

IMPLEMENTASI METODE *HYBRID* ARIMA-LSTM DALAM MEMPREDIKSI HARGA PRODUSEN SUBSEKTOR PERKEBUNAN RAKYAT DI PROVINSI KEPULAUAN BANGKA BELITUNG

Danil

Program Studi Matematika, Sains dan Teknik, Universitas Bangka Belitung, Bangka Belitung, Indonesia

e-mail: danieltoali99@gmail.com*

Elyas Kustiawan

Program Studi Matematika, Sains dan Teknik, Universitas Bangka Belitung, Bangka Belitung, Indonesia

e-mail : elyas-kustiawan@ubb.ac.id

Izma Fahria

Program Studi Matematika, Sains dan Teknik, Universitas Bangka Belitung, Bangka Belitung, Indonesia

e-mail: fahriaizma02@gmail.com

Abstrak

Provinsi Kepulauan Bangka Belitung merupakan salah satu daerah yang perekonomiannya didukung oleh subsektor perkebunan rakyat, terutama komoditas karet, lada, dan kelapa sawit. Fluktuasi harga produsen pada ketiga komoditas tersebut memengaruhi pendapatan petani dan keberlanjutan usaha perkebunan rakyat, sehingga diperlukan suatu metode peramalan yang mampu menghasilkan prediksi harga secara akurat. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga produsen karet, lada, dan kelapa sawit menggunakan metode *hybrid* ARIMA-LSTM. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa model terbaik dalam memprediksi harga produsen karet yaitu model ARIMA(0,1,1) dan model LSTM dengan parameter terbaik *timestep* 3, *hidden unit* 20, jumlah *layer* 3, *batch size* 55, *epoch* 25, *dropout* 0.1, dan *learning rate* 0.001 dengan tingkat akurasi 94,80%. Model *hybrid* ARIMA-LSTM terbaik yang digunakan dalam memprediksi harga produsen lada adalah model ARIMA(1,1,1) dan model LSTM dengan parameter terbaik *timestep* 3, *hidden unit* 30, jumlah *layer* 1, *batch size* 40, *epoch* 100, *dropout* 0,1, dan *learning rate* 0,005 dengan tingkat akurasi 96,85%. Sedangkan model *hybrid* ARIMA-LSTM terbaik yang digunakan dalam memprediksi harga produsen kelapa sawit yaitu model ARIMA(2,1,2) dan model LSTM dengan parameter terbaik *timestep* 3, *hidden unit* 90, jumlah *layer* 3, *batch size* 48, *epoch* 55, *dropout* 0,1, dan *learning rate* 0,001 dengan tingkat akurasi 98,63%.

Kata Kunci: Harga Produsen, Hybrid ARIMA-LSTM, Peramalan, Perkebunan Rakyat..

Abstract

Bangka Belitung Islands Province is one of the regions whose economy is supported by the smallholder plantation subsector, especially rubber, pepper, and oil palm commodities. Fluctuations in producer prices in these three commodities affect farmers' income and the sustainability of people's plantation businesses, so a forecasting method is needed that is able to produce accurate price predictions. This study aims to predict the prices of rubber, pepper, and palm oil producers using the ARIMA-LSTM hybrid method. The results of this study show that the best model in predicting the price of rubber producers is the ARIMA model(0,1,1) and the LSTM model with the best parameters of *timestep* 3, *hidden unit* 20, number of layers 3, *batch size* 55, *epoch* 25, *dropout* 0.1, and *learning rate* 0.001 with an accuracy rate of 94.80%. The best ARIMA-LSTM hybrid model used in predicting the price of pepper producers is the ARIMA(1,1,1) model and the LSTM model with the best parameters of *timestep* 3, *hidden unit* 30, number of layers 1, *batch size* 40, *epoch* 100, *dropout* 0.1, and *learning rate* 0.005 with an accuracy rate of 96.85%. Meanwhile, the best ARIMA-LSTM hybrid model used in predicting the price of palm oil producers is the AREMA model (2,1,2) and the LSTM model with the best parameters of *timestep* 3, *hidden unit* 90, number of layers 3, *batch size* 48, *epoch* 55, *dropout* 0.1, and *learning rate* 0.001 with an accuracy rate of 98.63%.

Keywords: Producer Prices, Hybrid ARIMA-LSTM, Forecasting, People's Plantations..

PENDAHULUAN

Pertanian merupakan sektor yang memegang peranan penting dalam pembangunan suatu negara

maupun daerah karena peranannya yang besar terutama dalam menyediakan kebutuhan pangan, kebutuhan bahan baku industri, penyumbang devisa negara, berperan besar dalam penyerapan tenaga

kerja, dan juga dapat memberikan dampak terhadap peningkatan pendapatan masyarakat setempat (Dewi *et al.*, 2022). Sekitar 50% penduduk Indonesia bermata pencaharian sebagai petani, sehingga sektor pertanian memiliki peran strategis dan perlu terus dikembangkan (Wahyuningtias, 2021). Dengan demikian, sektor pertanian memiliki pengaruh yang besar terhadap kondisi ekonomi maupun sosial di Indonesia, termasuk di wilayah Provinsi Kepulauan Bangka Belitung.

Provinsi Kepulauan Bangka Belitung merupakan salah satu wilayah di Indonesia yang perekonomiannya bergantung pada sektor pertanian. Berdasarkan Badan Pusat Statistik (2024), sektor pertanian merupakan tenaga kerja yang paling banyak diserap oleh masyarakat yaitu sekitar 24,91% atau sebanyak 190.865 orang. Selain itu, hasil pencacahan lengkap ST2023 menunjukkan bahwa jumlah usaha pertanian di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung mencapai 167.984 unit (BPS, 2024). Tingginya jumlah usaha pertanian tersebut menunjukkan bahwa sektor pertanian memiliki peranan yang besar dalam mendukung aktivitas ekonomi masyarakat di daerah tersebut.

Sektor pertanian terdiri dari berbagai subsektor, dengan subsektor perkebunan menjadi subsektor yang paling banyak diusahakan oleh masyarakat Provinsi Kepulauan Bangka Belitung, terutama perkebunan rakyat (BPS, 2023). Banyaknya jumlah pelaku pada subsektor ini dapat dilihat pada jumlah Usaha Tani Perorangan (UTP), yaitu usaha pertanian yang dikelola sendiri. Jumlah UTP subsektor perkebunan yaitu sebanyak 129.192 unit, dengan komoditas utama yang paling banyak diusahakan di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung secara berurutan adalah kelapa sawit, karet, dan lada (BPS, 2024).

Banyaknya jumlah pelaku usaha di subsektor perkebunan tidak hanya menggambarkan ketergantungan masyarakat terhadap subsektor ini sebagai sumber pendapatan, tetapi juga menunjukkan kontribusinya dalam perekonomian daerah yang dapat diukur melalui Produk Domestik Regional Bruto (PDRB). Menurut Arsyad (1999), PDRB merupakan total nilai tambah yang dihasilkan dari aktivitas produksi oleh berbagai sektor atau lapangan usaha yang melakukan kegiatan usahanya di suatu wilayah atau daerah tertentu (Lube *et al.*, 2021). Berdasarkan Badan Pusat

Statistik (2024), menunjukkan bahwa subsektor perkebunan memberikan kontribusi terbesar terhadap PDRB yaitu sebesar 9,04% dari total kontribusi sektor pertanian 12,53%. Hal ini menunjukkan bahwa keberlangsungan perekonomian masyarakat sangat dipengaruhi oleh subsektor perkebunan rakyat.

