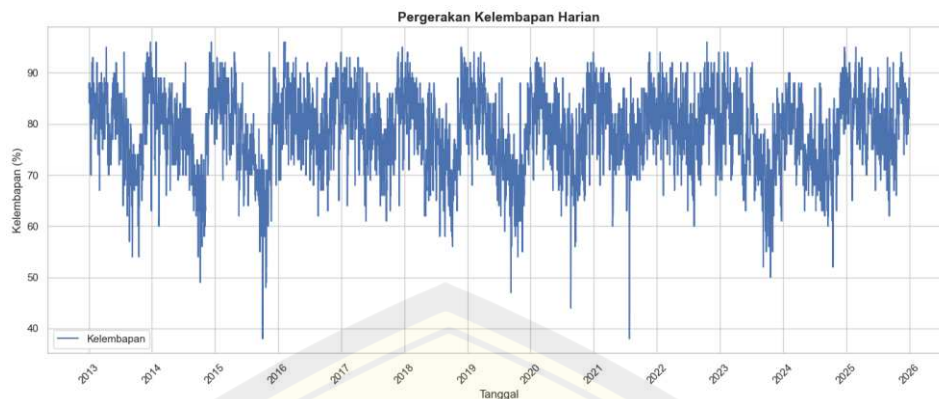


Gambar 4.2 Data Suhu Rata-rata di Provinsi Jawa Timur

Berdasarkan Gambar 4.2, suhu harian di Jawa Timur selama periode 2013-2025 berada pada kisaran sekitar 20°C hingga 29°C . Grafik menunjukkan fluktuasi yang relatif stabil dengan pola musiman yang berulang setiap tahun. Tidak terlihat adanya lonjakan ekstrem dalam jangka panjang, namun terdapat variasi harian yang cukup dinamis. Secara umum, setelah tahun 2023 terlihat kecenderungan suhu sedikit lebih tinggi dibandingkan beberapa periode sebelumnya. Pola ini menunjukkan bahwa suhu berpotensi memberikan pengaruh tidak langsung terhadap dinamika produksi dan harga bawang merah.

4.1.3 Data Kelembapan

Data kelembapan yang digunakan merupakan data kelembapan relatif rata-rata harian (%) periode 2013-2025 yang bersumber dari BMKG Jawa Timur. Dataset terdiri atas atribut tanggal dan nilai kelembapan relatif harian.



Gambar 4.3 Data Kelembapan Udara Rata-rata Periode 2013-2025

Berdasarkan Gambar 4.3, kelembapan udara harian di Jawa Timur selama periode 2013-2025 berada pada kisaran sekitar 40% hingga di atas 90%. Grafik menunjukkan fluktuasi yang cukup tinggi dengan pola musiman yang jelas, di mana kelembapan cenderung meningkat pada periode musim hujan dan menurun saat musim kemarau. Terlihat pula beberapa penurunan tajam pada tahun-tahun tertentu yang mengindikasikan kondisi udara yang relatif kering. Secara umum, pola kelembapan bersifat dinamis namun tetap mengikuti siklus tahunan, sehingga variabel ini relevan untuk digunakan sebagai faktor eksternal dalam menangkap pengaruh iklim terhadap dinamika harga bawang merah.

4.2 Prapemrosesan Data

4.2.1 Pemeriksaan data hilang (missing values)

Tahap pemeriksaan data dilakukan untuk memastikan dataset bersih dan siap digunakan pada tahap pemodelan. Proses ini meliputi konversi atribut tanggal ke format datetime dan pengurutan data secara kronologis, serta konversi variabel suhu dan kelembapan ke tipe numerik. Selanjutnya dilakukan pengecekan duplikasi tanggal dan pengelompokan berdasarkan tanggal untuk memastikan setiap hari hanya memiliki satu observasi. Pemeriksaan kelengkapan tanggal juga dilakukan untuk memastikan tidak terdapat gap dalam deret waktu. Missing value, termasuk nilai tidak wajar seperti 8888 dan 9999, dikonversi menjadi NaN dan ditangani menggunakan interpolasi linier agar pola data tetap terjaga sebelum digunakan pada tahap pemodelan.

Hasil pemeriksaan menunjukkan bahwa variabel harga tidak memiliki data hilang. Sementara itu, ditemukan 21 data hilang atau bernilai tidak wajar pada variabel suhu dan 22 data hilang atau bernilai tidak wajar pada variabel kelembapan. Seluruh data tersebut kemudian dikonversi menjadi *NaN* dan ditangani menggunakan interpolasi linier sehingga dataset siap digunakan pada tahap pemodelan.

Tabel 4.1 Dataset Sebelum Pembersihan

Tanggal	Harga	Suhu	Kelembapan
06/01/2017	32055	24	86
07/01/2017	31895	-	-
08/01/2017	31750	24.8	83

Tabel 4.1 menunjukkan contoh dataset sebelum dilakukan proses pembersihan data. Terlihat bahwa masih terdapat nilai yang hilang pada variabel suhu dan kelembapan yang ditandai dengan simbol "-". Keberadaan *missing value* tersebut dapat memengaruhi proses pemodelan dan menurunkan kualitas hasil prediksi. Oleh karena itu, diperlukan tahap pembersihan data untuk menangani nilai yang hilang agar dataset menjadi lengkap dan siap digunakan pada proses selanjutnya.

