

# PENERAPAN *EXTREME LEARNING MACHINE* DALAM MERAMALKAN HARGA MINYAK SAWIT MENTAH

Siti Aisyah<sup>1, a)</sup>, Nurissaidah Ulinnuha<sup>1, b)</sup>, Abdulloh Hamid<sup>1, c)</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Matematika, Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya, Indonesia

<sup>a)</sup>email: [aisyah.ais7654@gmail.com](mailto:aisyah.ais7654@gmail.com);

<sup>b)</sup>email: [nuris.ulinnuha@uinsby.ac.id](mailto:nuris.ulinnuha@uinsby.ac.id)

<sup>c)</sup>email: [nuris.ulinnuha@uinsby.ac.id](mailto:nuris.ulinnuha@uinsby.ac.id)

## Abstrak

Kebutuhan minyak sawit mentah mengalami peningkatan karena banyaknya permintaan minyak nabati di berbagai dunia. Awal bulan Maret 2022, harga minyak sawit mentah mencetak rekor tertinggi yang mengakibatkan harga minyak goreng internasional melonjak tinggi, terutama negara Indonesia. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan harga minyak sawit mentah dengan parameter uji yaitu *hidden neuron* dan fungsi aktivasi. Metode yang digunakan adalah *Extreme Learning Machine* (ELM). Metode ini merupakan pengembangan dari metode jaringan syaraf tiruan (JST) yang dapat mengatasi kelemahan dalam proses *learning speed*. Terdapat beberapa tahap dalam penelitian ini: (1) *pre-processing* data dengan melakukan normalisasi data dan membagi data menggunakan metode *time series split*, (2) menganalisis data menggunakan metode ELM dengan melakukan uji coba parameter yaitu *hidden neuron* dan fungsi aktivasi, (3) menganalisis hasil uji coba parameter terbaik, (4) menghitung data peramalan dengan menggunakan parameter terbaik yang sudah didapatkan, dan (5) menganalisis hasil peramalan yang telah diperoleh. Penelitian ini menggunakan data harian harga minyak sawit mentah mulai 01 April 2021 hingga 14 April 2022 yang diperoleh dari *website Investing*. Hasil penelitian yang telah dilakukan diperoleh nilai MAPE dan RMSE sebesar 0,0173 dan 0,0308 dengan parameter terbaik yaitu jumlah *hidden neuron* sebanyak 5 dan fungsi aktivasi *sigmoid biner*. Berdasarkan hasil yang diperoleh diharapkan dapat memudahkan pemerintah untuk menentukan harga minyak sawit mentah di masa yang akan datang.

*Kata kunci: Minyak Sawit Mentah, Extreme Learning Machine, Time Series Split*

## Abstract

The need for crude palm oil has increased due to the large demand for vegetable oils in various parts of the world. Beginning in March 2022, the price of crude palm oil set a record high which caused international cooking oil prices to soar, especially for Indonesia. This study aims to predict the price of crude palm oil with test parameters, namely hidden neurons and activation functions. The method used is Extreme Learning Machine (ELM). This method is a development of the artificial neural network (ANN) method which can overcome weaknesses in the learning speed process. There are several stages in this study: (1) pre-processing the data by normalizing the data and dividing the data using the time series split method, (2) analyzing the data using the ELM method by testing parameters, namely hidden neurons and activation functions, (3) analyzing the results of the best parameter trials, (4) calculating forecasting data using the best parameters that have been obtained,

and (5) analyzing the forecasting results that have been obtained. This study uses daily data on the price of crude palm oil from April 1 2021 to April 14 2022 obtained from the Investing website. The results of the research that has been carried out obtained MAPE and RMSE values of 0.0173 and 0.0308 with the best parameters namely the number of hidden neurons of 5 and the binary sigmoid activation function. Based on the results obtained, it is hoped that it will make it easier for the government to determine the price of crude palm oil in the future.

