

Application of Univariate and Multivariate Long Short Term Memory for World Crude Palm Oil Price Prediction*

Penerapan Long Short Term Memory Peubah Tunggal dan Ganda untuk Prediksi Harga Minyak Kelapa Sawit Dunia

Nabil Izzany¹, Mohammad Masjkur^{1‡}, Akbar Rizki¹

¹Study Program on Statistics and Data Science, IPB University, Indonesia

[‡]corresponding author: masjkur@apps.ipb.ac.id

Copyright © 2025 Nabil Izzany, Mohammad Masjkur, and Akbar Rizki. This is an open-access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Abstract

Time series analysis is essential for predicting economic and other important factors; it can be done univariately or multivariately. Technological developments created long short term memory that can handle vanishing gradients and long-term dependencies. This research will predict the world price of crude palm oil because Indonesia, as the world's largest crude palm oil producer, is strongly influenced by the world crude palm oil price. This study uses monthly data on crude palm oil, soybean oil, and crude oil prices from January 2002 to May 2024 obtained from the World Bank Commodity Price Data. This research applies univariate and multivariate long short term memory to predicting crude palm oil prices. The use of long short term memory is because the data shows non-linear elements and high volatility. The input used for univariate long short term memory is the crude palm oil price, while multivariate long short term memory uses crude palm oil, soybean oil, and crude oil prices. The univariate long short term memory proved to be more effective in the case of world crude palm oil price prediction. This is proven by the lower mean absolute percentage error of 6,574% compared to the multivariate long short term memory of 6,689%. This univariate long short term memory uses a combination of hyperparameters: neuron 32, epoch 100, time steps 1, batch size 64, and learning rate 0,01.

Keywords: CPO price, LSTM, multivariate, time series, univariate.

* Received: Sep 2024; Reviewed: Jan 2025; Published: Jun 2025

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Analisis deret waktu dapat dibagi menjadi dua berdasarkan banyaknya peubah yang diamati yaitu peubah tunggal dan peubah ganda. Analisis deret waktu secara peubah tunggal dicirikan oleh satu peubah dan tidak berkaitan dengan peubah lainnya. Analisis ini memiliki keterbatasan dalam menentukan hubungan antara dua peubah atau lebih, korelasi, perbandingan, penyebab, penjelasan, dan kontingensi antar peubah. Analisis deret waktu peubah ganda biasanya digunakan untuk mendapatkan hasil dari beberapa masalah indikator, mempertimbangkan beberapa karakteristik dalam suatu model dan menyoroiti efek dari peubah-peubah yang tidak diketahui (Iwok dan Okpe 2016)

Perkembangan teknologi telah membuat metode prediksi deret waktu sangat berkembang. Selain menggunakan metode klasik berbasis pemulusan dan regresi, metode deret waktu sudah sangat berkembang hingga dapat memanfaatkan metode berbasis deep learning. Salah satu metode berbasis deep learning adalah *long short-term memory* (LSTM). LSTM dirancang sebagai solusi dari kendala-kendala yang dihadapi recurrent neural network (RNN). Keunggulan LSTM dari pendahulunya adalah mengatasi *vanishing gradient* dan *long-term dependencies* yang sering menghambat kemampuan model RNN konvensional (Hochreiter dan Schmidhuber 1997). Selain dapat digunakan menangkap pola data LSTM dapat menangkap interaksi dengan informasi lainnya.

LSTM peubah tunggal mampu menangkap pola data rumit dan pada jangka waktu yang panjang. Penelitian yang dilakukan Siamin-Namini et al. (2018) menunjukkan LSTM peubah tunggal mengungguli metode tradisional ARIMA dengan margin yang signifikan, terjadi pengurangan error sebesar 84-87%. Sirisha et al. (2022) juga mengatakan hal serupa dimana algoritma LSTM melampaui model SARIMA dalam mengurangi RMSE dan MAPE pada kasus prediksi keuntungan. Ketika memasuki ranah peubah ganda, LSTM juga dapat mengintegrasikan informasi dari berbagai peubah. Sehwat & Vishwakarma (2022) pada analisisnya terhadap model-model prediksi kasus COVID-19 menunjukkan bahwa model LSTM memiliki akurasi yang lebih baik daripada metode SARIMAX. Penelitian-penelitian di atas membuktikan keunggulan LSTM dibandingkan metode klasik seperti ARIMA dan SARIMAX. Shen et al. (2023) menggunakan LSTM peubah tunggal dan peubah ganda pada prediksi kasus aktif harian COVID-19 pada 13 negara bagian di Malaysia. *Input* LSTM peubah tunggal adalah kasus harian COVID-19 sedangkan LSTM peubah ganda menggunakan input kasus COVID-19 dan faktor-faktor meteorologi seperti suhu, kelembapan, dan kecepatan angin. Hasilnya menunjukkan bahwa LSTM peubah tunggal lebih sesuai pada 6 negara bagian yaitu Johor, Kelantan, Melaka, Negeri Sembilan, Pahang, dan Sarawak. Namun, LSTM peubah ganda lebih sesuai pada 7 negara bagian lainnya, yaitu Kedah, Perak, Pulau Pinang, Perlis, Sabah, Selangor, dan Terengganu yang mengindikasikan faktor-faktor meteorologi berpengaruh pada kasus aktif harian COVID-19 pada negara-negara bagian tersebut. Penelitian lain oleh Mandal et al. (2021) menggunakan LSTM peubah tunggal dan peubah ganda pada prediksi *Global Horizontal Irradiance* (GHI) dengan faktor arah angin, suhu, dan kelembapan. Hasilnya LSTM peubah ganda lebih baik dibandingkan LSTM peubah tunggal dimana model LSTM yang menjadikan suhu dan GHI sebagai input memiliki RMSE paling kecil.