Tabel 4.2 Dataset Setelah Pembersihan

Tanggal	Harga	Suhu	Kelembapan
06/01/2017	32055	24	86
07/01/2017	31895	24.4	84.5
08/01/2017	31750	24.8	83

Tabel 4.2 menunjukkan contoh dataset setelah proses pembersihan data dilakukan. Nilai yang sebelumnya hilang pada variabel suhu dan kelembapan telah diisi menggunakan metode interpolasi linier berdasarkan nilai pada periode di sekitarnya. Proses ini menghasilkan dataset yang lebih lengkap tanpa adanya *missing value* sehingga kontinuitas pola deret waktu tetap terjaga dan data siap digunakan pada tahap dekomposisi serta pemodelan *Hybrid* ARIMA-ES-LSTM.

4.2.2 Dekomposisi Data

Untuk memperoleh hasil dekomposisi yang mampu merepresentasikan karakteristik data harga bawang merah secara optimal, dilakukan serangkaian pengujian terhadap beberapa kombinasi parameter pada metode STL. Parameter yang diuji meliputi panjang jendela musiman (*seasonal window*), panjang jendela tren (*trend window*), serta penggunaan fitur *robust* yang berfungsi untuk mengurangi pengaruh *outlier*. Pengujian ini bertujuan untuk melihat bagaimana perubahan parameter memengaruhi kualitas pemisahan komponen tren, musiman, dan residual, khususnya dalam menghasilkan tren yang stabil dan residual yang lebih acak.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa setiap kombinasi parameter memberikan karakteristik dekomposisi yang berbeda. Model STL A, yang menggunakan nilai *seasonal window* sebesar 61 dan *trend window* sebesar 731 tanpa fitur *robust*, menghasilkan nilai simpangan baku residual paling rendah, yaitu sebesar 4916,84. Namun demikian, nilai variansi tren yang dihasilkan relatif tinggi, yaitu sebesar 2.785406×10^7 . Kondisi ini menunjukkan bahwa komponen tren masih mengandung fluktuasi yang cukup besar, sehingga kurang optimal dalam menggambarkan pola jangka panjang secara halus.

Model STL B menggunakan *seasonal window* yang lebih panjang, yaitu sebesar 91, dengan *trend window* yang sama seperti model sebelumnya. Meskipun nilai residual yang dihasilkan tetap kecil, yaitu sebesar 4921,09, variansi tren yang dihasilkan masih tinggi, yaitu sebesar 2.786947×10^7 . Hal ini menunjukkan bahwa perubahan pada parameter musiman belum memberikan perbaikan signifikan terhadap kestabilan tren. Selain itu, karena model ini tidak menggunakan fitur *robust*, hasil dekomposisi masih rentan terhadap pengaruh nilai ekstrem yang sering muncul pada data harga komoditas.

Berbeda dengan kedua model sebelumnya, Model STL C menggunakan kombinasi parameter yang sama dengan STL B, namun dengan mengaktifkan fitur *robust*. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa model ini memiliki variansi tren paling rendah, yaitu sebesar 2.408676×10^7 , yang menandakan bahwa tren yang

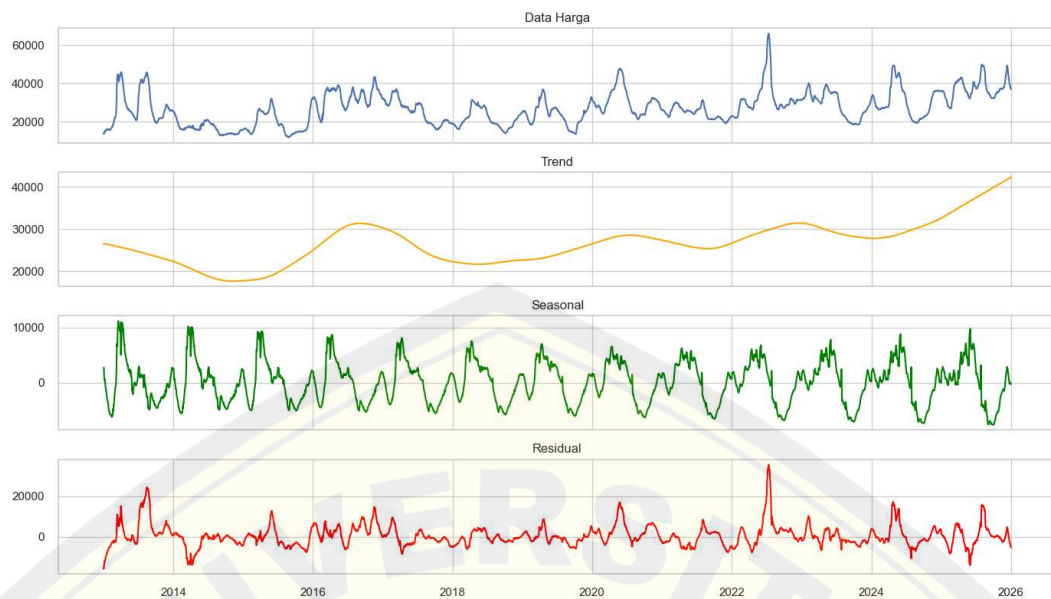
dihasilkan lebih halus dan konsisten dalam merepresentasikan pergerakan jangka panjang. Meskipun nilai simpangan baku residual sedikit lebih tinggi, yaitu sebesar 5317,63, kondisi ini justru mengindikasikan bahwa komponen residual mampu menangkap variasi acak secara lebih murni, tanpa tercampur ke dalam tren. Selain itu, penggunaan fitur *robust* menjadikan model ini lebih stabil dalam menghadapi *outlier*, sehingga hasil dekomposisi menjadi lebih optimal.