*Keywords: Crude Palm Oil, Extreme Learning Machine, Time Series Split*

## Pendahuluan

Indonesia kini menduduki peringkat pertama sebagai penghasil minyak kelapa sawit terbanyak. Minyak sawit mentah atau *Crude Palm Oil* (CPO) merupakan salah satu hasil perkebunan yang menjadi komoditi ekspor utama Indonesia. Hal ini karena Indonesia memiliki wilayah geografis yang sangat strategis dan baik untuk mengembangkan perkebunan kelapa sawit [1]. Kebutuhan konsumen terhadap minyak sawit mentah terus mengalami peningkatan seiring banyaknya permintaan minyak nabati di berbagai belahan dunia. Terlebih lagi, kini minyak sawit mentah sudah dilakukan penelitian berlanjut serta diolah menjadi bahan bakar nabati dengan tujuan mengurangi dampak pemanasan global [2].

Pada awal bulan Maret tahun 2022, harga minyak sawit mentah mencetak rekor tertinggi sepanjang masa yaitu sekitar \$1,900-an/MT. Situasi ini mengakibatkan harga minyak goreng melonjak tinggi. Di sepanjang tahun ini, minyak sawit mentah telah mengalami kenaikan harga sebesar 38%. Naiknya harga minyak sawit mentah pada akhirnya membuat harga minyak goreng internasional, termasuk Indonesia mengalami kenaikan yang pesat.

Adapun beberapa faktor yang membuat harga minyak sawit mentah melambung yaitu yang pertama karena produksi minyak nabati jenis lain di Eropa dan Amerika Latin yang menurun, yang kedua produksi sawit di Malaysia turun karena mayoritas buruh berasal dari Indonesia, dan yang ketiga munculnya konflik yang melanda Rusia dan Ukraina yang mengakibatkan berkurangnya stok minyak bunga matahari [3]. Oleh sebab itu, dapat dilakukan prediksi harga minyak sawit mentah untuk strategi yg tepat dalam menentukan harga untuk di masa yang akan datang.

Pada penelitian ini untuk melakukan prediksi harga minyak sawit mentah metode yang digunakan yaitu metode *Extreme Learning Machine* (ELM). Metode ELM merupakan modifikasi dari metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *feedforward* sederhana dengan menggunakan konsep *Single Hidden Layer Feedforward Neural Networks* (SLFNs). Kelebihan metode ini adalah parameter yang digunakan seperti input bobot dan bias yang diambil secara acak, kinerja pada *learning speed* pada metode ini lebih cepat dan kinerja generalisasi yang dihasilkan lebih baik [4].

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan metode ELM untuk memprediksi yaitu pada penelitian [5] dengan hasil yang diperoleh yakni 0,0171 dengan jumlah *hidden neuron* sebanyak 7 [5]. Adapun pada penelitian [6] dimana hasil akurasi yang diperoleh yaitu 80,01% dengan jumlah *k-fold* sebanyak 10, *hidden neuron* sebanyak 25, rentang bobot -0,5 hingga 0,5, serta fungsi aktivasi sigmoid biner [6]. Adapun pada penelitian [4] dimana peneliti melakukan perbandingan metode antara ELM dan *Backpropagation*. Hasilnya nilai kesalahan terkecil yang diperoleh menggunakan ELM sebesar 0,0202008 dengan 9 *neuron input*, 20 *hidden neuron*, 1 *neuron output*, serta fungsi aktivasi sigmoid [4].

Oleh sebab itu, dilakukan penelitian ini yang bertujuan menerapkan metode ELM dalam meramalkan harga minyak sawit mentah. Hasil penelitian ini diharapkan membantu pemerintah