Penelitian ini akan memprediksi harga minyak kelapa sawit dunia. Prediksi ini perlu dilakukan karena Indonesia adalah negara produsen minyak kelapa sawit terbesar di dunia dengan produksi sebesar 46 juta ton pada tahun 2022 (BPS 2023). Pada tahun

2022, Indonesia menguasai 55,6% ekspor minyak kelapa sawit di dunia (USDA 2023). Ekspor CPO memberikan kontribusi sebesar 27,73 miliar USD terhadap devisa Indonesia di tahun 2022 (BPS 2023). Perubahan harga minyak kelapa sawit dapat memengaruhi cadangan devisa Indonesia. Fluktuasi harga minyak kelapa sawit di pasar global dipengaruhi harga harga minyak kedelai (Rifin dan Naully 2021) dan harga minyak bumi (Fadila et al. 2014). Oleh karena itu, penelitian ini akan menggunakan harga minyak kedelai dan minyak bumi sebagai input dalam pemodelan untuk memprediksi harga minyak kelapa sawit dunia. Historis harga minyak kelapa sawit menunjukkan adanya unsur nonlinear dan volatilitas yang tinggi (Ofuoku dan Ngniatedema 2022). Oleh karena itu, penggunaan metode berbasis deep learning seperti LSTM lebih cocok untuk digunakan.

1.2 Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini adalah membandingkan performa peubah tunggal dan peubah ganda LSTM pada prediksi harga minyak kelapa sawit dunia.

2. Metodologi

2.1 Data

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder harga minyak kelapa sawit yang diambil dari World Bank Commodity Price Data melalui situs World Bank (<https://worldbank.org>). Data harga minyak kelapa sawit merupakan data bulanan dengan periode waktu Januari 2002 sampai dengan Mei 2024 yang berjumlah 269 amatan. Satuan minyak kelapa sawit dan minyak kedelai adalah USD/ton, sedangkan satuan minyak bumi adalah USD/barrel. LSTM peubah tunggal menggunakan input harga minyak kelapa sawit, sedangkan LSTM multivariat menggunakan input harga minyak kelapa sawit, harga minyak kedelai dan harga minyak bumi.

2.2 Prosedur Analisis

Prosedur yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Melakukan eksplorasi data dengan diagram garis untuk melihat pola data harga minyak kelapa sawit, minyak kedelai, dan minyak bumi.
2. Melakukan transformasi data dengan MinMaxScaler, dengan rumus sebagai berikut (Ozdemir dan Susarla 2018)

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

3. Melakukan pembagian data menjadi data latih dan data uji. Data Februari 2002 sampai Desember 2019 sebagai data latih dan Januari 2020 hingga April 2024 sebagai data uji.
4. Mengubah bentuk data ke bentuk *supervised learning* untuk membantu model mempelajari pola data dan hubungan antara *input* dan *output* (Williams dan Zweig 2016). Peubahan bentuk ini dilakukan dengan mengubah data menjadi 3 dimensi yang memuat [*samples, time steps, features*]. Pemodelan LSTM peubah tunggal data yang digunakan sebagai *input* dan *output* adalah harga minyak kelapa sawit. Pemodelan LSTM peubah ganda menggunakan harga minyak kelapa sawit sebagai *input* dan harga minyak kelapa sawit, minyak kedelai, dan minyak bumi sebagai *output*.
5. Melakukan pemodelan LSTM peubah tunggal dan peubah ganda.

a. Pemodelan LSTM peubah tunggal

- i. Membuat skenario *walk forward cross validation* pada data latih dengan membagi data latih menjadi data pelatihan dan validasi untuk setiap *fold* (Kumar *et al.* 2023).
- ii. Mengaplikasikan metode LSTM pada setiap *fold* untuk setiap kombinasi *hyperparameter* yang di-*tuning* agar didapat kombinasi yang konsisten dan optimal (Suradhaniwar *et al.* 2021). *Hyperparameter* yang dituning adalah *time steps* (1 dan 12), *batch size* (16, 32, dan 64) dan *learning rate* (0,0001; 0,001 dan 0,01).
- iii. Melatih model LSTM dengan kombinasi *hyperparameter* yang diinisialisasi pada *fold* ke-1 hingga *fold* ke-k.
- iv. Menghitung nilai rata-rata MAPE dari data validasi untuk setiap kombinasi model yang dilatih dengan *hyperparameter*. Perhitungan MAPE dapat menggunakan rumus sebagai berikut (Montgomery *et al.* 2015):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| 100\% \quad (2)$$