Tabel 4.3 Hasil Pengujian Parameter Dekomposisi STL

Model	Seasonal Period	Seasonal Window	Trend Window	Robust	Residual Std	Trend Variance
STL A	365	61	731	False	4916.84	2.785406e+07
STL B	365	91	731	False	4921.09	2.786947e+07
STL C	365	91	731	True	5317.63	2.408676e+07

Berdasarkan Tabel 4.3, Model STL C dipilih sebagai konfigurasi terbaik dalam penelitian ini. Pemilihan ini didasarkan pada kemampuannya dalam menghasilkan tren yang paling stabil sekaligus mempertahankan karakteristik residual yang representatif. Dengan demikian, model ini dinilai paling sesuai untuk digunakan dalam tahap analisis lanjutan.

Dengan parameter yang telah dipilih, proses dekomposisi STL menghasilkan tiga komponen utama, yaitu tren, musiman, dan residual. Visualisasi dari ketiga komponen tersebut ditampilkan pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4 Grafik Hasil Dekomposisi STL

Hasil dekomposisi STL terhadap data harga bawang merah menghasilkan tiga komponen utama yang memiliki karakteristik berbeda, yaitu tren, musiman, dan residual. Komponen tren mencerminkan pola perubahan harga dalam jangka panjang, terlihat adanya kecenderungan peningkatan harga secara bertahap sepanjang periode pengamatan, yang mengindikasikan adanya dinamika kenaikan harga secara umum. Di sisi lain, komponen musiman menunjukkan adanya pola fluktuasi yang berulang dalam interval waktu tertentu, yang berkaitan dengan faktor-faktor periodik seperti musim panen, kondisi iklim, serta perubahan permintaan pasar pada waktu tertentu. Sementara itu, komponen residual menggambarkan variasi yang tidak dapat dijelaskan oleh tren maupun pola musiman, yang bersifat acak dan fluktuatif, sehingga mencerminkan pengaruh faktor eksternal yang tidak terduga. Karakteristik residual yang kompleks ini menjadikannya sesuai untuk dianalisis lebih lanjut menggunakan pendekatan nonlinier, seperti metode *Long Short-Term Memory* (LSTM), guna menangkap pola tersembunyi yang tidak dapat dimodelkan dengan pendekatan linier. Untuk memberikan gambaran numerik hasil dekomposisi STL, contoh data komponen tren, musiman, dan residual disajikan pada Tabel 4.4

Tabel 4.4 Data Komponen Tren, Musiman dan Residual Setelah Dekomposisi STL

No	Tanggal	Tren	Musiman	Residual
1	2013-01-01	26518.68247	2698.932494	-15471.614964
2	2013-01-02	26510.08465	2710.692390	-15279.777037
...	...	...	...	...
4748	2025-12-31	42258.63560	-243.527250	-5118.108354

4.2.3 Pembagian Data

Dataset dibagi menjadi data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*) berdasarkan urutan waktu untuk mempertahankan karakteristik deret waktu. Data latih menggunakan periode 1 Januari 2013 hingga 31 Desember 2023 sebanyak 4.017 data, sedangkan data uji menggunakan periode 1 Januari 2024 hingga 31 Desember 2025 sebanyak 731 data. Data latih digunakan untuk membangun model, sementara data uji digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam memprediksi data yang belum pernah diamati sebelumnya. Pembagian secara kronologis ini dilakukan untuk menghindari *data leakage* dan menghasilkan evaluasi yang lebih objektif.

4.3 Pembuatan Model Tunggal

Model tunggal ARIMA, *Exponential Smoothing* (ES), dan LSTM dibangun untuk mengetahui performa masing-masing metode dalam memprediksi harga bawang merah. Hasil yang diperoleh kemudian digunakan sebagai pembandingan terhadap model *Hybrid* ARIMA-ES-LSTM.

4.3.1 Pembuatan Model Tunggal ARIMA

Sebelum dilakukan pemodelan ARIMA, data harga bawang merah pada data latih diuji kestasionerannya menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF). Hasil pengujian menunjukkan nilai ADF Statistic sebesar -5,4702 dan p-value sebesar 0,0000024. Karena nilai p-value lebih kecil dari 0,05, maka data dinyatakan *stasioner* dan dapat digunakan untuk pemodelan ARIMA. Selanjutnya dilakukan

pencarian parameter terbaik menggunakan metode Auto ARIMA. Berdasarkan hasil pencarian, model terbaik yang diperoleh adalah ARIMA(4,1,0) dengan nilai AIC sebesar 58.202,639. Parameter model ARIMA terbaik yang diperoleh dari proses *Auto ARIMA* ditunjukkan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Parameter ARIMA Tunggal

No	Parameter	Value
1	Autoregressive (p)	4
2	Differencing (d)	1
3	Moving Average (q)	0
4	Seasonal	False

4.3.2 Pembuatan Model Tunggal ES

Model *Exponential Smoothing* (ES) digunakan sebagai salah satu model tunggal untuk memprediksi harga bawang merah. Pada penelitian ini digunakan metode *Holt-Winters Exponential Smoothing* dengan komponen musiman (*seasonal*) bertipe aditif (*additive*). Parameter model *Exponential Smoothing* yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Parameter ES

No	Parameter	Value
1	Model Type	Holt-Winters
2	Seasonal Period	365
3	Seasonal Type	Additive
4	Trend	None
5	Initialization Method	Estimated
6	Optimized	True

