

PENERAPAN LSTM DALAM DEEP LEARNING UNTUK PREDIKSI HARGA KOPI JANGKA PENDEK DAN JANGKA PANJANG

Rifqi Muhammad*¹⁾, Ida Nurhaida²⁾

1. Universitas Pembangunan Jaya, Tangerang Selatan, Indonesia
2. Universitas Pembangunan Jaya, Tangerang Selatan, Indonesia

Article Info

Kata Kunci: Harga Kopi; Prediksi; Kecerdasan Buatan; Deep Learning; Long Short Term Memory;

Keywords: *Coffee Price; Prediction; Artificial Intelligence; Deep Learning; Long Short Term Memory;*

Article history:

Received 11 October 2024
Revised 14 November 2024
Accepted 12 December 2024
Available online 1 March 2025

DOI :

<https://doi.org/10.29100/jupi.v10i1.5904>

* Corresponding author.

Rifqi Muhammad

E-mail address:

rifqi.muhammaad@student.upj.ac.id

ABSTRAK

Harga kopi sering mengalami berfluktuasi dalam dua tahun terakhir, terlebih harga kopi Arabika dan Robusta terus mengalami fluktuasi yang signifikan, naik dan turun secara berkelanjutan. Data historis menunjukkan variasi yang cukup signifikan dari tahun 2010 hingga Mei 2024. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan harga kopi Arabika dan Robusta baik dalam jangka pendek maupun jangka panjang dengan menggunakan model Long Short-Term Memory (LSTM). Metode yang digunakan yaitu *data preparation, pre-processing data, model training, model testing, model evaluation* dan *data visualization*. Performa model yang terbaik dengan menggunakan *learning rate* 0.0001 dan *epoch* 150, hal ini ditunjukkan oleh tingkat error yang rendah yaitu 1021.5773 menggunakan Root Mean Squared Error (RMSE) dan 660.4265 Mean Absolute Error (MAE). Nilai tersebut diperoleh dengan data *training* 80% dan data *testing* 20%, menggunakan 60 *timesteps*, 225 *neuron hidden layer*, dan memanfaatkan metode optimisasi Adam. Dengan demikian algoritma LSTM dengan performa model tersebut dapat melakukan prediksi harga yang akurat.

ABSTRACT

Coffee prices have fluctuated frequently in the past two years, especially Arabica and Robusta coffee prices have continued to experience significant fluctuations, rising and falling continuously. Historical data shows significant variations from 2010 to May 2024. This study aims to forecast Arabica and Robusta coffee prices both in the short and long term using the Long Short-Term Memory (LSTM) model. The methods used are data preparation, data pre-processing, model training, model testing, model evaluation and data visualization. The best model performance is using a learning rate of 0.0001 and epoch 150, this is indicated by a low error rate of 1021.5773 using Root Mean Squared Error (RMSE) and 660.4265 Mean Absolute Error (MAE). These values were obtained with 80% training data and 20% testing data, using 60 timesteps, 225 hidden layer neurons, and utilizing Adam's optimization method. Thus the LSTM algorithm with the performance of the model can perform accurate price predictions.

I. PENDAHULUAN

PERAN yang signifikan dari subsektor perkebunan dalam ekonomi Indonesia mencakup kontribusi vital terhadap sektor pertanian. Salah satu komoditas utama dari perkebunan yang memiliki dampak besar terhadap ekonomi nasional adalah kopi [1, 2]. Menurut data dari Departemen Pertanian Amerika Serikat (USDA), Indonesia berada di peringkat ketiga sebagai produsen kopi terbesar di dunia untuk periode 2022/2023, setelah Brazil dan Vietnam. Produksi kopi Indonesia mencapai 11,85 juta kantong, diantaranya 1,3 juta kantong kopi arabika dan 10,5 juta kantong kopi robusta [3]. Kopi robusta menjadi salah satu komoditas andalan yang dihasilkan di Kabupaten Lampung Barat [4], sedangkan kopi arabika menjadi salah satu komoditas yang dihasilkan di Sumatra Utara [5]. Kopi Arabika dan Kopi Robusta adalah dua varietas utama dari tanaman kopi yang banyak dikonsumsi di seluruh dunia. Kedua varietas ini memiliki perbedaan dalam hal rasa, aroma, kadar kafein, serta karakteristik pertumbuhan dan budidaya.

Harga Kopi arabika sering berfluktuasi, dan data historis menunjukkan variasi yang cukup signifikan dari tahun 2010 hingga Mei 2024. Harga terendah tercatat pada 27 Juli 2012, mencapai 19169 ribu rupiah per kilogram, sementara puncak tertinggi terjadi pada 18 April 2024, mencapai 136425 ribu rupiah per kilogram. Kemudian untuk

harga Kopi Robusta juga mengalami hal yang sama berdasarkan data historis yang tercatat menunjukkan variasi yang signifikan dari tahun 2010 hingga April 2024. Harga terendah tercatat pada 09 Maret 2010 yaitu 8813 ribu rupiah, sementara puncak tertinggi terjadi pada 26 April 2024 mencapai 83013 ribu rupiah per kilogram [6]. Dalam dua tahun terakhir, harga kedua kopi terus mengalami fluktuasi yang signifikan, naik dan turun secara berkelanjutan.