Namun, dalam beberapa tahun terakhir, harga produsen terutama komoditas karet, lada, dan kelapa sawit di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung menunjukkan pola yang berfluktuasi. Harga karet mengalami penurunan tajam hingga tahun 2015 sebelum kembali berfluktuasi, harga lada meningkat hingga tahun 2017 kemudian menurun dan kembali naik pada tahun 2024, sedangkan harga kelapa sawit menurun hingga tahun 2019 sebelum kembali meningkat setelah tahun 2020. Fluktuasi harga tersebut berdampak pada menurunnya pendapatan petani dan pelaku usaha, berkurangnya kemampuan investasi dan daya beli masyarakat, serta mendorong sebagian petani mencari sumber penghasilan alternatif di luar sektor perkebunan (Syafira *et al.*, 2016). Dampak tersebut tidak hanya terjadi pada komoditas karet, tetapi juga pada lada dan kelapa sawit sebagai komoditas perkebunan utama di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung.

Ketidakstabilan harga komoditas perkebunan tidak hanya berpengaruh terhadap pendapatan petani, tetapi juga berdampak pada keberlangsungan usaha perkebunan rakyat dan kondisi perekonomian daerah yang masih banyak bergantung pada subsektor perkebunan. Apabila fluktuasi harga terus terjadi tanpa adanya langkah pencegahan maupun strategi yang tepat, maka potensi kerugian yang dialami petani akan semakin besar dan menyebabkan penurunan tingkat kesejahteraan masyarakat yang menggantungkan hidupnya pada sektor tersebut. Menyikapi kondisi tersebut, prediksi harga produsen subsektor perkebunan rakyat terutama komoditas karet, lada, dan kelapa sawit di masa yang akan datang sangat dibutuhkan.

Prediksi harga yang akurat diharapkan dapat membantu produsen serta pemangku kepentingan lainnya dapat merencanakan dan mengambil keputusan yang tepat ke depannya (Fauzani & Rahmi, 2023). Penelitian mengenai prediksi harga komoditas telah banyak dilakukan, namun penelitian terkait prediksi harga produsen karet, lada, dan kelapa sawit di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung

masih relatif terbatas. Sementara itu, ketiga komoditas tersebut merupakan komoditas unggulan daerah yang memiliki kontribusi besar terhadap perekonomian masyarakat serta menunjukkan pola fluktuasi harga yang berbeda.

Selain itu, penelitian terdahulu juga umumnya menggunakan metode statistika seperti ARIMA, exponential smoothing, ARCH-GARCH dan lainnya dalam melakukan peramalan. Pendekatan ini dapat memberikan hasil estimasi yang efektif pada data yang memiliki pola linear, tetapi kurang optimal ketika dihadapkan pada data yang kompleks dengan kombinasi pola linear dan nonlinier. Oleh sebab itu, penggunaan pendekatan hybrid seperti kombinasi ARIMA dan LSTM, dapat dipertimbangkan sebagai pilihan metode yang sesuai. Model ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) mampu menangkap pola linear, termasuk tren dan musiman setelah proses diferensiasi (Anwar & Rasiyanti, 2025). Sementara itu, LSTM efektif untuk mempelajari pola non-linear yang lebih kompleks karena, LSTM mampu mengingat informasi masa lalu yang relevan dan mengadaptasi diri terhadap perubahan tren yang mungkin terjadi (Firdaus, 2023).

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa metode hybrid ARIMA-LSTM mampu menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan beberapa metode hybrid lainnya. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Ridwan (2023) dalam memprediksi harga bitcoin, metode hybrid ARIMA-LSTM menunjukkan tingkat akurasi prediksi yang lebih tinggi dibandingkan metode hybrid ARIMA-GRU, dengan nilai MAE harian dan bulanan hybrid ARIMA-LSTM berturut-turut 1,0098 dan 0,5547 serta hybrid ARIMA-GRU 1,0128 dan 0,6227. Peneliti lain yang dilakukan oleh (Sembiring & Permata, 2025). menunjukkan metode hybrid ARIMA-LSTM memiliki performa yang lebih unggul dibandingkan metode hybrid ARIMAX-LSTM, baik pada skema single split maupun two-stage split dengan MAPE berturut-turut 14,24% dan 2,60%, sedangkan hybrid ARIMAX-LSTM menghasilkan MAPE 20,41% dan 24,61%.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini dilakukan untuk memprediksi harga produsen karet, lada, dan kelapa sawit di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung menggunakan metode prediksi hybrid ARIMA-LSTM. Penerapan metode ini diharapkan dapat menghasilkan prediksi yang akurat, serta

mampu mengidentifikasi pola data baik yang bersifat linear maupun non-linear. Selain itu, hasil prediksi juga diharapkan dapat membantu petani, pelaku usaha dan Dinas Pertanian dalam mengambil kebijakan terkait harga produsen suatu komoditas khususnya komoditas karet, lada dan kelapa sawit di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung.

KAJIAN TEORI

HARGA PRODUSEN

Harga produsen merupakan harga yang diterima oleh petani dari penjualan barang atau jasa yang dihasilkan kepada pembeli pertama. Harga ini menjadi indikator penting dalam menentukan pendapatan petani yang mencerminkan kesejahteraan pelaku usaha tani.

PERAMALAN

Peramalan atau prediksi merupakan suatu proses yang dilakukan untuk memperkirakan suatu nilai di masa yang akan datang berdasarkan data masa lampau yang berguna untuk pengambilan keputusan agar bisa mengurangi resiko yang terjadi.

ARIMA

Metode ARIMA merupakan metode yang pertama kali diperkenalkan oleh Gwilym Meirion Jenkins dan George Edward Pelham Box pada tahun 1976 (Kruba *et al.*, 2025). Muhammad *et al.* (2017) mengemukakan ARIMA merupakan statistik yang cocok untuk meramalkan secara cepat, bersifat fleksibel, dan tingkat keakuratannya efektif sehingga tepat digunakan dalam peramalan jangka pendek dan hanya membutuhkan data historis dalam peramalannya (Jamila *et al.*, 2021). Dalam metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), terdapat beberapa kelompok model yaitu *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), *Autoregressive and Moving Average* (ARMA).

AUTOREGRESSIVE (AR)

Model AR diasumsikan bahwa nilai suatu variabel pada periode saat ini dipengaruhi oleh nilai variabel tersebut pada periode-periode sebelumnya. Oleh karena itu, model ini disebut *Autoregressive* karena pada model ini diregresikan terhadap nilai-nilai sebelumnya dari variabel itu sendiri. Model AR dapat ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$X_t = \mu + \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + e_t \quad (1)$$

Keterangan:

X_t = nilai *series* yang stasioner
 μ = nilai konstanta
 X_{t-1}, X_{t-p} = nilai lampau *series*
 ϕ_p = koefisien parameter *autoregressive* ke-p

MOVING AVERAGE (MA)

Model MA diasumsikan bahwa nilai suatu variabel pada periode saat ini dipengaruhi oleh nilai kesalahan pada periode-periode sebelumnya. Model MA dapat ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$X_t = \mu + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} \cdots - \theta_q e_{t-q} \quad (2)$$

Keterangan:

X_t = nilai *series* yang stasioner
 μ = nilai konstanta
 e_{t-1}, e_{t-q} = *error* periode sebelumnya
 θ_q = koefisien parameter *moving average* ke-q