4.3.3 Pembuatan Model Tunggal LSTM

Model *Long Short-Term Memory* (LSTM) digunakan sebagai salah satu model tunggal untuk memprediksi harga bawang merah berdasarkan data historis. Sebelum proses pelatihan dilakukan, data harga terlebih dahulu dinormalisasi

menggunakan *MinMaxScaler* agar berada pada rentang nilai yang seragam. Selanjutnya data dibentuk menjadi sequence menggunakan metode *sliding window* dengan panjang *look back* sebesar 30 hari. Melalui pendekatan ini, model menggunakan data 30 hari sebelumnya untuk memprediksi harga pada hari berikutnya. Arsitektur model LSTM terdiri dari dua lapisan LSTM dengan jumlah *neuron* masing-masing 128 dan 64 unit. Untuk mengurangi risiko *overfitting*, ditambahkan lapisan *Dropout* sebesar 0,2 setelah setiap lapisan LSTM. Pada bagian output digunakan satu *neuron Dense* untuk menghasilkan prediksi harga. Model dilatih menggunakan *optimizer Adam* dengan *learning rate* sebesar 0,001 dan fungsi *loss Mean Squared Error* (MSE). Proses pelatihan menerapkan *Early Stopping* dan *Reduce Learning Rate on Plateau* untuk memperoleh performa model yang optimal. Parameter model LSTM yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Parameter LSTM

No	Parameter	Value
1	<i>Input Feature</i>	Harga, Suhu, Kelembapan
2	<i>Look Back</i>	30
3	<i>Forecast Horizon</i>	731 Hari
4	<i>LSTM Layer 1</i>	128 Unit
5	<i>LSTM Layer 2</i>	64 Unit
6	<i>Dense Output</i>	1 Unit
7	<i>Optimizer</i>	Adam
8	<i>Learning Rate</i>	0,001
9	<i>Dropout LSTM</i>	0,2
10	<i>Dropout Dense</i>	0,1
11	<i>Loss Function</i>	MSE
12	<i>Early Stopping</i>	Patience 15
13	<i>Batch Size</i>	32
14	<i>Epoch</i>	100

4.4 Pembuatan Model *Hybrid*

Model prediksi harga bawang merah dibangun menggunakan metode *hybrid* ARIMA-ES-LSTM. Komponen tren dimodelkan menggunakan ARIMA,

komponen musiman menggunakan *Exponential Smoothing (ES)*, dan komponen residual menggunakan LSTM untuk meningkatkan akurasi prediksi data *time series*.

4.4.1 Model Tren ARIMA

Komponen tren hasil dekomposisi STL merepresentasikan kecenderungan jangka panjang perubahan harga bawang merah dari waktu ke waktu. Komponen ini menunjukkan pola perubahan yang relatif halus dan mengalami kecenderungan naik maupun turun secara bertahap. Sebelum proses pemodelan dilakukan, komponen tren diuji menggunakan *Augmented Dickey-Fuller (ADF)* untuk mengetahui kestasioneran data. Hasil pengujian menunjukkan nilai *p-value* sebesar 0,5139 sehingga data tren dinyatakan tidak stasioner karena memiliki nilai lebih besar dari 0,05. Oleh karena itu, proses *differencing* dilakukan secara otomatis pada tahap pemodelan ARIMA.

Pemilihan parameter ARIMA dilakukan menggunakan fungsi *auto_arima* dari pustaka *pmdarima* dengan rentang parameter *autoregressive* (p), *differencing* (d) dan *moving average* (q) antara 0 hingga 5. Proses pemilihan model dilakukan berdasarkan kombinasi parameter terbaik yang menghasilkan nilai kesalahan terkecil.

Hasil proses pemodelan menunjukkan bahwa model terbaik yang diperoleh adalah ARIMA (3,2,1). Model ini mampu mengikuti pola perubahan tren harga bawang merah dengan cukup baik pada data pengujian. Detail parameter model ARIMA dapat dilihat pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Parameter Tren ARIMA

No	Parameter	Value
1	Autoregressive (p)	3
2	Differencing (d)	2
3	Moving Average (q)	1
4	Seasonal	False

4.4.2 Model Musiman ES

Komponen musiman hasil dekomposisi STL menunjukkan adanya pola fluktuasi harga yang berulang secara periodik dalam rentang waktu tertentu. Karena pola musiman bersifat berulang dan relatif stabil, maka metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* dipilih untuk memodelkan komponen ini. Model *Exponential Smoothing* yang digunakan pada penelitian ini menggunakan tipe *seasonal additive* karena amplitudo fluktuasi musiman relatif konstan dan tidak bergantung pada level data harga. Parameter *smoothing* dioptimasi secara otomatis menggunakan prosedur optimisasi internal pada pustaka *statsmodels* untuk memperoleh nilai error minimum pada data pelatihan. Sebelum proses pemodelan dilakukan, data komponen musiman dibagi secara temporal menjadi data latih dan data uji. Model kemudian dilatih menggunakan data latih dan digunakan untuk melakukan prediksi pada data uji. Pada penelitian ini digunakan seasonal period sebesar 365 untuk merepresentasikan pola musiman tahunan pada data harian harga bawang merah. Detail parameter model *Exponential Smoothing* dapat dilihat pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9 Parameter Musiman *Exponential Smoothing*

No	Parameter	Value
1	Model Type	Holt-Winters
2	Seasonal Period	365
3	Seasonal Type	Additive
4	Trend	None
5	Initialization Method	Estimated
6	Optimized	True

