



Prediksi Penjualan Crude Palm Oil (CPO) Menggunakan Metode Holt-Winters

Krisna Diva¹, Ari Anshari Yuliansyah Siregar^{1 (*)}, M. Azwan¹, Rissa Luviany¹, Rian Farta Wijaya¹

¹Pascasarjana Teknologi Informasi, Universitas Pembangunan Panca Budi, Medan, Indonesia

Abstract

Because the palm oil harvest cycle affects the seasonal pattern of crude palm oil (CPO) sales, operational planning strategically requires the ability to estimate sales volume. This study uses historical data from January 2020 to December 2025 to forecast monthly CPO sales volume using the multiplicative variation of the Holt-Winters Exponential Smoothing method. 80% of the data is used for training, and the remaining 20% is used for testing. Optimal parameters $\alpha=0.3742$, $\beta=0.0320$, and $\gamma=0.0000$ are obtained through modeling. With an MAE value of 2,530.35 tons, an RMSE of 3,036.75 tons, and a MAPE of 12.24%, the model evaluation is classified as good. With a total forecast of 253,127.32 tons, the 12-month forecast results show the maximum peak in September 2026 at 26,743.34 tons and the lowest value in January 2026 at 15,091.27 tons.

Kata Kunci: Crude Palm Oil, Holt-Winters, Forecasting, Time Series, MAPE

Informasi Artikel:

Dikirim : 29 April 2026
Direvisi : 18 Mei 2026
Diterima : 25 Mei 2026
Diterbitkan : 30 Juni 2026

Januari – Juni 2026, Vol 7 (1) : hlm 11-22
Institut Teknologi dan Bisnis Ahmad Dahlan

(*) Korespondensi: krisnadiva0412@gmail.com (Krisna Diva)

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara penghasil dan pengeksport minyak kelapa sawit terbesar di dunia, dimana Indonesia dan Malaysia bersama-sama mendominasi 85–90% pasokan Crude Palm Oil (CPO) global (Azida, et al., 2023). Kelapa sawit telah menjadi komoditas strategis yang memberikan kontribusi signifikan terhadap penerimaan devisa negara, penyerapan tenaga kerja, serta penggerak perekonomian daerah penghasil, khususnya di wilayah Sumatera dan Kalimantan. Dalam ekosistem industri ini, perusahaan perkebunan negara memegang peran sentral sebagai pengelola areal perkebunan skala besar sekaligus pelaku utama dalam rantai produksi dan distribusi CPO secara nasional.

Penjualan CPO memiliki karakteristik yang sangat dipengaruhi oleh siklus panen kelapa sawit yang bersifat musiman. Produksi cenderung meningkat pada pertengahan tahun dan menurun pada awal tahun, mencerminkan pola musiman dengan periode ulang 12 bulan (Rahmadeni & Egianta, 2024). Variasi tahunan dalam volume penjualan bulanan CPO adalah cerminan langsung dari tren ini. Bisnis kesulitan untuk menentukan tujuan produksi, mendistribusikan sumber daya, mengontrol kapasitas tangki penyimpanan, dan membuat rencana distribusi yang efektif tanpa adanya prediksi penjualan yang tepat (Ilhamti, Vikaliana, 2024). Oleh karena itu, kemampuan meramalkan volume penjualan CPO secara akurat merupakan kebutuhan strategis yang mendesak bagi manajemen perusahaan perkebunan.

Untuk menjawab kebutuhan tersebut, peramalan deret waktu (time series forecasting) menjadi pendekatan yang paling relevan mengingat data penjualan CPO tersedia dalam format historis bulanan yang terstruktur. Berbagai metode telah dikembangkan dan dibandingkan, mulai dari metode statistik klasik seperti ARIMA yang unggul dalam menangkap pola historis dan tren linier, hingga pendekatan machine learning seperti XGBoost yang lebih fleksibel dalam menangani data kompleks (Hafidz & Fauzi, 2025). Namun demikian, tidak semua metode mampu menangkap pola tren dan musiman secara bersamaan dengan cara yang sederhana dan interpretatif, sehingga diperlukan metode yang secara eksplisit dirancang untuk menangkap kedua komponen tersebut sekaligus.

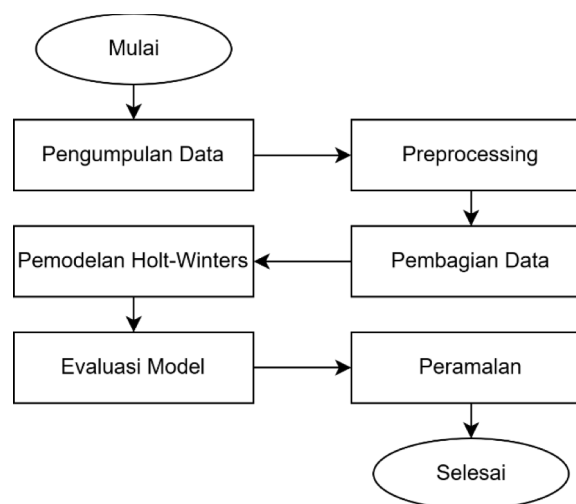
Salah satu metode yang terbukti efektif untuk data dengan pola tren dan musiman adalah Holt-Winters Exponential Smoothing atau Triple Exponential Smoothing (Amalia, et al., 2024). Metode ini memperbarui tiga komponen secara bersamaan pada setiap periode, yaitu level, tren, dan indeks musiman, yang kemudian dikombinasikan untuk menghasilkan nilai prediksi. Metode ini tersedia dalam dua varian utama. Varian aditif digunakan jika fluktuasi musiman bersifat konstan dan tidak bergantung pada level data, sedangkan varian multiplikatif digunakan jika amplitudo fluktuasi musiman berubah secara proporsional terhadap level data (Widodo & Chamid, 2025). Dibandingkan metode lain, Holt-Winters memiliki keunggulan berupa struktur model yang transparan dan mudah diinterpretasikan, serta kemampuan menghasilkan akurasi prediksi yang kompetitif pada data dengan pola musiman yang konsisten.