Tujuan dari penelitian ini adalah memprediksi harga kopi Arabika dan Robusta waktu jangka pendek dan jangka panjang dengan model Long Short-Term Memory (LSTM). LSTM memiliki kemampuan memori jangka panjang dan dapat mempelajari dependensi waktu dalam data. Hal ini berbeda dengan model seperti ARIMA, SVM, atau Random Forest yang memiliki keterbatasan dalam mempelajari pola dan hubungan waktu dalam data deret waktu.

ARIMA memiliki keterbatasan dalam menghadapi data yang tidak linier dan tidak stabil [7], sedangkan SVM memiliki keterbatasan dalam mengelompokkan data yang tidak linier. Random Forest memiliki keterbatasan dalam menghadapi data yang tidak stabil dan memiliki kompleksitas yang tinggi. Dalam penelitian ini, LSTM dipilih karena fleksibilitas harga yang tidak pasti, bersifat non-stasioner dan non-linear, sehingga metode LSTM cocok untuk digunakan dalam memprediksi harga kopi Arabika dan Robusta [8] [9].

Terdapat riset yang telah dilakukan menggunakan metode LSTM untuk memprediksi harga berbagai komoditas dan saham. Meski demikian, masih ada peluang untuk melakukan penelitian lebih lanjut, khususnya dalam konteks prediksi harga kopi. Penelitian yang fokus pada prediksi harga kopi Arabika dan Robusta masih terbatas, serta mencoba membawa pendekatan baru dalam memprediksi harga kopi dengan peramalan waktu jangka pendek, menengah, dan panjang. Dengan menggunakan data historis melalui proses preprocessing, pembersihan, dan transformasi data, model LSTM dilatih dan diuji untuk menghasilkan prediksi yang akurat [10] [11].

Pada penelitian sebelumnya ini mengeksplorasi penggunaan model Long Short-Term Memory dengan banyak lapisan untuk memprediksi harga. Proses pelatihan dan pengujian melibatkan berbagai parameter seperti jumlah langkah waktu, epoch, dan lapisan, dengan evaluasi model berdasarkan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Denormalisasi digunakan untuk mengubah data prediksi menjadi harga saham aktual, dan perhitungan manual dilakukan untuk memahami proses LSTM. Penelitian ini menunjukkan keakuratan model LSTM dalam memprediksi harga dan menyarankan untuk menggabungkan data eksternal dan mengintegrasikan Deep Learning dengan metode ensemble untuk meningkatkan akurasi prediksi harga di masa depan [12].

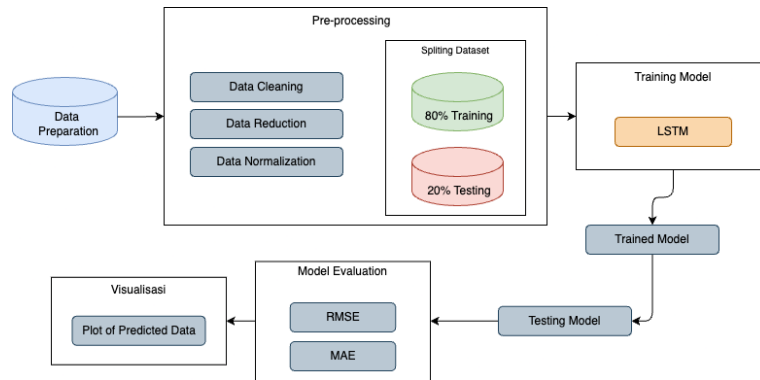
Penelitian sebelumnya menggunakan metode Long Short-Term Memory LSTM untuk memprediksi harga kakao dengan GUI RShiny. Membandingkan berbagai metode optimasi seperti Adam dan Root Mean Square Propagation/Adaptive Moment Estimation, dengan menyoroti kinerja superior dari metode optimasi Adam. Hasil menunjukkan bahwa model dengan optimasi Adam lebih baik, dan peramalan menunjukkan harga kakao cenderung menurun. Model memiliki akurasi peramalan yang tinggi dengan MAPE sebesar 2,00%. Penelitian ini menunjukkan tren kenaikan serta penurunan harga kakao dan menekankan keakuratan model LSTM dalam memprediksi harga kakao dari waktu ke waktu dan dampak harga kakao terhadap kesejahteraan petani [13].

Penggunaan model Long Short Term Memory LSTM dengan optimasi Nesterov Adam (Nadam) untuk meramalkan nilai ekspor minyak dan gas bumi di Indonesia. Dengan membandingkan performa model LSTM dan GRU, ditemukan bahwa model LSTM dengan optimasi Nadam mencapai akurasi tertinggi dalam memprediksi nilai ekspor migas [14].

Penelitian ini bertujuan untuk membantu petani lokal dalam menentukan harga komoditas sebelum menjual hasil pertanian mereka. Data dari Januari 2017 hingga Juni 2022 dipreproses, dinormalisasi, dan digunakan untuk membangun model LSTM untuk prediksi harga, dengan model optimal yang memprediksi penurunan harga komoditas untuk bulan September 2022 serta membantu petani mengetahui harga komoditi sebelum menjual hasil pertaniannya ke Pasar dan membantu petani lokal untuk meminimalisir rantai transaksi perdagangan [15].