- v. Mengulang langkah ke ii sampai iv dengan kombinasi *hyperparameter* yang lain.
- vi. Memilih kombinasi *hyperparameter* yang memiliki rata-rata MAPE terkecil.
- vii. Membangun kembali model terbaik menggunakan data latih dengan kombinasi *hyperparameter* terbaik.

b. Pemodelan LSTM peubah ganda

- i. Membuat skenario *walk forward cross validation* pada data latih dengan membagi data latih menjadi data pelatihan dan validasi untuk setiap *fold*.
 - ii. Mengaplikasikan metode LSTM pada setiap *fold* untuk setiap kombinasi *hyperparameter* yang di-*tuning*. *Hyperparameter* yang dituning *time steps* (1 dan 12), *batch size* (16, 32, dan 64) dan *learning rate* (0,0001; 0,001 dan 0,01).
 - iii. Melatih model LSTM dengan kombinasi *hyperparameter* yang diinisialisasi pada *fold* ke-1 hingga *fold* ke-k.
 - iv. Menghitung nilai rata-rata MAPE dari data validasi untuk setiap kombinasi model yang dilatih dengan *hyperparameter*.
 - v. Mengulang langkah ke ii dan iv dengan kombinasi *hyperparameter* yang lain.
 - vi. Memilih kombinasi *hyperparameter* yang memiliki rata-rata MAPE terkecil.
 - vii. Membangun kembali model terbaik menggunakan data latih dengan kombinasi *hyperparameter* terbaik.
6. Melakukan prediksi pada data uji dengan model terbaik dari LSTM peubah tunggal dan LSTM peubah ganda.
 7. Melakukan transformasi balik menggunakan *scaler* untuk mengembalikan data ke skala semula.
 8. Melakukan evaluasi kebaikan model melalui RMSE, MAPE, plot *validation loss*, serta perbandingan plot data prediksi dengan plot data aktual. Perhitungan RMSE dapat menggunakan rumus sebagai berikut (Poon 2005).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (3)$$

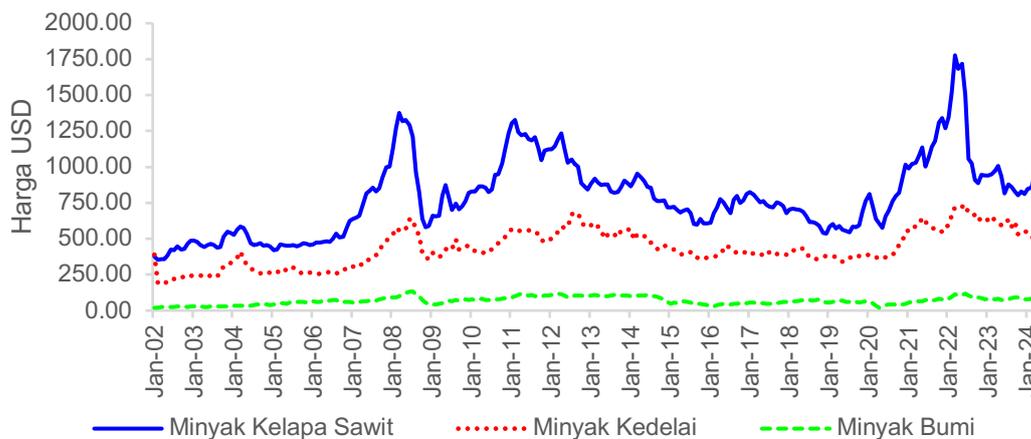
9. Melakukan perbandingan hasil evaluasi dari kedua metode.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Ekplorasi Data

Harga minyak kelapa sawit terbilang cukup rendah pada rentang tahun 2002 hingga 2006. Harga-harga tersebut naik perlahan hingga mencapai titik tertingginya masing-masing pada tahun Maret 2008 harga minyak kelapa sawit menyentuh \$1377,22. Kenaikan drastis ini karena krisis finansial global yang membuat ketidakpastian pada industri. Harga minyak kelapa sawit perlahan turun drastis pada akhir tahun 2008. Kenaikan terlihat lagi pada akhir 2010 hingga 2012 yang disebabkan pemulihan kondisi ekonomi pada setiap negara. Fluktuasi harga terus terjadi hingga 2018 tetapi harga minyak kelapa sawit tidak pernah lagi menyentuh angka \$500. Harga minyak kelapa sawit mengalami lonjakan kembali pada akhir 2019 didorong dengan meningkatnya kasus COVID-19. Melonjaknya permintaan dan terbatasnya ketersediaan adalah salah satu faktor yang memicu kenaikan tersebut. Pada bulan Maret 2022 pemerintah Indonesia mengeluarkan kebijakan pembatasan ekspor. Posisi Indonesia sebagai ekportir minyak kelapa sawit terbesar membuat kelangkaan di pasar dunia (Wibowo et al. 2023).