AUTOREGRESSIVE AND MOVING AVERAGE (ARMA)

Model ARMA merupakan gabungan dari model AR dan MA. Model ini mengasumsikan bahwa nilai data pada periode saat ini dipengaruhi oleh nilai data pada periode sebelumnya serta nilai sisaan (*error*) pada periode sebelumnya. Model ARMA dapat ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$X_t = \mu + \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \cdots + \phi_p X_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \cdots - \theta_q e_{t-q} \quad (3)$$

Keterangan:

X_t = nilai *series* yang stasioner
 μ = nilai konstanta
 X_{t-1}, X_{t-p} = nilai lampau *series*
 ϕ_p = koefisien parameter *autoregressive* ke-p
 e_{t-1}, e_{t-q} = *error* periode sebelumnya
 θ_q = koefisien parameter *moving average* ke-q

AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA)

Model ARIMA digunakan dengan asumsi bahwa data deret waktu harus bersifat stasioner, yaitu memiliki rata-rata dan varians yang relatif konstan sepanjang waktu. Untuk mengatasi ketidakstasioneran data, dilakukan proses *differencing* agar data menjadi stasioner. Penambahan komponen *integrated* pada model ARIMA membuat metode ini lebih efektif dalam memodelkan data yang memerlukan proses *differencing*. Menurut Brockwell dan Davis (2016), bentuk umum model ARIMA adalah (Fadhilah *et al.*, 2024):

$$\phi_p(B)(1-B)^d X_t = \mu + \theta_q(B)e_t \quad (4)$$

Keterangan:

B = operator *backward shift*
 θ_q = koefisien parameter *moving average* ke-q
 e_t = *white noise* (galat)

STASIONERITAS DATA

Stasioneritas data dilakukan untuk memastikan bahwa nilai rata-rata dan varians data tidak berubah sepanjang periode waktu. Data dikatakan tidak stasioner apabila menunjukkan pola kenaikan dan penurunan serta perubahan fluktuasi dari waktu ke waktu. Pengujian stasioneritas varians pada suatu data dapat dilakukan dengan menggunakan transformasi Box-Cox. Data dikatakan telah memenuhi asumsi stasioner varians apabila nilai rounded value atau parameter lambda (λ) sama dengan 1 atau lebih besar dari 1. Namun, jika data belum memenuhi kondisi tersebut, maka diperlukan transformasi Box-Cox untuk menstabilkan variansnya. Bentuk umum dari transformasi ini ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$T(Z_t) = \begin{cases} \frac{Z_t^{\lambda-1}}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \ln Z_t, & \lambda = 0 \end{cases} \quad (5)$$

Keterangan:

Z_t = data asli pada waktu ke- t
 λ = parameter transformasi

Dalam proses transformasi Box-Cox akan diperoleh nilai λ yang digunakan dalam menentukan jenis transformasi yang perlu diterapkan pada data (Muzakki *et al.*, 2022). Nilai λ tersebut beserta aturan pemilihan transformasinya dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 1. Aturan Transformasi Box-Cox

Nilai λ	Transformasi Box-Cox
-1	$\frac{1}{Z_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0	$\ln Z_t$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t

IDENTIFIKASI ORDE MODEL

Proses identifikasi tersebut dilakukan dengan menganalisis pola autokorelasi yang ditunjukkan melalui grafik *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). ACF menunjukkan hubungan antara nilai deret waktu pada periode ke- t dengan nilai pada periode ke- $t + k$. Selain menggunakan grafik ACF, identifikasi

karakteristik deret waktu juga dapat dilakukan melalui grafik PACF. Grafik PACF menunjukkan besarnya korelasi antara Y_t dan Y_{t+k} setelah pengaruh linear dari nilai-nilai di antara keduanya, yaitu $Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots, Y_{t+k-1}$ dihilangkan (Toy *et al.*, 2025).

Identifikasi model ARIMA berdasarkan plot ACF dan plot PACF dapat ditunjukkan pada tabel

Tabel 2. Identifikasi model ARIMA berdasarkan plot ACF dan plot PACF.

Model	Plot ACF	Plot PACF
AR(P)	Menurun secara eksponensial (<i>dies down</i>)	Terpotong setelah lag ke-p
MA(q)	Terpotong setelah lag ke-p	Menurun secara eksponensial (<i>dies down</i>)
ARMA(p,q)	Menurun setelah lag(q-p)	Menurun setelah lag(p-q)

ESTIMASI PARAMETER

Proses estimasi ini menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), yaitu dengan memaksimalkan fungsi likelihood yang dibentuk berdasarkan fungsi kepadatan peluang pada model ARIMA. Pemilihan parameter terbaik dengan kriteria *Akaike's Information Criterion* (AIC), di mana model dengan nilai AIC terkecil dianggap sebagai model yang paling sesuai. AIC merupakan ukuran yang digunakan untuk menilai kualitas suatu model statistik dengan mempertimbangkan keseimbangan antara kemampuan model dalam menyesuaikan data dan tingkat kompleksitas model. Persamaan AIC dapat ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$AIC = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + 2M \quad (6)$$

Keterangan:

n = jumlah data

M = jumlah parameter dalam model

$\hat{\sigma}_a^2$ = *varians error*

DIAGNOSTIK MODEL

Pemeriksaan diagnostik dilakukan untuk memastikan bahwa model telah memenuhi berbagai asumsi yang diperlukan, sehingga model tersebut dapat digunakan untuk proses peramalan. Pemeriksaan diagnostik model bertujuan untuk memastikan bahwa residual yang dihasilkan bersifat acak (*white noise*) serta mengikuti distribusi normal. Pengujian *white noise* dapat dilakukan menggunakan

Ljung-Box untuk mengetahui adanya autokorelasi pada residual. Persamaan statistik uji white noise dapat ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{p}_k^2}{(n-k)} \quad (7)$$

Keterangan:

K = lag maksimum

$\hat{p}_k$ = nilai dari autokorelasi residual pada lag- k

Sedangkan, uji normalitas dapat dilakukan dengan pengujian Kolmogorov - Smirnov untuk melihat apakah residual berdistribusi normal. Statistik uji normalitas dapat ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$D = \sup_x |S(x) - F_0(x)| \quad (8)$$

Keterangan:

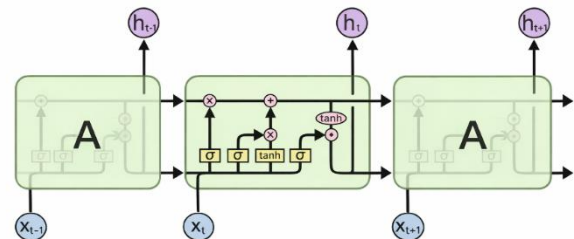
$\sup$ = nilai maksimum

$S(x)$ = fungsi distribusi kumulatif

$F_0(x)$ = fungsi peluang distribusi normal

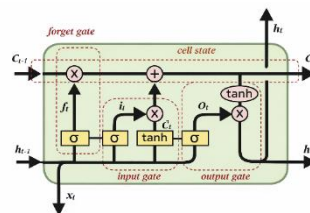
LONG SHOR TERM MEMORY (LSTM)

LSTM merupakan pengembangan lebih lanjut dari arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dirancang untuk mengatasi masalah *vanishing* dan *exploding gradient* pada data sekuensial. Arsitektur LSTM Arsitektur terdiri dari lapisan *input*, lapisan *output*, dan lapisan tersembunyi (Sanjaya & Heksaputra, 2020). Arsitektur LSTM dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 1. Arsitektur LSTM (Firdaus, 2023)

Lapisan tersembunyi terdiri dari sel memori, satu sel memori memiliki tiga *gate* yaitu *input gate*, *forget gate*, *forget gate*. Lapisan tersembunyi pada LSTM dapat ditunjukkan pada gambar berikut.