II. METODE PENELITIAN

Untuk dapat mempermudah dalam mengetahui penelitian ini dirancang berdasarkan beberapa tahapan proses yang akan disajikan pada gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

A. Data Preparation

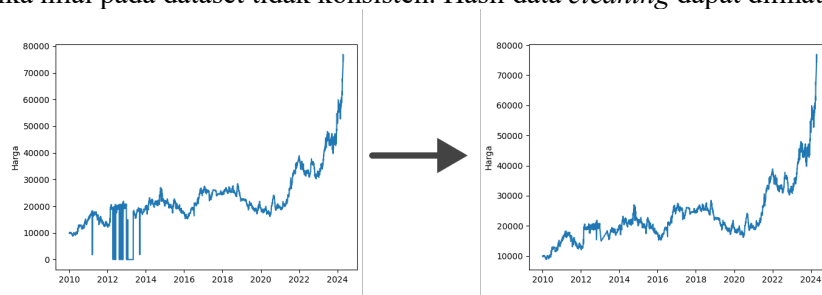
Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari website bappebti Kementerian Perdagangan Republik Indonesia dengan jumlah data yang mencukupi untuk mendukung prediksi dan analisis. Kolom pada dataset terdapat Tanggal, Kontrak, Penyerahan, Lokasi, Harga, dan Satuan.

B. Preprocessing Data

Sebelum membangun model LSTM, data melewati serangkaian tahapan untuk mengurangi *overfitting* atau *underfitting* sehingga data yang digunakan dalam analisis adalah data yang berkualitas. Selanjutnya dilakukan beberapa serangkaian proses sebagai berikut.

1) Data Cleaning

Pembersihan data sangat penting dalam *machine learning* karena dapat meningkatkan kinerja model, data yang bersih dapat membantu dalam pemilihan model *machine learning* yang lebih baik dan mengurangi kesalahan yang dapat terjadi akibat data kotor [16]. Tujuan dari tahap ini adalah untuk menyeleksi dan membuang data yang berpotensi mengurangi akurasi prediksi, sehingga membuat dataset yang lebih rapi dan konsisten untuk dianalisis. Beberapa masalah yang biasa terjadi pada dataset adalah *missing value* nilai yang hilang pada dataset dan *inconsistent data* kondisi ketika nilai pada dataset tidak konsisten. Hasil data *cleaning* dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Hasil Data Cleaning

2) Data Reduction

Setelah pembersihan data, kemudian reduksi data dilakukan guna untuk pengurangan volume data yang perlu diproses tanpa menghilangkan informasi penting yang diperlukan untuk analisis dan pembelajaran model machine learning. Adapun salah satu caranya dengan reduksi fitur yang digunakan untuk digunakan untuk mengurangi jumlah fitur dalam dataset sehingga dapat membantu dalam memproses dan mempelajari data dengan lebih efisien dan efektif, teknik ini sangat penting dalam mempersiapkan data untuk proses pembelajaran mesin dan dapat membantu dalam meningkatkan kinerja model deep learning [17].

3) Data Normalization

Selain itu, normalisasi data yang bertujuan untuk proses mentransformasi sehingga meminimalisir atau menghindari situasi di mana nilai dengan rentang besar terhadap nilai dengan rentang kecil. Normalisasi dapat dilakukan menggunakan metode seperti Min-Max Scaling dengan batas rangenya dari 0 sampai dengan 1. Hal ini penting karena data dengan skala yang berbeda-beda dapat mempengaruhi performa model. Penelitian ini melakukan normalisasi min-max dengan menggunakan bantuan fungsi dari *library* Scikit-learn yaitu `MinMaxScaler`.

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (1)$$

Dimana x yaitu data input aktual, x' yaitu data input setelah dinormalisasi, $\min(x)$ dan $\max(x)$ yaitu data input dengan nilai minimum dan nilai maksimum.

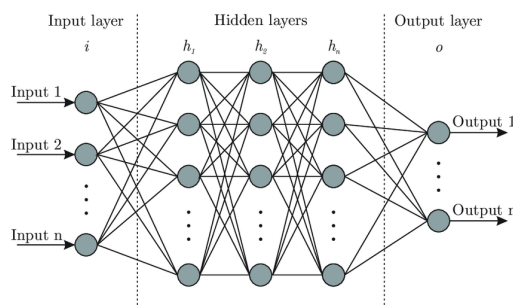
4) Splitting Dataset

Membagi dataset menjadi data *training* dan data *testing* guna untuk menguji kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. *Training set* berfungsi sebagai membentuk model klasifikasi dalam proses pembelajaran *neural network* untuk mencapai hasil yang diharapkan, sedangkan *testing set* digunakan untuk mengevaluasi keakuratan kemampuan klasifikasi model. Rasio pembagian data di mana persentase tertinggi dari data digunakan untuk *data training* model kemudian sisanya digunakan *data testing*. Pada dataset yang digunakan tersebut data ini merupakan data *time series* yang akan dibagi menjadi 2 yaitu 80% *data training* dan 20% *data testing*.

C. Model Training

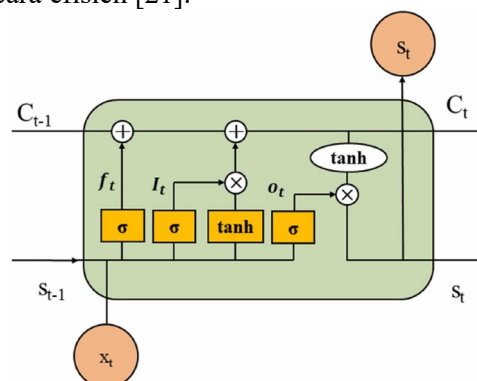
Pada tahap ini proses melatih model untuk mempelajari pola dari data yang diberikan yang bertujuan agar dapat melakukan prediksi yang akurat pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Penelitian ini menggunakan *deep learning* dengan arsitektur LSTM.