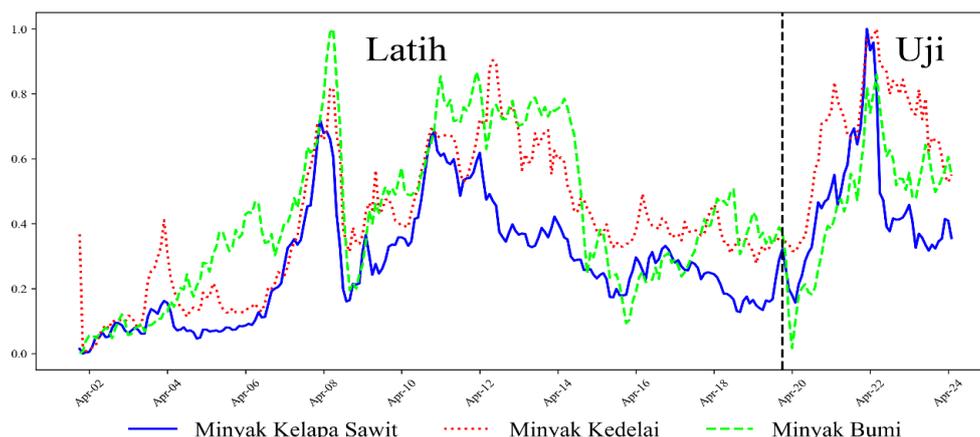
Pola harga minyak kelapa sawit, minyak kedelai, dan minyak bumi cenderung sama (Gambar 1). Korelasi antara minyak kelapa sawit, minyak kedelai, dan minyak bumi menunjukkan hubungan yang sangat erat di antara ketiganya. Nilai korelasi 0,870 antara minyak kelapa sawit dan minyak kedelai. Korelasi minyak kelapa sawit dan minyak bumi adalah 0,753. Hal ini menunjukkan bahwa pergerakan harga minyak kelapa sawit cenderung mengikuti pola yang serupa dengan kedua minyak tersebut.



Gambar 1 Diagram garis harga kelapa sawit, minyak kedelai, dan minyak bumi

3.2 Transformasi dan Pembagian Data

Penelitian ini menggunakan MinMaxScaler dengan range (0,1). Metode ini mentransformasi data dengan mengubah nilai aktual menjadi nilai dengan rentang 0 dan 1. Selanjutnya data akan dibagi sebagai data latih dan data uji. Data yang digunakan sebagai latih adalah amatan pada Januari 2002 hingga Desember 2019 (216 amatan) sedangkan data uji dimulai pada amatan Januari 2020 hingga Mei 2024 (53 amatan). Hal yang mendasarkan pembagian tersebut adalah kemiripan pola antara data latih dan data uji. Gambar 2 dapat terlihat awal data lebih rendah lalu naik perlahan hingga mencapai titik tertingginya. Bagian akhir data menunjukkan hal serupa dimana terjadi tren menaik sebelum turun kembali.



Gambar 2 Diagram garis pembagian data latih dan data uji harga minyak kelapa sawit, minyak kedelai, dan minyak kanola yang telah ditransformasi

3.3 Perubahan Bentuk Data

Data yang sudah ditransformasi selanjutnya diubah menjadi bentuk *supervised learning* yaitu bentuk dataset yang disesuaikan dengan pemodelan LSTM. Perubahan bentuk ini menghasilkan dataset array 3 dimensi yaitu $[number\ of\ samples, time\ steps, number\ of\ features]$. *Number of samples* adalah jumlah sampel data yang diproses pada satu iterasi. *Time steps* adalah jendela waktu yang menentukan banyak data yang digunakan untuk prediksi satu amatan. *Number of features* adalah jumlah peubah yang digunakan dalam setiap sampel data.

LSTM peubah tunggal memiliki *input* harga minyak kelapa sawit sendiri sedangkan LSTM peubah ganda memiliki *input* harga minyak kelapa sawit, minyak kedelai dan minyak bumi. *Output* dari kedua LSTM adalah harga minyak kelapa sawit. Perubahan bentuk menjadi bentuk supervised learning dengan time steps 1 untuk *input* LSTM peubah tunggal menghasilkan bentuk $(215, 1, 1)$ dan bentuk *output* $(215, 1)$ pada data latih. *Input* pada data uji LSTM peubah tunggal menghasilkan bentuk $(53, 1, 1)$ dan bentuk $(53, 1)$ pada *output* data uji. Pada LSTM peubah ganda menghasilkan bentuk *input* $(215, 1, 3)$ dan *output* $(215, 1)$ pada data latih. Bentuk *input* pada data uji LSTM peubah ganda adalah $(53, 1, 3)$ dan bentuk *output* $(53, 1)$ pada data uji. Perbedaan angka pada dimensi ke-3 dataset *input*, LSTM peubah ganda tertulis angka 3 yang menandakan bahwa terdapat 3 peubah yang digunakan untuk prediksi harga minyak kelapa sawit. Dimensi ke-2 pada dataset *output* baik pada LSTM peubah tunggal maupun peubah ganda mengisyaratkan terdapat 1 peubah yang akan diprediksi.

Perubahan bentuk menjadi bentuk supervised learning dengan time steps 12 untuk *input* LSTM peubah tunggal menghasilkan bentuk $(204, 12, 1)$ dan bentuk *output* $(204, 1)$ pada data latih. *Input* pada data uji LSTM peubah tunggal menghasilkan bentuk $(53, 12, 1)$ dan bentuk $(53, 1)$ pada *output* data uji. Pada LSTM peubah ganda menghasilkan bentuk *input* $(204, 12, 3)$ dan *output* $(204, 1)$ pada data latih. Bentuk *input* pada data uji LSTM peubah ganda adalah $(53, 12, 3)$ dan bentuk *output* $(53, 1)$ pada data uji.