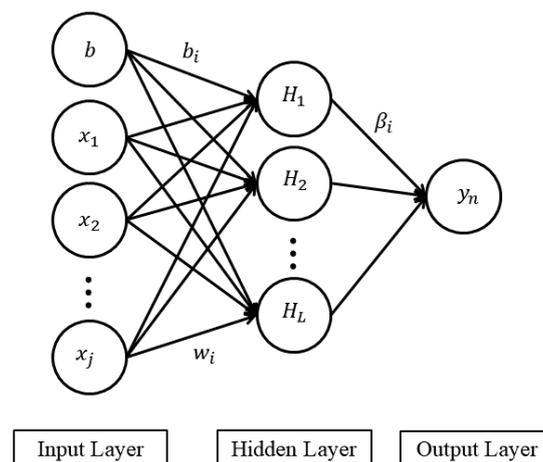
untuk menentukan strategi yang tepat dalam menentukan harga minyak sawit mentah di masa yang akan datang. Adapun bagian artikel ini setelah pendahuluan adalah metode, hasil dan diskusi, kesimpulan dan referensi.

## Metode

Pada penelitian ini dilakukan analisis peramalan harga minyak sawit mentah melalui pendekatan kuantitatif dengan menggunakan metode ELM. Data yang digunakan yaitu menggunakan data *time series* harga minyak sawit mentah sebanyak 257 data yang diambil dari tanggal 01 April 2021 hingga 14 April 2022 yang diperoleh dari *website investing*. Setelah didapatkan data harga minyak sawit mentah maka dilakukan analisis peramalan menggunakan metode ELM.

### 1. *Extreme learning Machine* (ELM)

*Extreme Learning Machine* (ELM) adalah salah satu metode perkembangan JST *feedforward* menggunakan satu *hidden layer* atau yang dikenal sebagai *Single Hidden Layer Feedforward Neural Network* (SLFNs) [5]. Kelebihan metode ELM adalah kecepatan dalam pembelajaran jauh lebih cepat dan memiliki kinerja generalisasi yang lebih baik serta nilai *error* yang dihasilkan cenderung lebih kecil [7]. Arsitektur jaringan metode ELM dapat dilihat pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Arsitektur ELM

Pada Gambar 1 dapat dilihat arsitektur ELM menggambarkan bahwa  $N$  adalah jumlah pelatihan sampel dengan *input* vektor  $n$ -dimensi dan target vektor  $m$ -dimensi, dengan  $L$  merupakan jumlah *hidden node* dan  $g$  fungsi aktivasi dapat mendekati target ( $y_j$ ) dengan kesalahan nol, maka secara matematis ditulis sebagai berikut:

$$\sum_{i=1}^L \beta_i g(w_i x_j + b_i) = y_j, j = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

Keterangan:

$g$  = Fungsi aktivasi

$w_i$  = Vektor bobot yang menghubungkan *input neuron* ke *hidden neuron* dengan  $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, w_{i3}, \dots, w_{in}]^T$

$x_j$  = *Input data ke-j* dengan  $x_j = [x_{j1}, x_{j2}, x_{j3}, \dots, x_{jm}]^T$

$\beta_i$  = Vektor bobot yang menghubungkan *hidden neuron* ke *output neuron* dengan  $\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \beta_{i3}, \dots, \beta_{im}]^T$

$b_i$  = Vektor bias menuju I ke- $i$  dengan  $b_i = [b_{i1}, b_{i2}, b_{i3}, \dots, b_{im}]^T$

$y_j$  = Vektor target dengan  $y_j = [y_{j1}, y_{j2}, y_{j3}, \dots, y_{jm}]^T$

Dari Persamaan (1) bisa ditulis seperti Persamaan (2) untuk lebih mudah seperti berikut ini:

$$H\beta = Y \quad (2)$$

Dimana,

$$H = \begin{bmatrix} g(w_1x_1 + b_1) & \cdots & g(w_Lx_1 + b_L) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(w_1x_N + b_1) & \cdots & g(w_Lx_N + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L}, \beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times m}, \text{ dan } Y = \begin{bmatrix} y_1^T \\ \vdots \\ y_N^T \end{bmatrix}_{N \times m}$$