Deep learning adalah metode *machine learning* yang menggunakan jaringan saraf tiruan yang memiliki lebih dari satu lapisan yang bertujuan untuk mengajarkan komputer untuk memahami dan memodelkan data tingkat tinggi melalui penggunaan arsitektur jaringan saraf yang kompleks [18, 19]. *Deep learning* menggunakan banyak lapisan, khususnya lapisan input dan lapisan output, untuk memfasilitasi tahapan pemrosesan non-linier dalam beberapa tahapan klasifikasi pola dan *feature learning*, seperti pada Gambar 3 merupakan struktur dari DL.



Gambar 3. Struktur deep neural network (sumber: medium.com)

Arsitektur LSTM diciptakan oleh Sepp Hochreiter dan Jürgen Schmidhuber pada tahun 1997 sebagai kemajuan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) [20]. LSTM merupakan jenis pemrosesan untuk RNN yang dirancang khusus untuk mengatasi dalam pembelajaran jangka panjang pada data sekuensial. Salah satu manfaat utama penggunaan LSTM adalah efektivitasnya dalam memprediksi data deret waktu dan kemampuannya memproses data nonlinier dalam jumlah besar secara efisien [21].



Gambar 4. Arsitektur LSTM [22]

Gambar 4 merupakan arsitektur dari LSTM yang merupakan jaringan saraf berulang yang dirancang untuk menyimpan informasi tentang pola dalam data, hal ini dicapai dengan menyimpan dan membuang informasi secara

selektif melalui penggunaan gerbang di dalam setiap neuron [23]. LSTM terdiri dari empat lapisan yang saling berhubungan: *Forget Gate*, *Input Gate*, *Tanh Layer*, *New Cell State Layer*, dan *Output Gate*.

Gerbang ini membantu mengelola memori *neuron* dengan menentukan informasi mana yang penting untuk disimpan dan mana yang dapat dilupakan. Dalam jaringan LSTM, terdapat unit khusus yang dikenal sebagai blok memori yang terletak di lapisan tersembunyi berulang. Blok memori ini terdiri dari sel memori yang menyimpan status jaringan sementara, serta gerbang kendali aliran informasi yang mengatur aliran informasi dalam jaringan. Dengan memanfaatkan komponen-komponen ini, jaringan LSTM mampu secara efektif mempertahankan dan memanfaatkan pola-pola penting dalam data yang diprosesnya [22].

D. Model Testing

Pada tahap ini dilakukan pengujian model untuk mengumpulkan data dan menguji kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pengujian ini penting untuk memastikan bahwa model yang dikembangkan dapat menghasilkan prediksi yang akurat dan konsisten, tidak hanya pada data yang telah dilatih, tetapi juga pada data baru yang belum dikenal sebelumnya. Dalam pengujian data latih dapat menggunakan fungsi fitmodel yang mencakup *epoch*, *callback*, dan *batch size* penting dalam menguji data *training* yang menyeluruh.

Epoch menandakan satu iterasi dari kumpulan data *training* yang digunakan untuk menyempurnakan *neural network*, kemudian *batch size* menunjukkan jumlah sampel data yang digunakan dalam proses pelatihan *neural network*, sedangkan *callback* yaitu suatu mekanisme yang digunakan selama proses pelatihan model untuk memasukkan data tambahan atau menjalankan tindakan tertentu setelah setiap *epoch* atau iterasi. Mekanisme ini memiliki berbagai tujuan, seperti menghentikan pelatihan ketika kondisi tertentu terpenuhi, menyesuaikan *learning rate*, atau menyimpan model dengan performa terbaik.

Selain itu, dalam pengujian model, juga penting untuk memeriksa apakah model tersebut mengalami *overfitting* atau *underfitting*. *Overfitting* terjadi ketika model mempelajari data pelatihan dengan sangat baik, tetapi tidak dapat menghasilkan prediksi yang akurat pada data baru. Sedangkan *underfitting* terjadi ketika model terlalu sederhana dan tidak mampu menyesuaikan pola yang terdapat pada data latih [24].

E. Model Evaluation

Setelah pelatihan model LSTM dilakukan tahap evaluasi untuk menilai kinerja model, dalam penelitian ini terdapat beberapa parameter digunakan untuk mengetahui performa model yang dibuat. Parameter skenarionya adalah:

- 1) Untuk mengevaluasi dampak variasi jumlah epoch terhadap *loss* model selama pelatihan dan testing, percobaan dilakukan menggunakan epoch yang ditetapkan pada 50, 100, dan 150. Selain itu, dua *learning rate* yang berbeda, khususnya 0,001 dan 0,0001, diuji untuk menganalisis pengaruhnya terhadap kinerja model.
- 2) Menentukan prediksi harga dengan jangka pendek yaitu 30 hari, jangka menengah 60 hari, dan jangka panjang yaitu 365 hari.

Setelah itu, akan dilakukan evaluasi dengan menggunakan Root Mean Squared Error (RMSE) dan Mean Absolute Error (MAE) untuk memastikan bahwa model LSTM mampu memberikan prediksi yang akurat secara optimal.