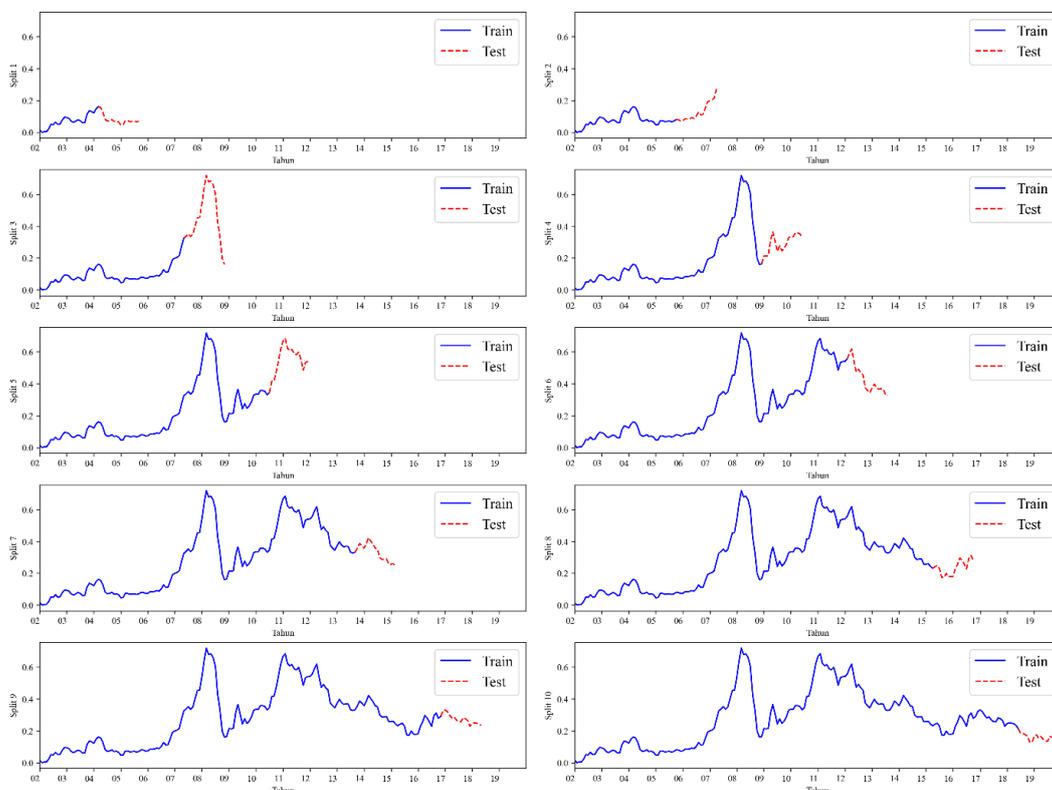
3.4 Pemodelan LSTM

Pemilihan *hyperparameter* terbaik menggunakan *walk forward cross validation* agar optimal. Pencarian *hyperparameter* terbaik menggunakan *walk forward cross validation* ini diharapkan agar *hyperparameter* memiliki performa yang terbaik dan

konsisten. Data latih dibagi menjadi 10 *fold* yang saling tumpang tindih. *Fold-1* data yang menggunakan data Februari 2002 sampai Februari 2004 sebagai data latih dan Maret 2004 sampai September 2005 sebagai data uji. Kemudian, pada *fold-2* data yang digunakan sebagai data latih bertambah yaitu data latih dan data uji pada *fold-1* yang mana data latih dan data uji pada *fold* sebelumnya akan menjadi data latih pada *fold* berikutnya.

Arsitektur LSTM peubah tunggal dan peubah ganda yang digunakan pada penelitian ini terdiri 1 *layer lstm*, 1 *layer dense*, dan 32 *neuron*. *Optimizer* dan *loss function* yang digunakan adalah ADAM dan MSE serta *epoch* berjumlah 100. *Hyperparameter* yang dicobakan pada penelitian ini adalah *time steps* (1 dan 12), *batch size* (16, 32, dan 64), dan *learning rate* (0,0001; 0,001 dan 0,01).

Kombinasi *hyperparameter* terbaik pada masing-masing metode dapat dilihat pada tabel 1. LSTM peubah tunggal yaitu kombinasi *time steps* 1, *batch size* 64, dan *learning rate* 0,01 dengan nilai MAPE yang paling kecil sebesar 10,279%. Pada LSTM peubah ganda kombinasi *time steps* 1, *batch size* 16, dan *learning rate* 0,001 menghasilkan nilai MAPE yang lebih kecil dibandingkan kombinasi lainnya pada LSTM peubah ganda yaitu 17,657 %.



Gambar 3 Skenario pembagian data latih untuk *walk forward cross validation*

Tabel 1 Nilai MAPE kombinasi *hyperparameter* pada LSTM peubah tunggal

Model	Time Steps	Batch Size	Learning Rate	Rata-rata MAPE (%)
LSTM Peubah Tunggal	1	64	0,01	10,279
LSTM Peubah Ganda	1	16	0,001	17,657

Hasil tersebut digunakan untuk membangun model kembali dan dilatih menggunakan data latih dengan kombinasi tersebut. Lalu, LSTM peubah tunggal

maupun peubah ganda akan melakukan prediksi pada data latih (Januari 2020 hingga Mei 2024). Hasil prediksi dari masing-masing LSTM kemudian dirubah kembali ke range asli data atau disebut transformasi balik.