4.4.3 Model Residual LSTM

Pemodelan komponen residual dilakukan menggunakan dua skenario, yaitu LSTM tanpa variabel eksogen dan LSTM dengan variabel eksogen berupa suhu dan kelembapan, untuk membandingkan pengaruh variabel cuaca terhadap kemampuan prediksi residual. Sebelum proses pelatihan, data dinormalisasi menggunakan *MinMaxScaler* agar seluruh variabel berada pada rentang skala yang sama. Data

kemudian dibentuk menjadi *sequence* menggunakan metode *sliding window* dengan panjang *look back* 60 hari. Prediksi dilakukan menggunakan pendekatan *block-recursive forecasting* dengan *block size* 30 hari sehingga model dapat memprediksi 30 nilai residual sekaligus dan diulang hingga menghasilkan horizon prediksi 731 hari. Pada skenario multivariat, nilai suhu dan kelembapan selama periode prediksi diestimasi berdasarkan pola musiman data latih. Arsitektur model terdiri dari dua layer LSTM berukuran 128 dan 64 *neuron* yang dilengkapi layer *Dropout*, diikuti *hidden layer Dense* berukuran 256 *neuron* dan layer *output* sebanyak 30 *neuron*. Model dilatih menggunakan *optimizer Adam* dan *fungsi loss Mean Squared Error (MSE)*, serta menerapkan *Early Stopping* dan *Reduce Learning Rate on Plateau* untuk meningkatkan stabilitas pelatihan dan mengurangi risiko *overfitting*. Hasil prediksi residual kemudian dikembalikan ke skala asli sebelum digunakan dalam proses rekonstruksi model *hybrid ARIMA-ES-LSTM*. Detail parameter model LSTM dapat dilihat pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10 Parameter Residual LSTM

No	Parameter	Value
1	<i>Input Feature</i>	Residual, Suhu, Kelembapan
2	<i>Look Back</i>	60
3	<i>Block Size</i>	30
4	<i>Forecast Horizon</i>	731 Hari
5	<i>LSTM Layer 1</i>	128 Unit
6	<i>LSTM Layer 2</i>	64 Unit
7	<i>Dense Hidden Layer</i>	256 Unit
8	<i>Dense Output</i>	30 Unit
9	<i>Optimizer</i>	Adam
10	<i>Learning Rate</i>	0,001
11	<i>Dropout LSTM</i>	0,2
12	<i>Dropout Dense</i>	0,1
13	<i>Loss Function</i>	MSE
14	<i>Early Stopping</i>	Patience 15
15	<i>Batch Size</i>	32
16	<i>Epoch</i>	100

4.5 Evaluasi Model

Tahap evaluasi model dilakukan untuk mengetahui kemampuan metode ARIMA, *Exponential Smoothing* (ES), dan LSTM dalam memprediksi komponen trend, musiman, dan residual hasil dekomposisi STL. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Semakin kecil nilai error yang dihasilkan, maka semakin baik performa model dalam melakukan prediksi.

Tabel 4.11 Hasil Evaluasi Model

Model	MAE	RMSE	MAPE
ARIMA	6.290,63	7.647,53	19,99 %
Holt-Winters	6.681,98	7.943,61	19,46 %
LSTM	6.389,45	7.476,73	19,36%
<i>Hybrid</i> ARIMA-ES-LSTM (tanpa variabel eksogen)	4.590,65	6.331,40	12,89%
<i>Hybrid</i> ARIMA-ES-LSTM (dengan variabel eksogen)	4.002,61	5.805,81	11,03 %

Berdasarkan hasil evaluasi yang ditunjukkan pada Tabel 4.11, terdapat perbedaan performa yang cukup signifikan antara model tunggal dan model *hybrid* dalam memprediksi harga bawang merah di Jawa Timur. Model ARIMA menghasilkan nilai MAE sebesar 6.290,63, RMSE sebesar 7.647,53, dan MAPE sebesar 19,99%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa ARIMA mampu menangkap pola linier pada data harga bawang merah, namun masih memiliki keterbatasan dalam memodelkan pola musiman dan nonlinier yang kompleks.

Model *Exponential Smoothing* (ES) memperoleh nilai MAE sebesar 6.681,98, RMSE sebesar 7.943,61, dan MAPE sebesar 19,46%. Meskipun memiliki nilai MAPE yang sedikit lebih baik dibandingkan ARIMA, model ES menghasilkan nilai MAE dan RMSE yang lebih tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa model ES

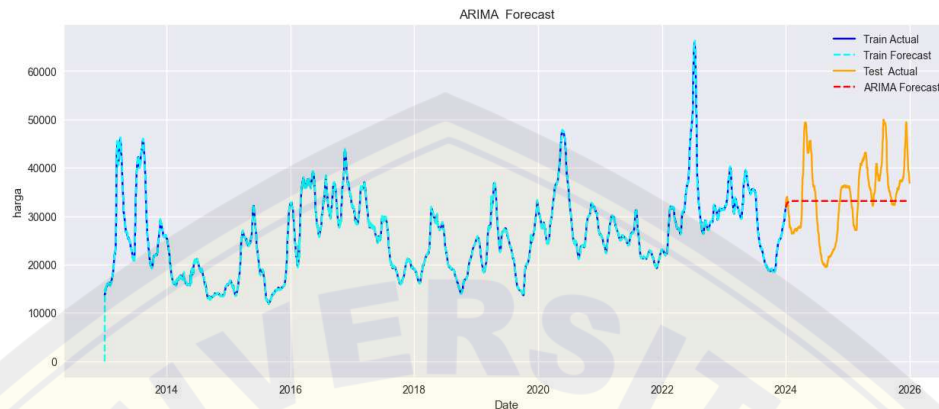
mampu mengikuti pola musiman data, tetapi kurang optimal dalam menangkap perubahan harga yang bersifat dinamis.

Sementara itu, model LSTM menghasilkan nilai MAE sebesar 6.389,45, RMSE sebesar 7.476,73, dan MAPE sebesar 19,36%. Hasil ini menunjukkan bahwa kemampuan LSTM dalam mempelajari hubungan nonlinier memberikan performa yang sedikit lebih baik dibandingkan ARIMA dan ES. Namun, penggunaan LSTM sebagai model tunggal masih belum mampu merepresentasikan seluruh karakteristik data harga bawang merah yang terdiri dari komponen tren, musiman, dan residual secara bersamaan.