Root Mean Squared Error (RMSE)

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

Dimana n adalah jumlah total pengamatan, y_i adalah nilai aktual ke- i , dan \hat{y}_i adalah nilai prediksi ke- i . RMSE mengukur akar kuadrat dari rata-rata selisih kuadrat antara nilai aktual y_i dan nilai prediksi \hat{y}_i .

Mean Absolute Error (MAE)

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

Dimana n adalah jumlah total pengamatan, y_i adalah nilai aktual ke- i , dan \hat{y}_i adalah nilai prediksi ke- i . MAE mengukur rata-rata selisih absolut antara nilai aktual y_i dan nilai prediksi \hat{y}_i .

F. Data Visualization

Tujuan dari tahap ini adalah untuk menyajikan data dengan cara yang menarik secara visual, sehingga memungkinkan dilakukannya analisis hasil prediksi yang lebih menyeluruh. Dengan menggunakan grafik, prediksi harga jangka pendek dan jangka panjang dapat divisualisasikan secara efektif, sehingga meningkatkan pemahaman tentang keakuratan model dalam perkiraan prediksi harga.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN PENELITIAN

Pada bagian ini menjelaskan implementasi arsitektur LSTM yang dilakukan sebagai bagian dalam memprediksi harga kopi arabika dan robusta jangka pendek dan jangka panjang. Penelitian ini mencakup beberapa skenario untuk mengevaluasi performa model dalam kondisi berbeda, termasuk pengaruh *preprocessing*, lapisan layer pada model yang dibangun, memvariasikan jumlah epoch, dan bereksperimen dengan nilai *learning rate* yang berbeda.

A. Dataset

Dataset yang digunakan yaitu ARA (Arabika) dan ROB (Robusta) dengan menggunakan data dari 01 Januari 2010 hingga 31 Mei 2024, contoh data yang diperoleh dapat dilihat pada Tabel I dan Tabel II. Dalam penelitian ini data yang dibutuhkan yaitu dataset komodisi kopi arabika dan kopi robusta dengan jumlah data yaitu 12540 pada dataset kopi arabika sedangkan pada kopi robusta berjumlah 12479 data. Untuk data yang diambil dalam penelitian ini hanya data yang berlokasi di Indonesia dan difokuskan pada kolom 'Harga' dimana kolom ini merupakan data harga harian serta memperoleh data sebanyak 2967 untuk kopi arabika dan 3128 untuk kopi robusta.

TABEL I
DATASET KOPI ARABIKA

Tanggal	Harga	Satuan
2010-01-04	25133	Rp/kg
2010-01-05	26125	Rp/kg
...
2024-05-30	127005	Rp/kg
2024-05-31	128920	Rp/kg

TABEL II
DATASET KOPI ROBUSTA

Tanggal	Harga	Satuan
2010-01-04	9788	Rp/kg
2010-01-05	9983	Rp/kg
...
2024-05-30	76192	Rp/kg
2024-05-31	77942	Rp/kg

B. Test Result

1) Model Evaluasi

Tahap pengujian dilakukan dengan menggunakan model LSTM yang dilakukan dengan beberapa parameter seperti pada tabel III.

TABEL III
PARAMETER MEMBANGUN MODEL LSTM

Layer (type)	Output Shape
lstm_layer	(None, 60, 100)
lstm_layer	(None, 60, 50)
lstm_layer	(None, 50)
dense_layer	(None, 25)
dense_layer	(None, 1)

Model ini dibangun dengan tiga lapisan LSTM diikuti dengan dua lapisan dense. Lapisan pertama menerima setiap input urutan memiliki panjang 60 *timesteps* dan memiliki output dimensi 100. Lapisan kedua mengambil output dari lapisan pertama dan menghasilkan output dengan dimensi 50. Lapisan ini menyaring informasi yang diterima dari lapisan sebelumnya, membantu model untuk fokus pada pola yang lebih relevan dan mengurangi noise. Lapisan ketiga ini menyederhanakan output dari lapisan sebelumnya untuk mengingat dan melupakan informasi dari data time series yaitu menghasilkan output dimensi 50. Lapisan dense ini mengubah output dari lapisan kedua menjadi 25 neuron. Kemudian pada lapisan dense terakhir ini mengurangi output menjadi satu

neuron saja.

TABEL IV
 HASIL UJI DATA KOPI ARABIKA

Percobaan	Learning Rate	Epoch	RMSE	MAE
1	0,001	50	2608.086	1956.714
2	0,001	100	2767.5444	2182.843
3	0,001	150	4099.0768	3174.787
4	0,0001	50	3890.4861	3006.0857
5	0,0001	100	2763.1234	2112.1773
6	0,0001	150	2589.6279	1949.2181