Gambar 2. Lapisan Tersembunyi LSTM

1. Forget gate

Forget gate berperan dalam menentukan informasi yang perlu dipertahankan atau dibuang. Rumus dari f_t ditunjukkan pada persamaan berikut

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (9)$$

Keterangan:

f_t = forget gate

σ = fungsi aktivasi sigmoid

W_f = bobot dari forget gate

h_{t-1} = hidden state sebelumnya

x_t = input pada waktu t

b_f = bias dari forget gate

2. Input gate

Input gate berperan dalam mengatur informasi baru yang akan dimasukkan ke dalam cell state (Wiranda & Sadikin, 2019). Rumus dari i_t dapat ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (10)$$

Keterangan:

i_t = input gate

σ = fungsi aktivasi sigmoid

W_i = bobot dari input gate

h_{t-1} = hidden state sebelumnya

x_t = input pada waktu t

b_i = bias dari input gate

Nilai gerbang input dikalikan dengan output dari lapisan kandidat (C_t). Rumus dari (C_t) dapat ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (11)$$

Keterangan:

$\tilde{C}_t$ = candidate cell state

W_c = bobot dari candidate cell state

$\tanh$ = fungsi aktivasi tanh

h_{t-1} = hidden state sebelumnya

x_t = input pada waktu t

b_c = bias dari candidate cell state

Setelah nilai forget gate, input gate, dan kandidat cell state baru diperoleh, maka akan dicari nilai cell state C_t . Rumus dalam mencari nilai cell state C_t dapat ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (12)$$

Keterangan:

C_t = cell state

f_t = forget gate

i_t = input gate

C_{t-1} = cell state sebelumnya

$\tilde{C}_t$ = candidate cell state

3. Output gate

Output gate mengontrol seberapa besar informasi dari cell state yang diteruskan sebagai keluaran pada waktu ke-t. Keluaran dari gate ini dinyatakan dengan simbol o_t , selanjutnya keluaran akhir LSTM pada waktu ke-t dinyatakan dengan simbol h_t . Rumus dari o_t dan h_t ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (13)$$

$$h_t = o_t * \tanh(c_t) \quad (14)$$

Keterangan:

o_t = output gate

σ = fungsi aktivasi sigmoid

W_o = bobot dari output gate

h_{t-1} = hidden state sebelumnya

x_t = input pada waktu t

b_o = bias dari output gate

h_t = hidden state

HYBRID ARIMA-LSTM

Metode hybrid ARIMA-LSTM merupakan metode peramalan yang mengkombinasikan pendekatan statistik klasik ARIMA dengan metode deep learning LSTM. ARIMA dan LSTM memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing dalam melakukan peramalan. Model ARIMA efektif untuk data deret waktu yang bersifat linear, tetapi kurang optimal ketika ketika memproses data dengan pola non-linear. Sebaliknya, jaringan syaraf tiruan seperti LSTM mampu menangani data linear maupun non-linear dengan baik. Meskipun demikian, LSTM membutuhkan proses pelatihan yang lebih lama serta pengaturan parameter yang sangat banyak untuk menghasilkan performa yang maksimal (Rowan *et al.*, 2022). Dalam metode Hybrid ini, ARIMA digunakan untuk menangani informasi linear dari deret waktu, kemudian jaringan LSTM akan memproses bagian non-linear dengan menganalisis dari model ARIMA yang dihasilkan (Zou, 2025).

ROOT MEAN SQUARE ERROR (RMSE)

RMSE merupakan salah satu metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur tingkat akurasi model prakiraan (*forecasting*). Semakin kecil nilai RMSE maka hasil pengukuran akan semakin akurat (Arinal & Azhari, 2023). Rumus RMSE dapat ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (15)$$

Keterangan:

$\hat{y}_i$ = nilai prediksi

y_i = nilai aktual

MEAN ABSOLUTE PERCENTAGE ERROR (MAPE)

MAPE adalah satu cara yang digunakan untuk mengukur keakuratan model. Mape mengukur rata-rata kesalahan *absolute* dengan membandingkan nilai aktual dan nilai prediksi. Hendajani dkk. (2023) mengemukakan MAPE ini juga memberikan informasi seberapa besar kesalahan peramalan kebutuhan dibandingkan dengan nilai kebutuhan yang sebenarnya, dan semakin kecil nilai presentasi kesalahan peramalan (*percentage error*) pada MAPE ini maka semakin akurat hasil peramalan tersebut.

Berikut rumus dalam menghitung nilai dan kriteria MAPE dapat ditunjukkan pada persamaan dan tabel berikut.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[\frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \right] \times 100\% \quad (16)$$

Keterangan:

$\hat{y}_i$ = nilai prediksi

y_i = nilai aktual

Tabel 3. Kriteria MAPE

MAPE (%)	Kategori
Kurang dari 10	Sangat Baik
10 - 20	Baik
20 - 50	Cukup
Lebih dari 50	Buruk

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan dengan penelitian kuantitatif. Secara umum, penelitian kuantitatif dianggap sebagai pendekatan ilmiah yang objektif dan metodis untuk mengumpulkan data yang dapat diukur, menganalisis data tersebut secara statistik, dan membuat kesimpulan dari penelitian (Candra Susanto *et al.*, 2024).

Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data sekunder yang diperoleh dari *website* resmi Badan Pusat Statistika (BPS) Provinsi Kepulauan Bangka Belitung. Data yang digunakan adalah data harga produsen karet, lada, dan kelapa sawit dari bulan Januari 2010 sampai dengan Desember 2024.

Tahapan yang pertama kali dilakukan dalam penelitian ini yaitu pengumpulan data, kemudian analisis statistika deskriptif bertujuan untuk melihat gambaran umum data yang digunakan. Selanjutnya, dilakukan pemodelan ARIMA yang meliputi

pengujian stasioneritas data terhadap varians dan mean, identifikasi model menggunakan plot ACF dan PACF, estimasi paramter, serta evaluasi model melalui uji diagnostik residual. Model ARIMA terbaik digunakan untuk menghasilkan residual yang tidak dapat dijelaskan oleh model ARIMA.

Residual yang diperoleh akan digunakan sebagai inputan bagi model LSTM. Sebelum dilakukan pelatihan, data dibagi menjadi data *training* dan *testing* dengan rasio 70:30, kemudian akan dilakukan normalisasi menggunakan MinMaxScaler untuk menyesuaikan rentang data. Tahap selanjutnya adalah perancangan arsitektur LSTM, kemudian kinerja model LSTM dievaluasi menggunakan RMSE, serta dilakukan pengujian untuk memastikan model tidak mengalami *underfitting* maupun *overfitting*. Setelah diperoleh model ARIMA dan LSTM terbaik, kedua model digabungkan menggunakan pendekatan *hybrid* ARIMA-LSTM untuk menangkap pola linear dan non-linear. Kinerja model *hybrid* dievaluasi menggunakan MAPE, kemudian model terbaik digunakan untuk memprediksi selama 12 periode kedepan yaitu Januari 2025 hingga Desember 2025.