Selanjutnya, pada model *Hybrid* ARIMA-ES-LSTM tanpa variabel eksogen, performa model mengalami peningkatan yang cukup signifikan. Model *hybrid* ini menghasilkan nilai MAE sebesar 4.590,65, RMSE sebesar 6.331,40, dan MAPE sebesar 12,89%. Penurunan nilai error menunjukkan bahwa proses dekomposisi STL mampu memisahkan karakteristik data menjadi komponen yang lebih sederhana sehingga setiap metode dapat memodelkan bagian data yang sesuai dengan keunggulannya. Peningkatan performa yang lebih baik kembali diperoleh pada model *Hybrid* ARIMA-ES-LSTM dengan variabel eksogen berupa suhu dan kelembapan pada model LSTM. Model ini menghasilkan nilai MAE sebesar 4.002,61, RMSE sebesar 5.805,81, dan MAPE sebesar 11,03%, yang merupakan nilai error terendah di antara seluruh model yang diuji. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penambahan variabel suhu dan kelembapan mampu memberikan informasi tambahan yang relevan terhadap fluktuasi harga bawang merah, sehingga model dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat.

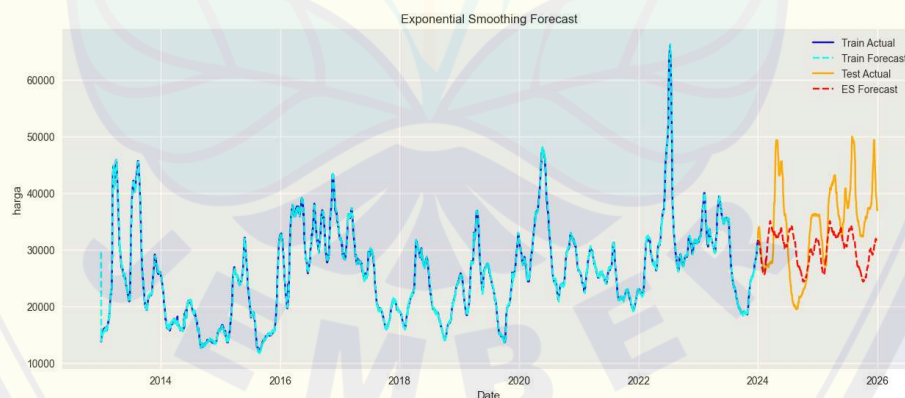
Secara keseluruhan, model *Hybrid* ARIMA-ES-LSTM dengan variabel eksogen merupakan model paling unggul secara komparatif dalam penelitian ini karena menghasilkan nilai MAE, RMSE, dan MAPE paling rendah dibandingkan model lainnya. Hasil tersebut membuktikan bahwa kombinasi dekomposisi STL, pemodelan tren menggunakan ARIMA, pemodelan musiman menggunakan *Exponential Smoothing*, serta pemodelan residual menggunakan LSTM yang memanfaatkan variabel suhu dan kelembapan mampu meningkatkan akurasi

prediksi harga bawang merah di Jawa Timur. Untuk memberikan gambaran visual mengenai hasil prediksi masing-masing model, perbandingan antara data aktual dan data hasil prediksi ditampilkan pada Gambar 4.5 hingga Gambar 4.9.



Gambar 4.5 Grafik Hasil Evaluasi Model ARIMA Tunggal

Gambar 4.5 menunjukkan hasil prediksi menggunakan model ARIMA. Secara umum, model telah mampu mengikuti pola perubahan harga bawang merah, namun masih terdapat beberapa penyimpangan terhadap data aktual, terutama pada periode yang mengalami perubahan harga secara tajam. Hal ini sejalan dengan hasil evaluasi pada Tabel 4.11 yang menunjukkan bahwa model ARIMA masih memiliki nilai error yang relatif tinggi dibandingkan model hybrid.



Gambar 4.6 Grafik Hasil Evaluasi Model *Exponential Smoothing* Tunggal

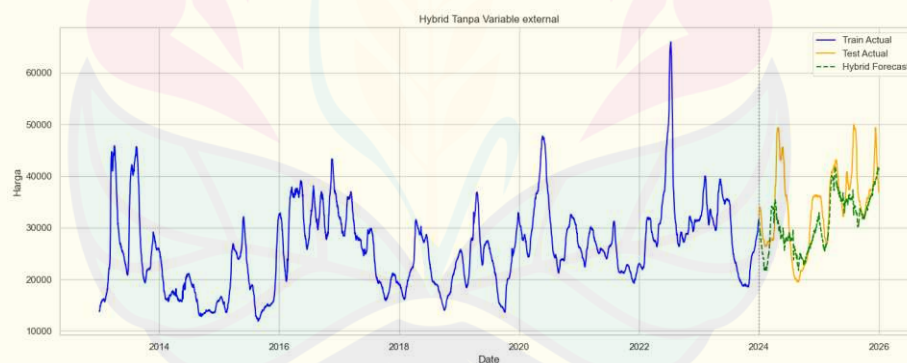
Gambar 4.6 menunjukkan hasil prediksi menggunakan model *Exponential Smoothing*. Model mampu mengikuti pola musiman data, tetapi masih belum dapat

menangkap fluktuasi harga yang bersifat dinamis sehingga prediksi pada beberapa periode masih berbeda dari data aktual.