TABEL V
 HASIL UJI DATA KOPI ROBUSTA

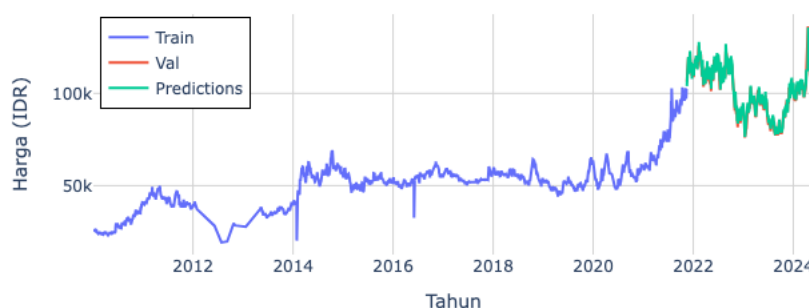
Percobaan	Learning Rate	Epoch	RMSE	MAE
1	0,001	50	2058.477	1385.4535
2	0,001	100	3202.8487	1991.9591
3	0,001	150	4633.9317	2600.8964
4	0,0001	50	1887.9533	1235.7049
5	0,0001	100	1146.7436	729.1687
6	0,0001	150	1021.5773	660.4265

Hasil dari pelatihan LSTM yang telah dibuat dari berbagai variasi *learning rate* dan epoch yang berbeda-beda dengan 6 percobaan dapat di amati pada tabel diatas, bahwa *learning rate* yang lebih rendah (0.0001) memberikan performa yang lebih baik dari learning rate yang lebih besar (0.001) dalam hal RMSE dan MAE baik untuk kopi Arabika maupun Robusta, serta jumlah epoch yang lebih besar memberikan kesempatan bagi model untuk mempelajari pola yang lebih kompleks dalam data. Hal ini menunjukkan bahwa *learning rate* yang lebih kecil memungkinkan model untuk melakukan penyesuaian yang lebih kecil selama proses *training*, yang dapat menghasilkan konvergensi yang lebih baik dan prediksi yang lebih akurat namun mengakibatkan proses *training* yang lebih lambat dibandingkan learning rate 0.001 [25].

Hasil pelatihan dari data kopi Arabika dan Robusta dengan percobaan ke-6 menggunakan *learning rate* 0.0001 dan jumlah epoch 150 menghasilkan peningkatan performa yang lebih baik, sebab koreksi bobot yang dilakukan pada setiap iterasi akan lebih kecil dan jumlah setiap epoch dalam proses training memungkinkan model untuk memperbarui bobot dan biasanya, maka semakin baik model dalam memprediksi hasil yang akurat.

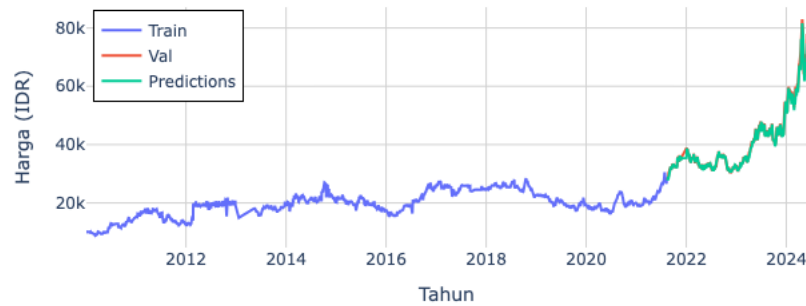
Nilai terendah pada pelatihan tersebut menunjukkan pada data kopi robusta yang memperoleh nilai RMSE 1021.5773 dan nilai MAE 660.4265, sedangkan pada kopi arabika yang memperoleh nilai RMSE 2589.6279 dan nilai MAE 1949.2181. Perbedaan hasil prediksi antara kopi Arabika dan Robusta pada nilai RMSE dan MAE terdapat pada karakteristik data, pada harga kopi Arabika tampak lebih fluktuatif dan tingkat volatilitas yang lebih tinggi sedangkan kopi Robusta juga mengalami kenaikan dengan fluktuasi yang lebih terkontrol maka dari hal tersebut yang membuat nilai RMSE dan MAE berbeda.

Kopi: Arabika - Histori Harga



Gambar 5. Model Prediksi Harga Kopi Arabika

Kopi: Robusta - Histori Harga



Gambar 6. Model Prediksi Harga Kopi Robusta

Pada Gambar 5 dan Gambar 6 menampilkan plot data aktual dan prediksi harga kopi, diperlihatkan bahwa hasil prediksi yang sangat mendekati nilai aktual terlihat bahwa model yang dibentuk dapat menghasilkan output yang sesuai. Plot yang berwarna biru merupakan data aktual, sedangkan plot yang berwarna hijau yaitu data prediksi.

2) Forecasting

Kemudian peramalan dilakukan dengan menggunakan periode data yang akan datang dimulai pada tanggal 1 Juni 2024, pada peramalan ini dilakukan pada 3 bagian, yaitu ramalan jangka pendek untuk 30 hari kedepan, ramalan jangka menengah untuk 60 hari kedepan, dan ramalan jangka panjang untuk 365 hari kedepan.

Kopi: Arabika - Histori Harga



Gambar 7. Hasil Ramalan Jangka Pendek Kopi Arabika

Kopi: Arabika - Histori Harga



Gambar 8. Hasil Ramalan Jangka Menengah Kopi Arabika

Kopi: Arabika - Histori Harga



Gambar 9. Hasil Ramalan Jangka Panjang Kopi Arabika

Berdasarkan hasil peramalan untuk kopi Arabika harga jangka pendek seperti Gambar 7 atau 30 hari kedepan yaitu rerata harga Rp. 111389, terjadi penurunan harga dalam jangka pendek dapat disebabkan oleh faktor-faktor

seperti fluktuasi musiman, penyesuaian pasokan dan permintaan dalam jangka waktu pendek. Kemudian pada peramalan harga jangka menengah pada Gambar 8 untuk 60 hari kedepan yaitu rerata harga Rp. 126083, terjadi kenaikan harga kembali dalam jangka menengah dapat disebabkan oleh faktor-faktor seperti peningkatan permintaan seiring dengan musim panen. Peningkatan harga ini juga bisa dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti kebijakan perdagangan internasional dan dinamika pasar global.