$H$  merupakan matriks keluaran *hidden layer*,  $\beta$  merupakan matriks bobot *output*, serta  $T$  merupakan matriks target [8]. Nilai bobot dan bias dalam algoritma ELM ditentukan secara acak. Oleh sebab itu, untuk mencari bobot keluaran menggunakan matriks *Moore-Penrose Generalized Invers* dari matriks  $H$ . Berikut cara menghitung nilai bobot *output* dengan Persamaan (3):

$$\beta = H^+Y \quad (3)$$

Pada Persamaan (3)  $H^+$  adalah matriks *Moore-Penrose Generalized Invers* dari matriks  $H$ . Pada Persamaan (4) adalah cara untuk mencari  $H^+$  [9]:

$$H^+ = (H^T H)^{-1} H^T \quad (4)$$

## 2. Normalisasi dan Denormalisasi

Normalisasi merupakan teknik untuk merubah suatu nilai data ke dalam rentang antara 0 hingga 1. Sementara itu, denormalisasi merupakan teknik pengembalian data yang sudah dinormalisasi ke rentang data yang seharusnya. Rumus untuk normalisasi dan denormalisasi menggunakan Persamaan (5) dan (6) [10].

$$x' = \frac{0,8(x-a)}{(b-a)} + 0,1 \quad (5)$$

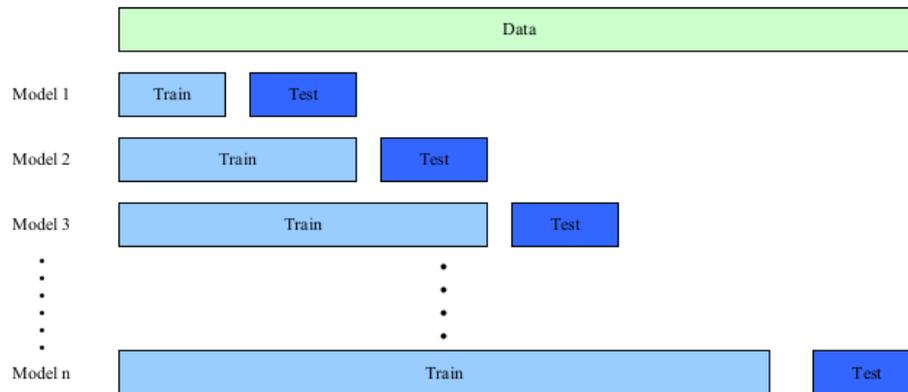
$$x = \frac{(x'-0,1)(b-a)}{0,8} + a \quad (6)$$

Keterangan:

- $x'$  = Data yang sudah dinormalisasi
- $x$  = Data aktual
- $a$  = Nilai data yang terkecil
- $b$  = Nilai data yang terbesar

## 3. Time Series Cross Validation

*Cross Validation* merupakan salah satu metode validasi model untuk menilai bagaimana hasil statistika analisis akan menggeneralisasi kumpulan data independen [11]. Salah satu *cross validation* yang digunakan untuk data *time series* yaitu menggunakan *Time Series Split*. *Time Series Split* adalah variasi validasi silang  $k$ -fold dimana pada setiap pengujian indeks data uji harus lebih tinggi dari sebelumnya seperti yang diilustrasikan pada Gambar 2 [12].



**Gambar 2.** Skema *Time Series Split*

#### 4. Evaluasi Model Peramalan

Kinerja model peramalan sangat penting untuk dievaluasi sebagai tahap validasi model yang cocok untuk data penelitian. Pada penelitian ini dilakukan dua cara pengukuran kesalahan untuk memperkuat hasil yang didapatkan. Berikut dua cara pengukuran kesalahan pada penelitian ini yaitu *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE).

##### 1) *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

*Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) adalah metode yang biasa digunakan untuk menunjukkan seberapa besar tingkat kesalahan dengan membandingkan hasil peramalan dengan data yang sebenarnya. Untuk menghitung MAPE dapat menggunakan Persamaan (7) [13].

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|y_i - y'_i|}{y_i}}{n} \times 100\% \quad (7)$$

Sedangkan untuk mengidentifikasi tingkat keakuratan sebuah peramalan atau prediksi dengan memperhatikan tabel 1 berikut ini.