HASIL DAN PEMBAHASAN

ANALISIS STASTISTIK DESKRIPTIF

Tahapan pertama analisis data dalam penelitian ini adalah melakukan analisis statistik deskriptif untuk mengetahui gambaran umum terkait data yang akan digunakan yaitu harga produsen karet, lada, dan kelapa sawit. Data yang digunakan yaitu data bulanan dari periode Januari 2010 sampai Desember 2024. Hasil analisis statistik deskriptif dapat disajikan pada tabel berikut.

Tabel 4. Analisis Statistik Deskriptif

Analisis Deskriptif	Harga Produsen		
	Karet	Lada	Kelapa Sawit
<i>Minimum</i>	4.535	34.832	677
<i>Maksimum</i>	11.279	115.897	3.280
<i>Mean</i>	6.952,09	61.013,61	1.915,1
Standar Deviasi	1.483,31	22.995,65	595,87
Varians	2.200.216,21	528.799.982,21	355.060,33

Berdasarkan tabel 4, menunjukkan bahwa nilai *mean* pada seluruh komoditas lebih besar

dibandingkan dengan nilai standar deviasi, menunjukkan tingkat penyebaran data relatif lebih kecil dibandingkan nilai pusatnya, sehingga sebagian besar data harga berada di sekitar nilai *mean*. Mahanani & Kartika (2022) menjelaskan bahwa apabila standar deviasi lebih rendah daripada nilai *mean*, maka tingkat penyebaran data dapat dikatakan relatif merata. Temuan ini menunjukkan bahwa perubahan harga pada masing-masing komoditas masih berada dalam rentang yang wajar jika dibandingkan dengan nilai *mean*.

ANALISIS METODE ARIMA

Pada analisis metode ARIMA terdapat beberapa yang harus dilakukan di antaranya, yaitu:

UJI STASIONERITAS DATA

Tahap pertama yang dilakukan dalam proses peramalan harga produsen karet, lada, dan kelapa sawit yaitu menguji stasioneritas data. Pengujian stasioneritas terhadap *mean* dilakukan dengan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) untuk melihat apakah data mengandung *unit root* atau tidak. Sedangkan, pengujian stasioneritas data terhadap varians dapat dilakukan dengan menggunakan uji *Box-Cox* untuk melihat *lambda* yang diperoleh. Hasil pengujian kestasioneran terhadap varians disajikan pada tabel berikut.

Tabel 5. Hasil Uji Stasioneritas terhadap Varians

Variabel	Statistik Uji
Karet	-0.48620
Lada	-1.23524
Kelapa Sawit	1.03546

Berdasarkan tabel 5, menunjukkan bahwa data harga produsen kelapa sawit bernilai 1, sehingga dapat disimpulkan bahwa varians data harganya sudah stabil dan tidak memerlukan transformasi. Sementara itu, data harga produsen karet dan lada memiliki nilai *lambda* yang jauh dari 1 menunjukkan bahwa varians data keduanya masih belum stabil dan diperlukan transformasi. Hasil transformasi pada data harga produsen karet dan lada dapat disajikan pada tabel berikut.

Tabel 6. Hasil Transformasi

Variabel	Transformasi	
	Sebelum	Sesudah
Karet	-0.48620	0.97240
Lada	-1.23524	1.23524

Berdasarkan pada tabel 6, diperoleh nilai *lambda* mendekati 1, menunjukkan bahwa varians data harga produsen karet dan lada menjadi relatif stabil. Dengan demikian, data harga produsen karet dan lada telah stasioner terhadap varians dan dapat digunakan pada tahap selanjutnya. Setelah itu, akan dilakukan pengujian stasioneritas terhadap *mean*. Hasil pengujian kestasioneran terhadap *mean* dapat disajikan pada tabel berikut.

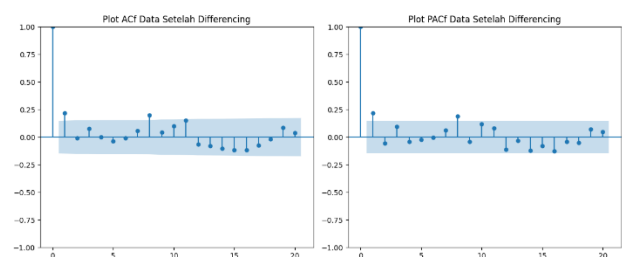
Tabel 7. Hasil Uji Stasioneritas terhadap *mean*

Variabel	Tingkat Stasioner	P-Value	Keterangan
Karet	Level	0.70798	Tidak Stasioner
	Diferensiasi 1	0.0000	Stasioner
Lada	Level	0.16771	Tidak Stasioner
	Diferensiasi 1	0.0000	Stasioner
Kelapa Sawit	Level	0.23235	Tidak Stasioner
	Diferensiasi 1	0.01075	Stasioner

Berdasarkan tabel 7, hasil uji ADF seluruh variabel stasioner pada first differencing, menghasilkan p-value lebih kecil dari taraf signifikansi $\alpha=0,05$, sehingga dapat disimpulkan bahwa data harga produsen karet, lada, dan kelapa sawit stasioner pada tingkat diferensiasi 1.

IDENTIFIKASI ORDE MODEL

Tahapan ini dilakukan untuk menentukan orde model ARIMA yaitu *p* dan *q*. Penentuan orde tersebut dilakukan dengan melihat pola pada grafik *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dan *Autocorrelation Function* (ACF). Plot ACF dan PACF pada data harga produsen karet setelah dilakukan *first difference* dapat dilihat pada gambar berikut.

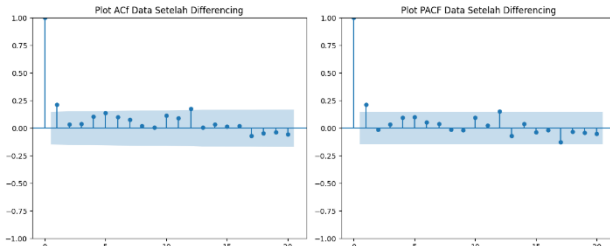


Gambar 3. Plot ACF dan PACF Harga Produsen Karet

Berdasarkan gambar 3, plot ACF dan PACF terlihat bahwa masih terdapat beberapa lag yang melewati atau berada diluar batas signifikansi lag 1 dan 8. Hal ini menunjukkan bahwa masih terdapat

lag yang memiliki hubungan yang signifikan. Prinsip parsimoni menyatakan bahwa model terbaik adalah model yang paling sederhana, namun tetap mampu menjelaskan karakteristik data dengan baik. Berdasarkan prinsip tersebut, maka model karet sementara yang dihasilkan adalah ARIMA(0,1,0), ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,0), dan ARIMA(1,1,1).

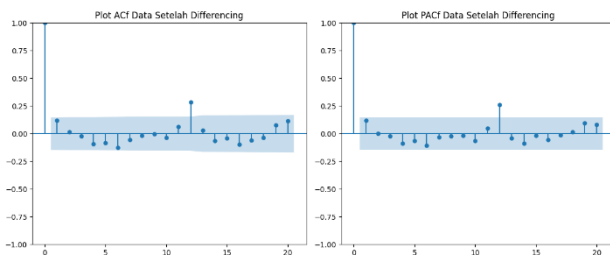
Plot dari ACF dan PACF dari data harga produsen lada pada *first difference* dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 4. Plot ACF dan PACF Harga Produsen Lada

Berdasarkan gambar 4, plot ACF dan PACF terlihat bahwa masih terdapat beberapa lag yang melewati atau berada diluar batas signifikansi lag 1 dan 12. Berdasarkan prinsip parsimoni, maka model lada sementara adalah ARIMA(0,1,0), ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,0), dan ARIMA(1,1,1).