Dan pada peramalan harga jangka panjang pada Gambar 9 untuk 365 hari kedepan yaitu rerata harga Rp. 133483, terjadi kenaikan harga dalam jangka panjang kemungkinan besar dipengaruhi oleh tren peningkatan konsumsi kopi di pasar global, perubahan iklim yang mempengaruhi produksi kopi Arabika yang lebih sensitif, serta fluktuasi mata uang yang mempengaruhi harga komoditas. Berdasarkan hasil ramalan menunjukkan terdapat kemungkinan harga komoditi yang turun untuk jangka pendek dan untuk jangka panjang menunjukkan kemungkinan harga komoditi yang naik.



Gambar 10. Hasil Ramalan Jangka Pendek Kopi Robusta



Gambar 11. Hasil Ramalan Jangka Menengah Kopi Robusta



Gambar 12. Hasil Ramalan Jangka Panjang Kopi Robusta

Kemudian untuk data kopi Robusta berdasarkan hasil peramalan harga jangka pendek seperti Gambar 10 atau 30 hari kedepan yaitu rerata harga Rp. 63596, harga cenderung turun setelah kenaikan tajam. Penurunan ini bisa disebabkan oleh reaksi pasar terhadap harga tinggi sebelumnya, di mana ada penyesuaian permintaan yang menyebabkan harga menurun. Kemudian pada peramalan harga jangka menengah pada Gambar 11 untuk 60 hari kedepan yaitu rerata harga Rp. 61732, terjadi penurunan ini lebih signifikan dibandingkan dengan jangka pendek. Penurunan berkelanjutan ini disebabkan oleh faktor-faktor seperti peningkatan pasokan, penurunan permintaan, atau kombinasi dari keduanya.

Dan pada peramalan harga jangka panjang pada Gambar 12 untuk 365 hari kedepan yaitu rerata harga Rp. 40696, terjadi penurunan tajam ini bisa disebabkan oleh beberapa faktor makroekonomi, perubahan iklim yang mempengaruhi produksi, perubahan nilai tukar mata uang, atau perubahan signifikan dalam pasar global untuk kopi Robusta. Hal tersebut menunjukkan terdapat kemungkinan harga komoditi yang turun. Sehingga informasi ini dapat menjadi informasi dan pengetahuan bagi petani ketika mereka menjual produk pertaniannya.

Dengan membandingkan hasil penelitian prediksi harga kopi Arabika dan Robusta dengan penelitian terkait, bahwa kedua penelitian memberikan wawasan tentang model LSTM untuk prediksi harga komoditas. Penelitian ini berkontribusi dengan menekankan pentingnya penyesuaian learning rate dan jumlah epoch, sementara penelitian terkait menyoroti efektivitas metode optimasi dengan performa model dengan nilai MSE terbaik 491505.1 dan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) terbaik 1.739155% [13].