**Tabel 1.** Identifikasi MAPE

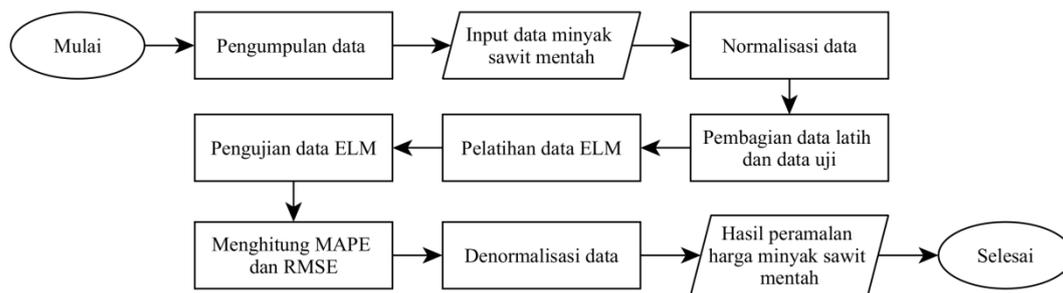
Nilai MAPE	Keterangan
$MAPE < 10\%$	Prediksi yang didapatkan sangat akurat
$10\% \leq MAPE < 20\%$	Prediksi yang didapatkan akurat
$20\% \leq MAPE < 50\%$	Prediksi yang didapatkan cukup akurat
$MAPE \geq 50\%$	Prediksi yang didapatkan tidak akurat

##### 2) *Root Mean Square Error* (RMSE)

*Root Mean Square Error* (RMSE) adalah salah satu metode yang biasa diterapkan untuk memperkirakan tingkat ketepatan dari hasil suatu model. Untuk menghitung nilai RMSE dapat menggunakan Persamaan (8) [14].

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y'_i - y_i)^2}{n}} \quad (8)$$

Untuk mengetahui harga minyak sawit di masa yang akan datang, berikut merupakan tahapan yang dilakukan pada penelitian ini dalam meramalkan harga minyak sawit menggunakan metode ELM dapat dilihat pada gambar 3 berikut:

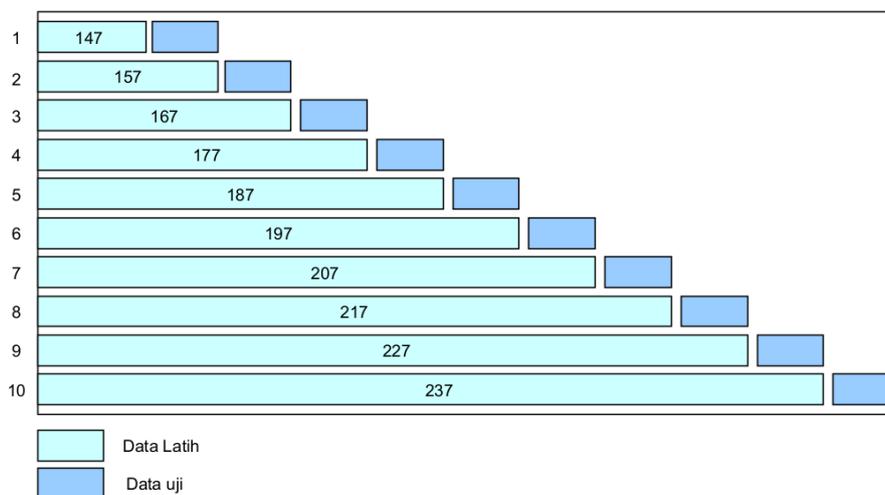


**Gambar 3.** Alur Metode ELM

## Hasil dan Diskusi

### 1. *Pre-processing* Data

Data yang telah didapatkan akan dinormalisasikan ke rentang yang lebih kecil agar dapat digunakan untuk *input* ke jaringan. Pada langkah ini semua data harga minyak sawit mentah dinormalisasikan menggunakan Persamaan (5). Setelah semua data dinormalisasi, langkah selanjutnya membagi data dengan menggunakan *time series split cross validiton* dengan 10-fold. Berikut hasil *time series split* dapat dilihat pada Gambar 4.