Plot dari ACF dan PACF dari data harga produsen kelapa sawit pada *first difference* dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 5. Plot ACF dan PACF Harga Produsen Lada

Berdasarkan gambar 5, plot ACF dan PACF terlihat bahwa masih terdapat beberapa lag yang melewati atau berada diluar batas signifikansi yaitu lag 12. Berdasarkan prinsip parsimoni, model kelapa sawit sementara yang dihasilkan dengan orde yang digunakan, yaitu 1 dan 2 untuk p dan q adalah ARIMA(0,1,0), ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,0), ARIMA(1,1,1), ARIMA(1,1,2), ARIMA(2,1,1), dan ARIMA(2,1,2).

ESTIMASI PARAMETER

Estimasi parameter model dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation*

(MLE), yaitu pendekatan yang menentukan parameter dengan cara memaksimalkan peluang (*likelihood*) agar model paling sesuai dengan data yang diamati. Nilai AIC dari model ARIMA sementara pada komoditas karet, lada, dan kelapa sawit di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung dapat ditunjukkan pada tabel berikut.

Tabel 8. Nilai AIC dari Masing-Masing Model

Variabel	Model ARIMA	Nilai AIC
Karet	ARIMA(0,1,0)	-2391.75186
	ARIMA(0,1,1)	-2400.73226
	ARIMA(1,1,0)	-2399.33055
	ARIMA(1,1,1)	-2399.14777
Lada	ARIMA(0,1,0)	-4349.22781
	ARIMA(0,1,1)	-4339.44220
	ARIMA(1,1,0)	-4347.36603
	ARIMA(1,1,1)	-4362.99715
Kelapa Sawit	ARIMA(0,1,0)	2333.38412
	ARIMA(0,1,1)	2332.85733
	ARIMA(1,1,0)	2332.80773
	ARIMA(1,1,1)	2334.84254
	ARIMA(1,1,2)	2336.79190
	ARIMA(2,1,1)	2336.80342
	ARIMA(2,1,2)	2332.51222

Berdasarkan tabel 8, diperoleh nilai AIC dari paling kecil pada karet yaitu ARIMA (0,1,1) sebesar -2400.73226, lada yaitu model ARIMA(1,1,1) sebesar -4362.99715, sedangkan kelapa sawit yaitu ARIMA(2,1,2) sebesar 2332.51222.

DIAGNOSTIK MODEL

Tahap selanjutnya adalah pemeriksaan diagnostik model yang diperoleh dari sebelumnya. Hasil dari pengujian *white noise* dan pengujian normalitas dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 9. Hasil Uji *White noise* dan Normalitas

Variabel	<i>Pvalue</i>	
	<i>White noise</i>	Normalitas
Karet	0.39200	0.00858
Lada	0.32186	0.00000
Kelapa Sawit	0.94693	0.00000

Berdasarkan tabel 9, hasil uji *white noise* menunjukkan bahwa nilai p-value karet, lada dan kelapa sawit lebih besar dari 5%, sehingga dapat dikatakan bersifat *white noise*. Sementara itu, pada uji normalitas, diperoleh nilai p-value karet, lada dan kelapa sawit lebih kecil dari 0,05, sehingga residual untuk ketiga variabel tidak berdistribusi normal.

Namun, kondisi tersebut tidak membuat model ARIMA menjadi tidak layak digunakan karena dalam peramalan, residual yang memenuhi sifat white noise menunjukkan bahwa model telah berhasil menangkap pola utama yang terdapat dalam data (Hyndman dan Athanasopoulos, 2021). Box et al. (2015) juga menyatakan bahwa normalitas sisaan lebih berperan dalam inferensi statistik dan pembentukan interval prediksi, tetapi bukan syarat mutlak untuk menghasilkan peramalan titik yang valid (Septiansyah *et al.*, 2025). Oleh karena itu, model dari masing-masing komoditas tetap layak digunakan.

MODEL LSTM

Tahap selanjutnya adalah menerapkan metode *hybrid* dengan memanfaatkan nilai residual dari hasil peramalan ARIMA sebagai input pada model LSTM.

MEMBANGUN MODEL LSTM

Perancangan model LSTM dilakukan dengan menetapkan sejumlah parameter utama yang berpengaruh terhadap proses pembelajaran model, meliputi *timestep* (TM), jumlah *layer* (L), jumlah *hidden unit* (HU), *batch size* (BS), *epoch* (E), *dropout* (dr), dan *learning rate* (LR). Spesifikasi hyperparameter untuk komoditas karet, lada, dan kelapa sawit dapat ditunjukkan pada berikut.

Tabel 10. Spesifikasi *Hyperparameter* Karet

TM	HU	L	BS	E	DR	LR	RMSE Train	RMSE Test
3	20	3	50	25	0.1	0.001	0.13430	0.13039
	20	3	52	25	0.1	0.001	0.13441	0.13031
	20	3	55	25	0.1	0.001	0.13490	0.13004
6	160	3	4	10	0.2	0.001	0.13825	0.13146
	160	3	5	10	0.2	0.001	0.13613	0.13171
	160	3	15	5	0.2	0.005	0.13596	0.13205

Tabel 11. Spesifikasi *Hyperparameter* Lada

TM	HU	L	BS	E	DR	LR	RMSE Train	RMSE Test
3	10	1	40	100	0.1	0.005	0.10781	0.08617
	20	1	30	95	0.1	0.005	0.10539	0.08627
	30	1	40	100	0.1	0.005	0.10758	0.08551
6	180	3	15	70	0.1	0.001	0.10454	0.08972
	190	3	16	50	0.1	0.001	0.10465	0.08916
	200	3	15	5	0.1	0.001	0.10415	0.08771

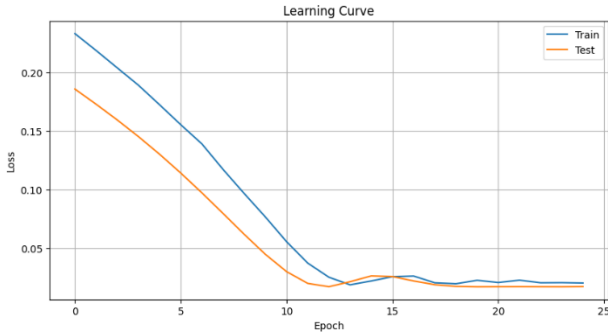
Tabel 12. Spesifikasi *Hyperparameter* Kelapa Sawit

TM	HU	L	BS	E	DR	LR	RMSE Train	RMSE Test
3	90	3	32	30	0.1	0.001	0.09294	0.15284
	90	3	48	55	0.1	0.001	0.09261	0.15193
	90	3	60	50	0.1	0.001	0.09348	0.15381
6	110	3	48	15	0.1	0.001	0.09401	0.15477
	110	3	55	15	0.1	0.001	0.09021	0.15480
	110	3	56	15	0.1	0.001	0.09433	0.15428