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga pada komoditas kopi arabika dan robusta untuk mendapatkan pemahaman yang lebih baik tentang tren harga dan ramalan harga diwaktu yang akan datang. Tahapan penelitian yang dilakukan adalah *data preparation, pre-processing data, model training, model testing, model evaluation* dan *data visualization*. Berdasarkan hasil penelitian diatas serta pengujian yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa penggunaan model LSTM memungkinkan prediksi harga jangka pendek, jangka menengah, dan jangka panjang dengan baik. Performa model yang terbaik dengan menggunakan learning rate 0.0001 dan epoch 150, hal ini ditunjukkan oleh tingkat error yang rendah yaitu 1021.5773 (RMSE) dan 660.4265 (MAE), yang memperkuat efektivitas pendekatan ini. Untuk penelitian selanjutnya dari model yang dikembangkan dapat memperluas dan memperdalam analisis, diharapkan dapat mengumpulkan data penjualan, pengumpulan data penjualan kopi arabika dan robusta dapat memberikan wawasan lebih lanjut tentang permintaan pasar. Data penjualan bisa mencakup volume penjualan harian, mingguan, atau bulanan dari kedua jenis kopi tersebut, sehingga dapat mengetahui tren konsumsi dan preferensi konsumen terhadap kopi arabika dan robusta.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Z. Bastari, D. B. Hakim dan A. F. Falatehan, "Integrasi Pasar Kopi Robusta Lampung dengan Pasar Bursa London," *Jurnal Ekonomi Pertanian dan Agribisnis (JEPA)*, vol. 4, no. 2, pp. 893-907, 2020.
- [2] B. Rahardjo, B. M. B. Akbar, Y. Iskandar and A. Shalehah, "Analysis and strategy for improving Indonesian coffee competitiveness in the international market," *BISMA (Bisnis Dan Manajemen)*, vol. 12, no. 2, pp. 154-167, 2020.
- [3] N. Muhamad, "Indonesia Jadi Produsen Kopi Terbesar Ketiga di Dunia pada 2022/2023," 06 July 2023. [Online]. Available: <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2023/07/06/indonesia-jadi-produsen-kopi-terbesar-ketiga-di-dunia-pada-20222023>. [Accessed 22 April 2024].
- [4] N. C. Simorangkir and N. Rosiana, "Analisis efisiensi pemasaran kopi robusta," *Jurnal Agribisnis Indonesia (Journal of Indonesian Agribusiness)*, vol. 10, no. 1, pp. 113-125, 2022.
- [5] P. Nainggolan, S. S. B. Girsang, M. A. Girsang and T. Purba, "Kopi Arabika Sumatra Utara: Komoditas Ekspor untuk Kesejahteraan Petani," National Research and Innovation Agency, 2023.
- [6] Bappebti, "Harga Bursa (Forward-Futures-Spot)," BAPPEBTI - Kementerian Perdagangan. [Online]. [Accessed 25 April 2024].
- [7] T. Prasetyo, R. A. Putri, D. Ramadhani, Y. Angraini and K. A. Notodiputro, "Perbandingan Kinerja Metode Arima, Multi-Layer Perceptron, dan Random Forest dalam Peramalan Harga Logam Mulia Berjangka yang Mengandung Pencilan," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 11, no. 2, pp. 265-274, 2024.
- [8] R. Julian and M. R. Pribadi, "Peramalan harga saham pertambangan pada bursa efek indonesia (BEI) menggunakan long short term memory (LSTM)," *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 8, no. 3, pp. 1570-1580, 2021.
- [9] C. D. I. Suryaningrum, N. Yudistira and K. Rahman, "Perbandingan Metode Fuzzy Time Series Average-Based Interval dan Long Short-Term Memory untuk Peramalan Harga Komoditi Kopi Arabika Sumatera Utara," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 6, no. 8, pp. 3708-3715, 2022.
- [10] C. C. Sumarga, D. E. Herwindiati and J. Hendryli, "Rancangan Sistem Prediksi Harga Saham dengan Menggunakan Metode LSTM dan ARMA klasik," *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, vol. 11, no. 1, 2023.
- [11] J. S. Prasetyo, "Stock Price Prediction Using Machine Learning With Long Short Term Memory Method (LSTM)," *KILAT*, vol. 12, no. 1, pp. 64-78, 2023.
- [12] G. Budiprasetyo, M. Hani'ah and D. Z. Aflah, "Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 3, pp. 164-172, 2023.
- [13] Y. Setiawan and P. Kartikasari, "Prediksi Harga Jual Kakao Dengan Metode Long Short-term Memory Menggunakan Metode Optimasi Root Mean Square Propagation Dan Adaptive Moment Estimation Dilengkapi Gui Rshiny," *Jurnal Gaussian*, vol. 11, no. 1, p. 99-107, 2022.
- [14] P. N. Yulisa, M. Al-Haris and P. R. Arum, "Peramalan Nilai Ekspor Migas di Indonesia dengan Model Long Short Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU)," *J Statistika: Jurnal Ilmiah Teori Dan Aplikasi Statistika*, vol. 16, no. 1, pp. 328-341, 2023.
- [15] R. M. S. Adi and S. Sudianto, "Prediksi Harga Komoditas Pangan Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 4, no. 2, pp. 1137-1145, 2022.
- [16] P. Li, X. Rao, J. Blase, Y. Zhang, X. Chu and C. Zhang, "CleanML: A Study for Evaluating the Impact of Data Cleaning on ML Classification Tasks," *IEEE 37th International Conference on Data Engineering (ICDE)*, pp. 13-24, 2021.
- [17] J. Brownlee, *Data preparation for machine learning: data cleaning, feature selection, and data transforms in Python. Machine Learning Mastery*, 2020.
- [18] L. Deng and D. Yu, "Deep Learning: Method and Applications," *Foundations and trends in signal processing*, vol. 7, no. 3-4, pp. 197-387, 2014.
- [19] M. M. Taye, "Understanding of Machine Learning with Deep Learning: Architectures, Workflow, Applications and Future Directions," *Computers*, vol. 12, no. 5, p. 91, 2023.
- [20] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long shortterm memory," *Neural Comput*, vol. 9, no. 8, p. 1735-1780, 1997.

- [21] M. Hussein and Y. Azhar, "Prediksi Harga Minyak Dunia Dengan Metode Deep Learning," *Fountain of Informatics Journal*, vol. 6, no. 1, pp. 29-34, 2021.
- [22] S. R. Patra and H. J. Chu, "Regional groundwater sequential forecasting using global and local LSTM models," *Journal of Hydrology: Regional Studies*, vol. 47, 2023.
- [23] M. Hussein and Y. Azhar, "Prediksi Harga Minyak Dunia Dengan Metode Deep Learning," *Fountain Informatics J*, vol. 6, no. 1, p. 26-34, 2021.
- [24] M. M. Bejani and M. Ghatee, "A systematic review on overfitting control in shallow and deep neural networks," *Springer: Berlin/Heidelberg*, vol. 54, no. 8, pp. 6391-6438, 2021.
- [25] N. Rochmawati, H. B. Hidayati, Y. Hidayati, H. P. A. Tjahyaningtjas, W. Yustanti and A. Prihanto, "Analisa Learning Rate dan Batch Size pada Klasifikasi Covid Menggunakan Deep Learning dengan Optimizer Adam," *JIEET (Journal of Information Engineering and Educational Technology)*, vol. 5, no. 2, pp. 44-48, 2021.