**Gambar 4.** Hasil *Time Series Split*

### 2. Analisis Hasil Proses *ELM*

Dalam Penelitian ini dilakukan beberapa uji coba parameter yaitu uji coba jumlah *hidden neuron* dan uji coba fungsi aktivasi. Dalam uji coba jumlah *hidden neuron*, *hidden neuron* yang digunakan sebanyak 5, 10, 25, 50, 75, dan 100. Selain itu untuk uji coba fungsi aktivasi yang digunakan yaitu Sin, Radial Basis, Sigmoid Biner, dan Sigmoid Bipolar. Berikut hasil rata-rata uji coba model metode ELM dapat diperhatikan pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Rata-rata Hasil Uji Coba Model

Hidden Neuron	Akurasi	Fungsi Aktivasi			
		Sin	Radial Basis	Sigmoid Biner	Sigmoid Bipolar
5	MAPE	0,0177	0,0186	0,0173	0,0181
	RMSE	0,0309	0,0313	0,0308	0,0313
10	MAPE	3,1005	14,5921	0,2319	0,3558
	RMSE	5,1253	24,9978	0,3302	0,5276
25	MAPE	3,0961	21,5018	2,7962	2,7803
	RMSE	5,1298	41,0990	4,5926	4,5633
50	MAPE	3,0866	28,2407	2,8676	17,0614
	RMSE	5,1126	53,8671	4,8908	29,6604
75	MAPE	3,0734	27,7715	2,6854	2,7152
	RMSE	5,0897	52,9293	4,3999	4,4512
100	MAPE	3,0817	27,6449	2,8984	2,9240
	RMSE	5,1039	52,6796	4,7685	4,8147

Berdasarkan Tabel 2 menunjukkan bahwa seiring bertambahnya jumlah *hidden neuron* yang digunakan hasil, hasil yang didapatkan semakin meningkat. Rata-rata nilai MAPE dan RMSE yang terkecil pada penelitian ini diperoleh sebesar 0,0173 dan 0,0308. Oleh karena itu, model terbaik dalam peramalan harga minyak sawit mentah ini terletak pada *hidden neuron* 5 dan fungsi aktivasi sigmoid biner.

Dilihat pada Tabel 2 menunjukkan bahwa *hidden neuron* 10 hingga seterusnya rata-rata nilai MAPE dan RMSE yang diperoleh lebih tinggi dibandingkan dengan nilai MAPE dan RMSE pada *hidden neuron* 5. Hasil ini karena pada proses pelatihan sistem terlalu banyak pola yang dipelajari sehingga mengalami *overfitting*. Selain itu, pada pengujian fungsi aktivasi hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa fungsi aktivasi sigmoid biner dan fungsi aktivasi sigmoid bipolar lebih kecil dibandingkan dengan fungsi aktivasi sin dan fungsi aktivasi radial basis. Dapat dilihat bahwa nilai rata-rata fungsi aktivasi sigmoid biner dan fungsi aktivasi bipolar yang didapatkan tidak jauh berbeda. Namun, hasil fungsi aktivasi sigmoid biner lebih kecil dibandingkan dengan fungsi aktivasi sigmoid bipolar.