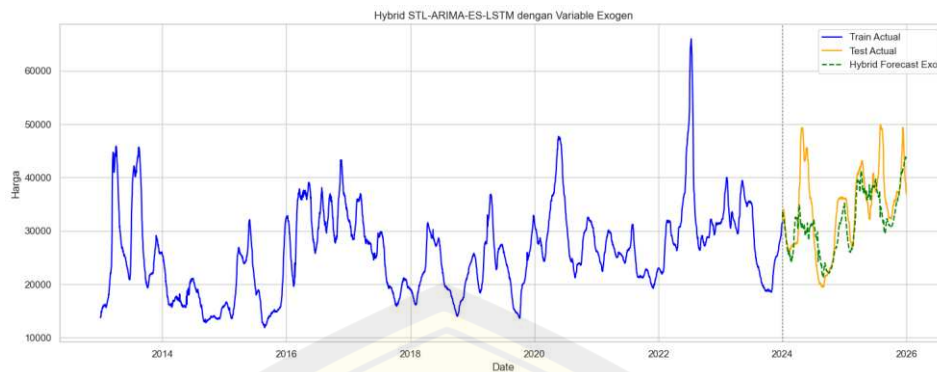
Gambar 4.7 Grafik Hasil Evaluasi Model LSTM Tunggal

Gambar 4.7 menunjukkan hasil prediksi menggunakan model LSTM. Dibandingkan model ARIMA dan *Exponential Smoothing*, hasil prediksi LSTM terlihat lebih mengikuti pola data aktual. Namun, masih terdapat selisih prediksi pada beberapa periode sehingga performanya belum mampu melampaui model *hybrid*.



Gambar 4.8 Grafik Hasil Evaluasi Model *Hybrid* ARIMA-ES-LSTM Tanpa Variabel Eksternal

Gambar 4.8 menunjukkan hasil prediksi model *Hybrid* ARIMA-ES-LSTM tanpa variabel eksogen. Hasil prediksi terlihat lebih mendekati data aktual dibandingkan model tunggal, yang menunjukkan bahwa proses dekomposisi STL dan pemodelan setiap komponen secara terpisah mampu meningkatkan akurasi prediksi.

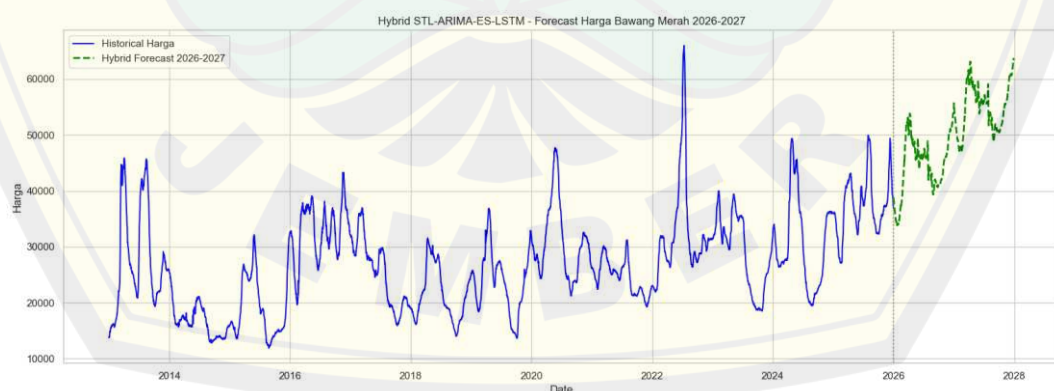


Gambar 4.9 Grafik Hasil Evaluasi Model *Hybrid* ARIMA-ES-LSTM Dengan Variabel Eksternal

Gambar 4.9 menunjukkan hasil prediksi model *Hybrid* ARIMA-ES-LSTM dengan variabel eksogen. Kurva hasil prediksi terlihat paling mendekati data aktual dibandingkan model lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa penambahan variabel suhu dan kelembapan pada model LSTM mampu meningkatkan kemampuan model dalam menangkap pola fluktuasi harga bawang merah sehingga menghasilkan prediksi yang lebih akurat.

4.6 Prediksi

Prediksi harga bawang merah periode 2026-2027 dilakukan menggunakan model *Hybrid* ARIMA-ES-LSTM dengan variabel eksogen suhu dan kelembapan. Model ini dipilih karena memiliki performa paling unggul secara komparatif berdasarkan hasil evaluasi pada data pengujian.



Gambar 4.10 Grafik Visualisasi Prediksi Harga Bawang Merah

Visualisasi hasil prediksi ditunjukkan pada Gambar 4.10. Garis berwarna biru menunjukkan data historis harga bawang merah periode 2013-2025, sedangkan garis putus-putus berwarna hijau menunjukkan hasil prediksi untuk periode Januari 2026 hingga Desember 2027. Berdasarkan grafik tersebut, harga bawang merah diperkirakan masih mengalami fluktuasi yang cukup tinggi selama periode prediksi. Meskipun demikian, terlihat adanya kecenderungan tren meningkat dibandingkan harga pada akhir periode historis tahun 2025. Pada awal tahun 2026, harga bawang merah diperkirakan berada pada kisaran Rp35.000 hingga Rp39.000 per kilogram. Selanjutnya, harga mengalami fluktuasi mengikuti pola musiman yang telah dipelajari model. Memasuki tahun 2027, harga menunjukkan kecenderungan meningkat dan beberapa kali berada pada kisaran Rp50.000 hingga Rp60.000 per kilogram. Pada akhir periode prediksi, yaitu Desember 2027, harga bawang merah diproyeksikan mencapai sekitar Rp63.606 per kilogram. Kondisi ini menunjukkan bahwa komponen tren memberikan pengaruh yang dominan terhadap pergerakan harga dalam jangka panjang, meskipun fluktuasi musiman masih tetap terlihat selama periode prediksi.

Untuk memberikan gambaran yang lebih rinci mengenai hasil prediksi, Tabel 4.12 menyajikan sebagian data *forecasting* harga bawang merah periode 2026-2027 yang dihasilkan oleh model *Hybrid* ARIMA-ES-LSTM.