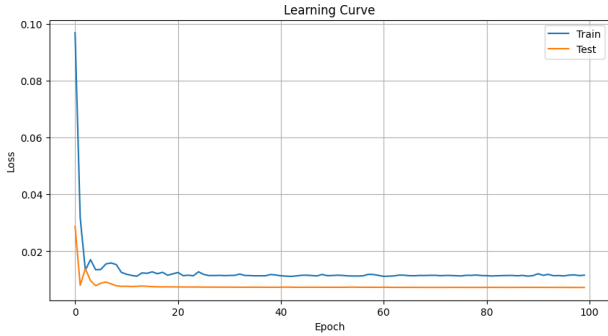
Berdasarkan kombinasi hyperparameter yang telah dibangun pada tabel 10, 11 dan 12 diperoleh kombinasi terbaik pada komoditas karet, yaitu *hyperparameter* dengan *timestep* 3, *hidden unit* 20, jumlah *layer* 3, *batch size* 55, *epoch* 25, *dropout* 0.1, dan *learning rate* 0.001. Model terbaik pada komoditas lada, yaitu model dengan pada kombinasi *hyperparameter timestep* 3, *hidden unit* 30, jumlah *layer* 1, *batch size* 40, *epoch* 100, *dropout* 0,1, dan *learning rate* 0,005. Sementara itu, pada komoditas kelapa sawit, kombinasi terbaik diperoleh dengan *timestep* 3, *hidden unit* 90, jumlah *layer* 3, *batch size* 48, *epoch* 55, *dropout* 0,1, dan *learning rate* 0,001.

PENGUJIAN UNDERFITTING DAN OVERFITTING

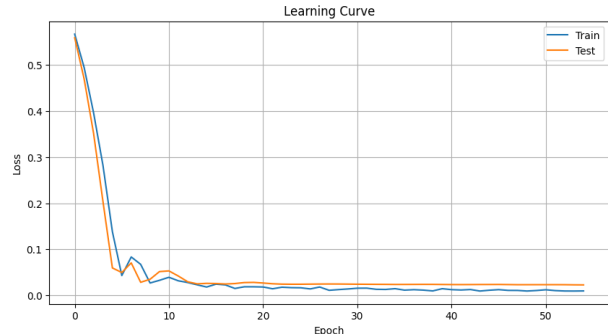
Pengujian ini dilakukan untuk memastikan bahwa model tidak hanya mampu mempelajari pola pada data pelatihan, tetapi juga memiliki kemampuan yang baik dalam melakukan prediksi pada data yang tidak digunakan selama proses pelatihan. Model dikatakan mengalami *underfitting* apabila nilai *loss training* maupun *loss testing* masih relatif tinggi atau tidak menunjukkan penurunan yang signifikan. Sebaliknya, *overfitting* terjadi apabila nilai *loss training* sangat rendah tetapi nilai *loss testing* jauh lebih tinggi. Sementara itu, model dapat dikatakan memiliki kinerja yang baik, apabila nilai *loss training* dan *loss testing* sama-sama rendah serta menunjukkan pola penurunan yang relatif stabil. Grafik kurva pembelajaran masing-masing model dapat ditunjukkan pada gambar berikut.



Gambar 6. Kurva Pembelajaran Model Karet



Gambar 7. Kurva Pembelajaran Model Lada



Gambar 8. Kurva Pembelajaran Model Kelapa Sawit

Berdasarkan Gambar 6,7 dan 8, menunjukkan bahwa nilai data *training* dan *testing* terlihat menurun secara tajam. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola data dengan cepat pada tahap awal pelatihan. Selain itu, tidak terdapat peningkatan *loss* yang signifikan pada data *testing*, yang menandakan bahwa model tidak mengalami *overfitting*, dan nilai *loss* yang relatif rendah juga menunjukkan tidak adanya *underfitting*. Dengan demikian, model dapat dikatakan memiliki kinerja yang cukup baik dan stabil dalam memodelkan serta memprediksi data masing-masing komoditas.

HYBRID ARIMA-LSTM

Setelah diperoleh model ARIMA terbaik dan model LSTM terbaik, tahap selanjutnya adalah mengevaluasi model *hybrid* yang telah dibangun. Hasil evaluasi model dapat ditunjukkan pada tabel berikut.

Tabel 13. Evaluasi Model

Variabel	MAPE
Karet	5,20%
Lada	3,15%
Kelapa Sawit	1,37%

Berdasarkan tabel 13, nilai MAPE seluruh komoditas di bawah 10%, yang mengindikasikan bahwa model *hybrid* ARIMA-LSTM sangat baik dalam melakukan prediksi harga produsen karet, lada, dan kelapa sawit.

PREDIKSI

Adapun hasil prediksi selama 12 bulan kedepan dari Januari 2025 hingga Desember 2025, dapat ditunjukkan pada tabel berikut.

Tabel 14. Hasil Prediksi

Bulan	Hybrid ARIMA-LSTM		
	Karet (rupiah/kg)	Lada (rupiah/kg)	Kelapa Sawit (rupiah/kg)
Januari	12183,61050	117229,85107	2349,60816
Februari	12345,88449	117487,95086	2308,49354
Maret	12465,22362	117574,00807	2257,59725
April	12157,76723	117417,74184	2215,33956
Mei	12176,58508	117414,70049	2202,14567
Juni	12170,56696	117410,14402	2214,05945
Juli	12136,28672	117405,62751	2246,48236
Agustus	12137,21797	117405,13479	2289,03776
September	12134,25908	117404,82408	2328,30794
Oktober	12130,22863	117404,67732	2353,02117
November	12130,03870	117404,64726	2356,8172
Desember	12129,41760	117404,63240	2339,8072

PENUTUP

SIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang dilakukan, model *hybrid* ARIMA-LSTM terbaik yang digunakan dalam memprediksi harga produsen karet model ARIMA(0,1,1) dan model LSTM dengan parameter terbaik *timestep* 3, *hidden unit* 20, jumlah *layer* 3, *batch size* 55, *epoch* 25, *dropout* 0.1, dan *learning rate* 0.001 dengan tingkat akurasi 94,80%. Model *hybrid* ARIMA-LSTM lada terbaik yaitu model ARIMA(1,1,1) dan model LSTM dengan parameter terbaik *timestep* 3, *hidden unit* 30, jumlah *layer* 1, *batch size* 40, *epoch* 100, *dropout* 0,1, dan *learning rate* 0,005 dengan tingkat akurasi 96,85%. Sedangkan model *hybrid* ARIMA-LSTM kelapa sawit yaitu model ARIMA(2,1,2) dan model LSTM dengan parameter

terbaik *timestep* 3, *hidden unit* 90, jumlah *layer* 3, *batch size* 48, *epoch* 55, *dropout* 0,1, dan *learning rate* 0,001 dengan tingkat akurasi 98,63%. Nilai akurasi yang tinggi ini menunjukkan bahwa model mampu memperkirakan nilai aktual dengan sangat baik, sehingga kesalahan prediksi yang dihasilkan tergolong kecil.

SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, adapun saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya yaitu disarankan untuk menggunakan data *time series* dengan jumlah lebih banyak seperti data harian atau mingguan, serta menambahkan variabel-variabel eksternal yang memiliki pengaruh terhadap harga produsen karet, lada, dan kelapa sawit. Selain itu, peneliti dapat menggunakan metode lain seperti ARIMAX, ARIMA-BiLSTM, ARIMA-Transformer, maupun metode hybrid lainnya untuk memperoleh hasil prediksi yang lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- Anwar, R., & Rasiyanti, L. (2025). *Analisis Komparasi Model Peramalan Prophet Dan Arima Dalam Memprediksi Harga Saham Penutupan PT ANTM*. 5(1), 57–74.
- Arinal, V., & Azhari, M. (2023). Penerapan Regresi Linear untuk Prediksi Harga Beras di Indonesia. *Jurnal Sains Dan Teknologi*, 5(1), 341–346.
<http://ejournal.sisfokomtek.org/index.php/saintek/article/download/1417/1109>
- Badan Pusat Statistik Provinsi Kepulauan Bangka Belitung. 2023. Hasil Pencacahan Lengkap Sensus Pertanian 2023 – Tahap I Provinsi Kepulauan Bangka Belitung. BPS. [online] Tersedia di: <https://babel.bps.go.id/id/pressrelease/2023/12/04/1039/hasil-pencacahan-lengkap-sensus-pertanian-2023---tahap-i-provinsi-kepulauan-bangka-belitung.html>.
- Badan Pusat Statistik Provinsi Kepulauan Bangka Belitung. 2024. Percentage distribution of Gross Regional Domestic Product at current market prices by Industry in Kepulauan Bangka Belitung Province, 2023. BPS. [online] Tersedia di: <https://babel.bps.go.id/id/statistics-table/3/T0UxS09GQIBTbk5QWTBNDlVWUmxSMjV3Y3l0VWR6MDkjMw==/percentage-distribution-of-gross-regional-domestic-product-at-current-market-prices-by-industry-in-kepulauan-bangka-belitung-province--2023.html?year=2024>.
- Badan Pusat Statistik Provinsi Kepulauan Bangka Belitung. 2024. Keadaan Ketenagakerjaan Provinsi Kepulauan Bangka Belitung Agustus 2024. BPS. [online] Tersedia di: <https://pangkalpinangkota.bps.go.id/id/pressrelease/2024/11/05/737/keadaan-ketenagakerjaan-provinsi-kepulauan-bangka-belitung-agustus-2024.html>.
- Candra Susanto, P., Ulfah Arini, D., Yuntina, L., Panatap Soehaditama, J., & Nuraeni, N. (2024). Konsep Penelitian Kuantitatif: Populasi, Sampel, dan Analisis Data (Sebuah Tinjauan Pustaka). *Jurnal Ilmu Multidisplin*, 3(1), 1–12.
<https://doi.org/10.38035/jim.v3i1.504>
- Dewi, S. P., Nurwati, N., & Rahayu, E. (2022). Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Produk Terlaris Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 3(4), 639–648.
<https://doi.org/10.47065/bits.v3i4.1408>
- Fadhilah, D. N., Parmikanti, K., & Ruchjana, B. N. (2024). *Peramalan Return Saham Subsektor Perbankan Menggunakan Model ARIMA-GARCH*. 13(1), 1–19.
<https://doi.org/10.14421/fourier.2024.131.1-19>
- Fauzani, S. P., & Rahmi, D. (2023). Penerapan Metode ARIMA Dalam Peramalan Harga Produksi Karet di Provinsi Riau. *Jurnal Teknologi Dan Manajemen Industri Terapan*, 2(4), 269–277.
<https://doi.org/10.55826/tmit.v2i4.283>
- Firdaus, R. (2023). Prediksi Indeks Harga Produsen Pertanian Karet Di Indonesia Menggunakan Metode LSTM. *Jurnal Fasilkom*, 13(01), 1–6.
<https://doi.org/10.37859/jf.v13i01.4851>
- Hendajani, F., Wardhani, I. P., Widayati, S., & Soegijanto, S. (2023). Data Analisis Permintaan Barang dengan Metode Peramalan. *EKOMABIS: Jurnal Ekonomi Manajemen Bisnis*, 3(02), 169–180.
<https://doi.org/10.37366/ekomabis.v3i02.254>
- Jamila, A. U., Siregar, B. M., & Yunis, R. (2021). *Analisis Runtun Waktu Untuk Memprediksi Jumlah Mahasiswa Baru Dengan Model Arima*.
- Kruba, R., Sofyan, H., Marshanda, D., Rizki, D., Syazana, N., Statistika, D., Kuala, U. S., Aceh, B., Teuku, J., Arif, N., Kuala, S., & Aceh, K. B. (2025). *Peramalan Saham Indofood di Indonesia Menggunakan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)*. 14(1), 102–117.
- Lube, F., Kalangi, J. B., & Tolosang, K. D. (2021). Analisis Pengaruh Upah Minimum Dan Pdrb Terhadap Penyerapan Tenaga Kerja Di Kota Bitung. *Jurnal Berkala Ilmiah Efisiensi*, 21(03), 25–36.
- Mahanani, H. T., & Kartika, A. (2022). *Pengaruh struktur modal , likuiditas , ukuran perusahaan , dan profitabilitas terhadap nilai perusahaan*. 5(1),

- 360–372.
- Muzakki, A. F., Aditama, D., & Anugrah, I. G. (2022). PENERAPAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE UNTUK MEMPREDIKSI PENGGUNAAN BARANG. 4(1), 1–16.
- Ridwan, M. M. (2023). PERBANDINGAN HYBRID ARIMA-LSTM DAN ARIMA-GRU PADA PREDIKSI HARGA BITCOIN Disusun Oleh :
- Rowan, Muflikhah, L., & Cholissodin, I. (2022). Peramalan Kasus Positif COVID-19 di Jawa Timur menggunakan Metode Hybrid ARIMA-LSTM. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 6(9), 4146–4153. <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Sanjaya, F. I., & Heksaputra, D. (2020). Prediksi Rerata Harga Beras Tingkat Grosir Indonesia dengan Long Short Term Memory. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 7(2), 163–174. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v7i2.388>
- Sembiring, F. H., & Permata, R. P. (2025). *Comparative Study of Hybrid ARIMA-LSTM and ARIMAX-LSTM for Bitcoin Forecasting with Data Partitioning*. 10(2), 722–737.
- Septiansyah, R., Zahra, H. N., Reza, A., Rahmadan, P., Simbolon, S. K., Sari, S. P., & Effendi, M. (2025). MENGGUNAKAN METODE ARIMAX Studi Kasus Curah Hujan Kota Balikpapan Bulan Januari-Desember 2024 of Balikpapan Rainfall from January to December 2024). 9–22.
- Syafira, L. F., Agustina, D. S., Nancy, C., & Supriadi, M. (2016). DAMPAK RENDAHNYA HARGA KARET TERHADAP KONDISI SOSIAL EKONOMI PETANI KARET DI SUMATERA SELATAN Low Rubber Prices Impact on Socio Economic Condition of Rubber Smallholders in South Sumatera. 34(1), 119–126.
- Toy, A. L., Kleden, M. A., Atti, A., & Ginting, K. B. (2025). PERAMALAN HARGA BERAS DI KOTA KUPANG DENGAN MENGGUNAKAN MODEL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA). 13(03), 127–137.
- Wahyuningtias, A. D. (2021). Analisis pengaruh sektor pertanian dan sektor perdagangan terhadap produk domestik regional bruto Kabupaten Magelang. *Journal of Economics Research and Policy Studies*, 1(1), 1–11. <https://doi.org/10.53088/jerps.v1i1.23>
- Wiranda, L., & Sadikin, M. (2019). Penerapan Long Short Term Memory pada Data Time Series untuk Memprediksi Penjualan Produk PT. Metiska Farma. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, 8(3), 184–196.
- Zou, Y. (2025). The Prediction of Influenza Using the Hybrid ARIMA-LSTM Model. *Mathematical Modeling and Algorithm Application*, 4(2), 12–20. <https://doi.org/10.54097/vgfxm178>