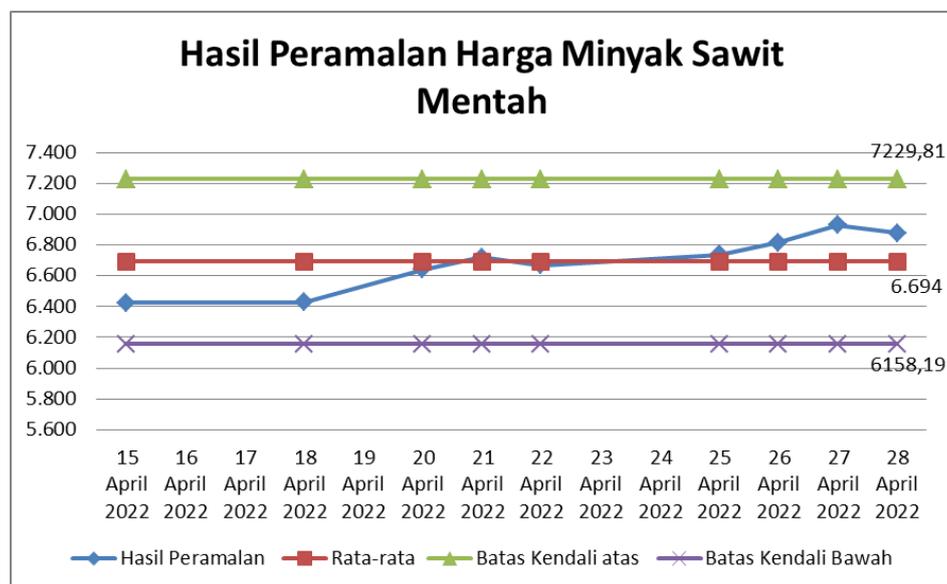
### 3. Hasil Peramalan

Model peramalan harga minyak sawit mentah menggunakan ELM yang diperoleh sebelumnya akan digunakan untuk meramalkan harga minyak sawit 9 hari kedepan. Hasil peramalan yang didapatkan pada penelitian ini dapat diperhatikan pada Tabel 3 dan gambar 5. Berikut hasil peramalan yang diperoleh setelah proses denormalisasi dengan menggunakan Persamaan (6).

**Tabel 3.** Hasil Peramalan Harga Minyak Sawit Mentah

Tanggal	Hasil Peramalan
15 April 2022	6.424
18 April 2022	6.428
20 April 2022	6.641
21 April 2022	6.721

Tanggal	Hasil Peramalan
22 April 2022	6.669
25 April 2022	6.737
26 April 2022	6.817
27 April 2022	6.931
28 April 2022	6.879



**Gambar 5.** Grafik Hasil Peramalan Harga Minyak Sawit Mentah

Hasil peramalan pada Tabel 3 diperkirakan harga minyak sawit mentah tidak mengalami peningkatan yang signifikan dari hari-hari sebelumnya. Harga minyak sawit mentah selama 9 hari tertinggi terletak pada tanggal 27 April 2022 diperoleh sebesar 6.931, sedangkan harga minyak sawit mentah terendah terletak pada tanggal 15 April 2022 diperoleh sebesar 6.424. Rata-rata hasil peramalan harga minyak sawit mentah sebesar 6.694. Seluruh titik proporsi berada di antara batas atas dan batas kendali atas. Hal ini menunjukkan bahwa pengendalian kualitas harga minyak sawit mentah berada dalam pengendalian statistikal atau memiliki kapabilitas yang baik.

### Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang sudah dilakukan pada peramalan harga minyak sawit mentah menggunakan ELM dapat disimpulkan bahwa hasil performa yang didapatkan dari nilai MAPE dan RMSE yang terkecil berapa pada *hidden neuron* 5 dan fungsi aktivasi sigmoid biner. Model terbaik yang didapatkan merupakan hasil rata-rata MAPE dan RMSE dengan nilai yang diperoleh sebesar 0,0173 dan 0,0308. Selain itu, hasil peramalan yang diperoleh pada penelitian ini selama 9 hari kedepan rata-rata yang diperoleh sebesar 6.694. Dengan harga tertinggi yang diperoleh pada tanggal 27 April 2022 sebesar 6.931 sedangkan harga terendah diperoleh pada tanggal 15 April 2022 sebesar 6.424.