Tabel 4.12 Hasil Prediksi Harga Bawang Merah Periode 2026-2027

Tanggal	Prediksi Tren	Prediksi Musiman	Prediksi Residual	Prediksi Hybrid
2026-01-01	42.285,42	1.314,02	-4.766,39	38.833,06
2026-01-02	42.312,21	988,97	-4.778,13	38.523,04
2026-01-03	42.339,00	620,03	-4.972,70	37.986,33
...	...	...	...	...
2027-12-31	61.914,88	-213,57	1.904,95	63.606,27

Secara keseluruhan, hasil *forecasting* menunjukkan bahwa harga bawang merah di Jawa Timur pada periode 2026-2027 diperkirakan tetap berfluktuasi mengikuti pola musiman yang terjadi setiap tahun. Akan tetapi, terdapat kecenderungan peningkatan harga dalam jangka panjang yang tercermin dari komponen tren hasil prediksi. Informasi ini dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam perencanaan produksi, distribusi, maupun pengambilan kebijakan terkait stabilisasi harga bawang merah pada periode mendatang.

4.7 Deployment

Tahap *deployment* merupakan tahap untuk mengimplementasikan model *Hybrid* ARIMA-ES-LSTM ke dalam sistem sehingga hasil prediksi harga bawang merah dapat diakses dan divisualisasikan secara interaktif oleh pengguna. Pada tahap ini, hasil analisis yang telah diperoleh sebelumnya diimplementasikan ke dalam arsitektur sistem yang terdiri dari pengolahan *database*, *backend API*, dan *frontend* visualisasi.

4.7.1 Desain Sistem

Desain sistem menggambarkan interaksi antara pengguna dengan sistem prediksi harga bawang merah. Sistem memiliki dua aktor utama, yaitu Admin dan Pengguna. Diagram *use case* yang menggambarkan interaksi kedua aktor dengan sistem disajikan pada Lampiran 1.

Alur kerja sistem dimulai ketika admin melakukan login ke dalam aplikasi. Setelah berhasil masuk, admin dapat mengelola data harga bawang merah dan data cuaca yang digunakan sebagai input model. Data tersebut kemudian disimpan ke dalam *database MySQL*. Selanjutnya admin dapat menjalankan proses training model *Hybrid* ARIMA-ES-LSTM. Pada proses ini sistem akan melakukan dekomposisi STL, pemodelan komponen tren menggunakan ARIMA, pemodelan komponen musiman menggunakan *Exponential Smoothing*, serta pemodelan komponen residual menggunakan LSTM yang memanfaatkan variabel suhu dan kelembapan. Setelah model berhasil dilatih, sistem akan menghasilkan model prediksi yang kemudian disimpan pada server *backend*. Admin dapat menjalankan

proses prediksi untuk menghasilkan harga bawang merah pada periode yang akan datang. Hasil prediksi disimpan ke *database* dan ditampilkan melalui *dashboard* sistem. Sementara itu, pengguna hanya perlu login ke sistem untuk melihat data historis, grafik tren harga, dan hasil prediksi yang telah dihasilkan oleh model. Diagram alur proses sistem disajikan pada Lampiran 2.

4.7.2 Antarmuka Sistem

Antarmuka sistem dirancang untuk memudahkan pengguna dan admin dalam mengakses seluruh fitur pada sistem prediksi harga bawang merah. Setiap halaman dirancang dengan tampilan yang sederhana dan interaktif sehingga memudahkan pengguna dalam memperoleh informasi yang dibutuhkan. Implementasi antarmuka sistem terdiri atas beberapa halaman utama, sedangkan tampilan masing-masing halaman disajikan pada Lampiran 3.

a. Halaman Register dan Login

Halaman register dan login merupakan halaman autentikasi yang digunakan untuk mengatur hak akses pengguna ke dalam sistem. Halaman register digunakan untuk melakukan pendaftaran akun baru dengan mengisi data berupa nama pengguna, alamat email, kata sandi, dan konfirmasi kata sandi. Setelah proses registrasi berhasil, pengguna dapat melakukan login menggunakan akun yang telah terdaftar. Sistem kemudian melakukan validasi data pengguna dan mengarahkan pengguna ke halaman utama sesuai dengan hak akses yang dimiliki.

b. Halaman Data Harga

Halaman data harga menampilkan data historis harga bawang merah yang tersimpan di dalam database. Informasi disajikan dalam bentuk tabel dan grafik sehingga pengguna dapat melihat perkembangan harga bawang merah berdasarkan periode tertentu.

c. Halaman Data Cuaca

Halaman data cuaca menampilkan data suhu dan kelembapan yang digunakan sebagai variabel eksogen pada model LSTM. Informasi yang disajikan meliputi tanggal pengamatan, nilai suhu, dan nilai kelembapan sebagai data pendukung dalam proses prediksi.

d. Halaman Train Testing

Halaman train testing digunakan oleh admin untuk menjalankan proses pelatihan dan pengujian model Hybrid ARIMA-ES-LSTM. Pada halaman ini ditampilkan parameter model yang digunakan, proses pelatihan model, serta hasil evaluasi berupa nilai MAE, RMSE, dan MAPE sehingga admin dapat mengetahui performa model yang dihasilkan.

e. Halaman Hasil Prediksi

Halaman hasil prediksi menampilkan hasil peramalan harga bawang merah yang dihasilkan oleh model Hybrid ARIMA-ES-LSTM. Hasil prediksi disajikan dalam bentuk grafik dan data prediksi sehingga pengguna dapat membandingkan data historis dengan hasil prediksi serta mengamati kecenderungan perubahan harga pada periode mendatang.