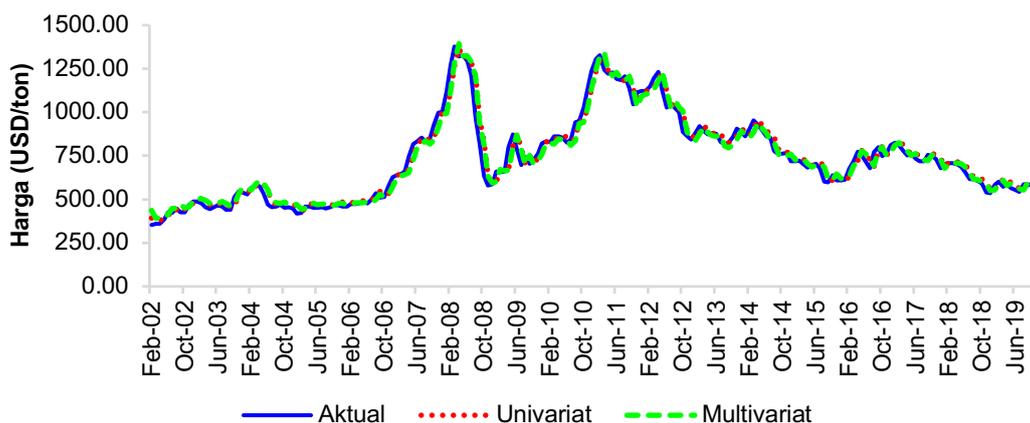
3.5 Evaluasi Model

Pada tahap ini LSTM peubah tunggal dan peubah ganda dievaluasi menggunakan RMSE, MAPE, plot *training* dan *validation loss* serta, plot perbandingan data aktual dan data hasil prediksi. MAPE digunakan untuk mengevaluasi model, menunjukkan tingkat kesalahan atau perbedaan antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya dalam bentuk persentase untuk membuatnya lebih mudah dipahami. Tabel 2 memperlihatkan bahwa LSTM peubah tunggal lebih baik dibandingkan LSTM peubah ganda. LSTM peubah tunggal menghasilkan RMSE-P (RMSE pada data uji) sebesar 98,28 lebih baik daripada LSTM peubah ganda yang memiliki RMSE-P sebesar 106,91. MAPE-P (MAPE pada data uji) LSTM peubah tunggal juga lebih baik sebesar 6,574% dibandingkan 6,689% dimana MAPE sebesar itu (6,569%) menurut (Moreno *et al.* 2013) hal tersebut menandakan model memiliki kemampuan peramalan yang sangat baik. Hal serupa juga terjadi pada data latih LSTM peubah tunggal memiliki kemampuan yang lebih baik terlihat dari MAPE yang lebih kecil.

Tabel 2 Evaluasi Model

Metode	MAPE (%)	MAPE-P (%)	RMSE-P
LSTM Peubah tunggal	4,672	6,574	98,28
LSTM Peubah ganda	4,812	6,689	106,91

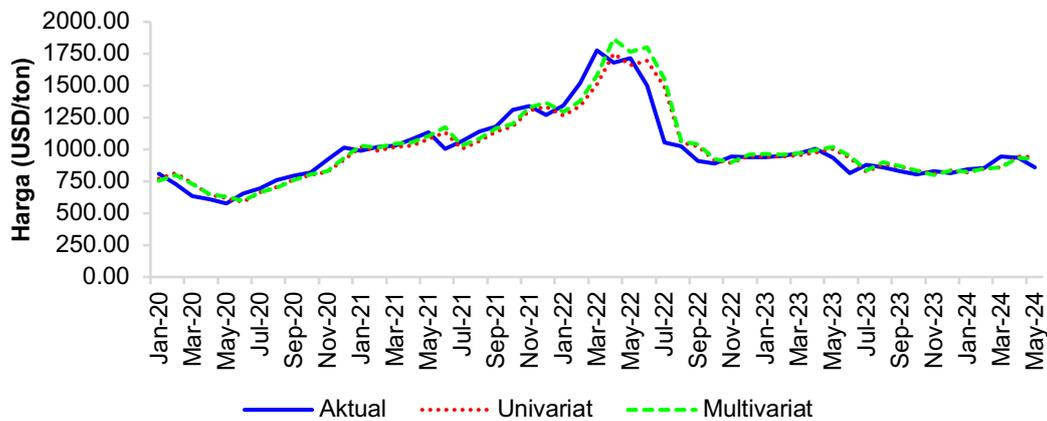
Perbandingan hasil evaluasi LSTM peubah tunggal dan peubah ganda masing-masing dapat dilihat pada Gambar 4 dan Gambar 5. Gambar tersebut memperlihatkan perbandingan data latih aktual dengan hasil prediksi pada data latih. Berdasarkan plot tersebut dapat dilihat bahwa baik LSTM peubah tunggal maupun peubah ganda memiliki hasil prediksi yang relatif dekat dengan data actual. Hal tersebut sejalan dengan tabel 2 dimana MAPE yang dimiliki sangat kecil sehingga LSTM peubah tunggal dan peubah ganda bekerja dengan baik.