## Referensi

- [1] D. Haryadi and R. Mandala, "Prediksi Harga Minyak Kelapa Sawit Dalam Investasi Dengan Membandingkan Algoritma Naïve Bayes, Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbor," *IT Soc.*, vol. 4, no. 1, 2019, doi: 10.33021/itfs.v4i1.1181.
- [2] D. I. Puspitasari, "Penerapan Data Mining Menggunakan Perbandingan Algoritma Greedy Dengan Algoritma Genetika Pada Prediksi Rentet Waktu Harga Crude Palm Oil," *Elinvo (Electronics, Informatics, Vocat. Educ.)*, vol. 2, no. 1, pp. 21–26, 2017, doi: 10.21831/elinvo.v2i1.13033.
- [3] S. Primadhyta, "Melihat Tren Lonjakan Harga CPO, Biang Kerok Minyak Goreng Selangit," *CNN Indonesia*, 2022. <https://www.cnnindonesia.com/ekonomi/20220317183716-92-772794/melihat-tren-lonjakan-harga-cpo-biang-kerok-minyak-goreng-selangit>
- [4] A. N. Alfiyatin, W. F. Mahmudy, C. F. Ananda, and Y. P. Anggodo, "Penerapan Extreme Learning Machine (ELM) untuk Peramalan Laju Inflasi di Indonesia," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 2, p. 179, 2019, doi: 10.25126/jtiik.201962900.
- [5] A. Giusti, A. W. Widodo, and S. Adinugroho, "Prediksi Penjualan Mi Menggunakan Metode Extreme Learning Machine (ELM) di Kober Mie Setan Cabang Soekarno Hatta," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 2, no. 8, pp. 2972–2978, 2018.
- [6] D. T. A. Paramitha, I. Cholissodin, and C. Dewi, "Prediksi Rating Otomatis Berdasarkan Review Restoran pada Aplikasi Zomato dengan menggunakan Extreme Learning Machine (ELM)," *J. PTIIK*, vol. 3, no. 5, pp. 4687–4693, 2019, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [7] R. Faizal, B. D. Setiawan, and I. Cholissodin, "Prediksi Nilai Cryptocurrency Bitcoin menggunakan Algoritme Extreme Learning Machine (ELM)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 3, no. 9, pp. 4226–4233, 2019.
- [8] M. Shariati *et al.*, "A novel hybrid extreme learning machine–grey wolf optimizer (ELM-GWO) model to predict compressive strength of concrete with partial replacements for cement," *Eng. Comput.*, vol. 38, no. 1, pp. 757–779, 2022, doi: 10.1007/s00366-020-01081-0.
- [9] I. Bahiuddin, S. A. Mazlan, M. I. Shapiai, F. Imaduddin, and Ubaidillah, "Study of Extreme Learning Machine Activation Functions for Magnetorheological Fluid Modelling," *Proceeding 2017 Int. Conf. Robot. Autom. Sci. ICORAS 2017*, vol. 2018-March, pp. 1–5, 2018, doi: 10.1109/ICORAS.2017.8308053.
- [10] A. Wanto, "Prediksi Produktivitas Jagung Di Indonesia Sebagai Upaya Antisipasi Impor Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation," *SINTECH (Science Inf. Technol. J.)*, vol. 2, no. 1, pp. 53–62, 2019, doi: 10.31598/sintechjournal.v2i1.355.
- [11] H. Azis, P. Purnawansyah, F. Fattah, and I. P. Putri, "Performa Klasifikasi K-NN dan Cross Validation Pada Data Pasien Pengidap Penyakit Jantung," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 12, no. 2, pp. 81–86, 2020, doi: 10.33096/ilkom.v12i2.507.81-86.
- [12] S. Bouktif, A. Fiaz, A. Ouni, and M. A. Serhani, "Single and multi-sequence deep learning models for short and medium term electric load forecasting," *Energies*, vol. 12, no. 1, 2019, doi: 10.3390/en12010149.
- [13] U. Khair, H. Fahmi, S. Al Hakim, and R. Rahim, "Forecasting Error Calculation with Mean Absolute Deviation and Mean Absolute Percentage Error," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 930, no. 1, 2017, doi: 10.1088/1742-6596/930/1/012002.
- [14] F. I. Sanjaya and D. Heksaputra, "Prediksi Rerata Harga Beras Tingkat Grosir Indonesia dengan Long Short Term Memory," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 163–174, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.388.