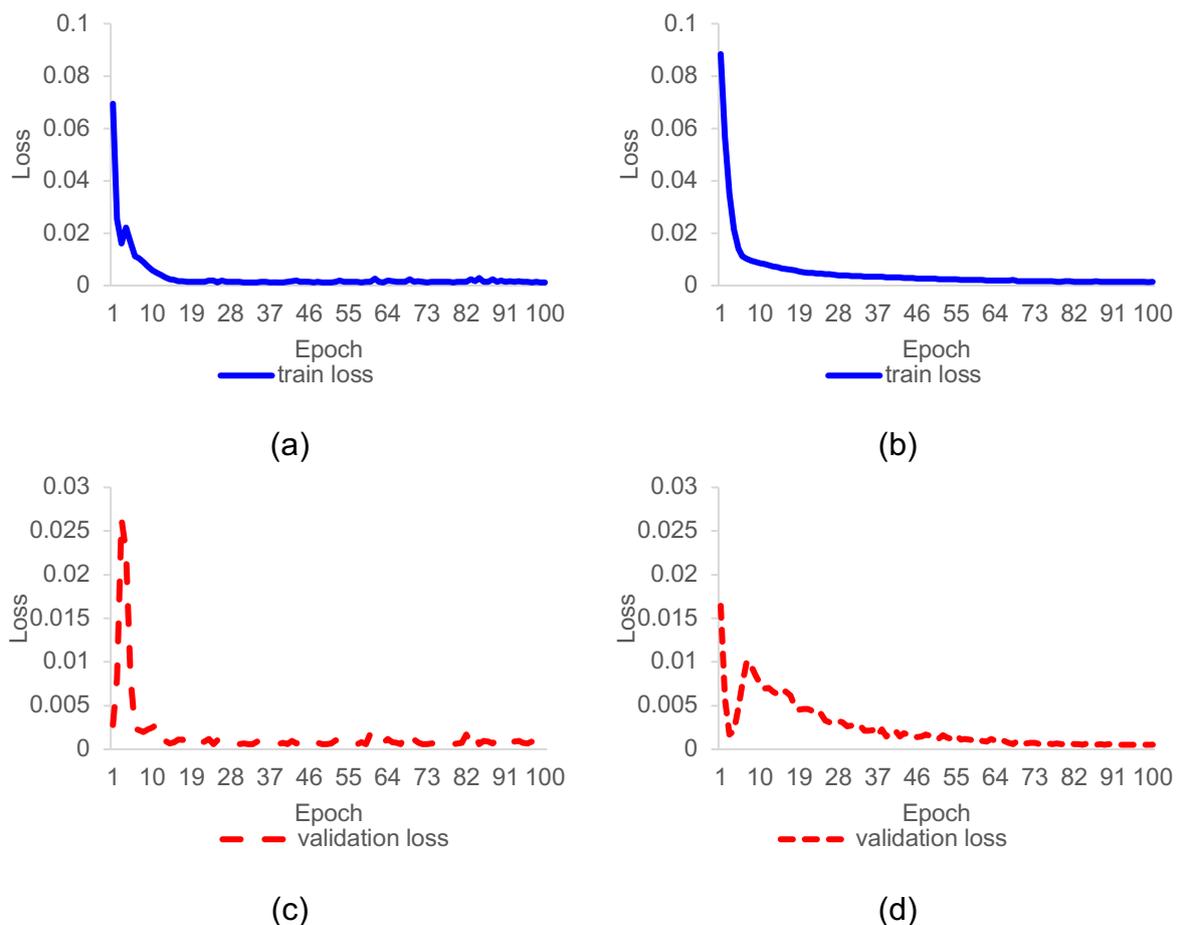
Gambar 4 Diagram garis perbandingan data latih dengan data prediksi

Gambar 5 menunjukkan perbandingan hasil prediksi pada data uji dengan data uji aktual. Terlihat pada bulan Januari 2020 hingga November 2021 data uji kedua model memiliki kemampuan yang sangat baik yang ditandai dengan hasil prediksi yang dekat dengan data aktual. Perbedaan yang sangat besar baru terlihat pada bulan

Februari 2022 hingga Oktober 2022 dimana hasil prediksi LSTM peubah tunggal dan peubah ganda terlihat menjauh dari data aktual. Pada bulan November 2022 hingga Mei 2024 terlihat LSTM baik peubah tunggal dan peubah ganda kembali memiliki prediksi yang mendekati data aktual. Secara umum, hasil prediksi pada data uji LSTM peubah tunggal lebih baik ditandai dengan plot yang lebih mulus. Hal ini juga sejalan dengan tabel 2 dimana MAPE-P dan RMSE-P LSTM peubah tunggal yang lebih baik dibandingkan LSTM peubah ganda.



Gambar 5 Diagram garis perbandingan data uji dengan data prediksi



Gambar 6 Diagram garis perbandingan training loss dan validation loss pada (a) *training loss* LSTM peubah tunggal (b) *training loss* LSTM peubah ganda (c) *validation loss* LSTM peubah tunggal (d) *validation loss* LSTM peubah ganda

Gambar 6 menunjukkan bahwa seluruh plot validation loss yang ada pada grafik cenderung menurun secara konsisten seiring dengan epoch yang lebih besar, yang menunjukkan bahwa kinerja model secara keseluruhan cukup baik. Kinerja model yang paling baik ditunjukkan dengan plot validation loss yang semakin menurun dan semakin sedikit fluktuasi pada plot.

4. Simpulan

Metode *long short term memory* (LSTM) peubah tunggal lebih baik digunakan dari pada LSTM peubah ganda pada prediksi harga minyak kelapa sawit. Model LSTM peubah tunggal terbaik menggunakan hyperparameter *neuron 32, epoch 100, time steps 1, batch size 64, dan learning rate 0,01*. Hasil evaluasi data prediksi menghasilkan MAPE 6,574% yang berarti sudah sangat baik dalam memprediksi harga minyak kelapa sawit dunia.

Daftar Pustaka

- [BPS] Badan Pusat Statistik. 2023. *Statistik Kelapa Sawit Indonesia 2022*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- Fadila J, Kusnadi N, Rifin A. 2014. Analisis pergerakan harga internasional minyak bumi, cpo, dan kedelai dengan pendekatan VECM. Di dalam: *Prosiding PERHEPI*. Bogor: PERHEPI. hlm 3–14.
- Hochreiter S, Schmidhuber J. 1997. Long Short-Term Memory. *Neural Comput.* 9(8):1735–1780. doi:10.1162/neco.1997.9.8.1735.
- Iwok I, Okpe AS. 2016. A comparative study between univariate and multivariate linear stationary time series models. *American Journal of Mathematics and Statistics.* 6(5):203–2012.
- Kumar P, Priyanka P, Dhanya J, Uday KV, Dutt V. 2023. Analyzing the Performance of Univariate and Multivariate Machine Learning Models in Soil Movement Prediction: A Comparative Study. *IEEE Access.* 11:62368–62381. doi:10.1109/ACCESS.2023.3287851.
- Mandal A, Sen R, Goswami S, Chakraborty B. 2021. Comparative study of univariate and multivariate long short-term memory for very short-term forecasting of global horizontal irradiance. *Symmetry (Basel).* 13(8):1544.
- Montgomery D, Jennings C, Kulahci M. 2015. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. Second Edition. New Jersey : J Wiley.
- Moreno J, Po I P, Abad A, Blasco B. 2013. Using the R-MAPE index as a resistant measure of forecast accuracy. *Psicothema.* 25(4):500–506.
- Ofuoku M, Ngniatedema T. 2022. Prediction of the price of crude palm oil: a machine learning approach. *International Journal of Strategic Decision Sciences.* 13(1):1–15.
- Ozdemir S, Susarla D. 2018. *Feature Engineering Made Easy Identify unique features from your dataset in order to build powerful machine learning systems*. Ed ke-1st. Birmingham: Packt Publishing Ltd.
- Poon S-Huang. 2005. *A practical guide for forecasting financial market volatility*. Ed ke-1st. West Sussex: John Wiley & Sons Ltd.

- Rifin A, Naully D. 2021. Vector error correction model relationship between three vegetable oil products. Di dalam: *1st International Conference on Agriculture, Natural Resources, and Rural Development*. Bogor: Proceedings of IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.
- Sehrawat P, Vishwakarma D. 2022. Comparative analysis of time series models on covid-19 predictions. Di dalam: *International Conference on Sustainable Computing and Data Communication Systems (ICSCDS)*. Erode: the International Conference on Sustainable Computing and Data Communication Systems (ICSCDS). hlm 710–715.
- Shen N, Bakar A, Mohammad H. 2023. Univariate and multivariate long short term memory (LSTM) model to predict COVID-19 cases in Malaysia using integrated meteorological data. *Malaysian Journal of Fundamental and Applied Sciences*. 19:653–667.
- Siamin-Namini S, Tavaloki N, Namin A. 2018. A comparison of ARIMA and LSTM in forecasting time series. Di dalam: *17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*. Orlando, USA: Proceedings of International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA). hlm 1394–1401.
- Sirisha U, Belavagi M, Attigeri G. 2022. Profit prediction using ARIMA SARIMA and LSTM models in time series forecasting: a comparison. *IEEE Access*. 10:124715–124727.
- Suradhaniwar S, Kar S, Durbha SS, Jagarlapudi A. 2021. Time Series Forecasting of Univariate Agrometeorological Data: A Comparative Performance Evaluation via One-Step and Multi-Step Ahead Forecasting Strategies. *Sensors*. 21(7):2430. doi:10.3390/s21072430.
- [USDA] United States Department of Agriculture. 2023. Indonesia Palm Oil: Historical Revisions Using Satellite-Derived Methodology. Washington DC.
- Wibowo H, Adam H, Fauziah M. 2023. Changes in global, domestic, and stock price as a response to Indonesian CPO export ban: An opening door into a worldwide financial distress. *International Journal of Science and Society*. 5(5):66–84.
- Williams JD, Zweig G. 2016. End-to-end lstm-based dialog control optimized with supervised and reinforcement learning. *ArXiv*. 1606.01269.