Penelitian-penelitian terdahulu menunjukkan bahwa Holt-Winters mampu menghasilkan akurasi yang kompetitif pada peramalan data komoditas pertanian dengan pola musiman yang konsisten, termasuk varian multiplikatif yang efektif menangani data dengan fluktuasi musiman yang tidak stasioner (Rahayu & Yendra, 2024). Pada penelitian yang dilakukan oleh (Widodo & Chamid, 2025) menunjukkan

hasil penelitian varian aditif menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah pada data uji, dengan nilai MAPE sebesar 0,5356%, MAE sebesar 52,7741, dan RMSE sebesar 62,7305. Sebaliknya, model HWESM menghasilkan nilai MAPE sebesar 1,6753%, MAE sebesar 155,4943, dan RMSE sebesar 162,4575. Meskipun begitu, Model HWESA mengasumsikan bahwa variasi musiman bersifat konstan sepanjang waktu. Asumsi ini tampak sesuai dengan sebagian pola data uji, sehingga menghasilkan kesalahan yang lebih kecil secara kuantitatif. Namun, hasil visualisasi aktual dan prediksi menunjukkan bahwa model aditif cenderung menghasilkan kurva peramalan yang lebih halus dan kurang responsif terhadap perubahan amplitudo penjualan pada periode tertentu. Sebaliknya, model HWESM mengasumsikan bahwa variasi musiman berubah secara proporsional terhadap tingkat penjualan. Visualisasi hasil peramalan menunjukkan bahwa model ini mampu mengikuti perubahan amplitudo penjualan dengan lebih adaptif, terutama pada periode ketika terjadi fluktuasi permintaan yang lebih besar.

Namun demikian, penerapannya secara khusus pada data penjualan CPO di perusahaan perkebunan negara Indonesia masih belum banyak dikaji, sehingga terdapat celah penelitian yang perlu diisi. Penelitian ini bertujuan menerapkan metode Holt-Winters Exponential Smoothing dengan varian musiman multiplikatif untuk memprediksi volume penjualan CPO bulanan periode Januari 2020 hingga Desember 2025, dengan evaluasi akurasi menggunakan metrik MAE, RMSE, dan MAPE.

METODE



Gambar 1. Metodologi Penelitian

Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder berupa catatan transaksi penjualan Crude Palm Oil (CPO) yang bersumber dari sistem informasi internal perusahaan perkebunan. Data diperoleh dalam format Microsoft Excel yang mencakup periode Januari 2020 hingga Desember 2025 dengan frekuensi pencatatan harian per transaksi. Variabel yang digunakan adalah tanggal transaksi dan volume penjualan dalam satuan kilogram.

Preprocessing

Tahap preprocessing dilakukan untuk mengubah data transaksi harian menjadi format deret waktu bulanan yang siap dimodelkan. Data volume penjualan dikonversi dari satuan kilogram ke ton untuk menyesuaikan skala pelaporan, kemudian seluruh transaksi dalam satu bulan dijumlahkan untuk menghasilkan satu nilai tonase bulanan yang merepresentasikan total penjualan CPO pada periode tersebut.

Pembagian Data

Data deret waktu bulanan yang telah melalui tahap preprocessing dibagi menjadi dua bagian, yaitu data training dan data testing. Data training digunakan untuk melatih model Holt-Winters, sedangkan data testing digunakan untuk mengevaluasi kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dalam penelitian ini, pembagian data dilakukan dengan rasio 80% untuk data training dan 20% untuk data testing.

Pemodelan Holt-Winters

Metode Holt-Winters Exponential Smoothing menerapkan pemulusan eksponensial tiga kali untuk memperbarui tiga komponen secara bersamaan pada setiap periode, yaitu level, tren, dan musiman. Dalam penelitian ini digunakan varian multiplikatif, yang sesuai untuk data dengan amplitudo fluktuasi musiman yang berubah secara proporsional terhadap level data. Tahapan pemodelan Holt-Winters multiplikatif adalah sebagai berikut (Haryanti, et al., 2025):

1. Menentukan nilai awal level, tren, dan indeks musiman berdasarkan data historis pada periode awal:

$$S_s = \frac{1}{s} (y_1 + y_2 + \dots y_s) \quad (1)$$

$$b_s = \frac{1}{s} \left(\frac{y_{s+1}-y_1}{s} + \frac{y_{s+2}-y_2}{s} + \dots + \frac{y_{s+s}-y_s}{s} \right) \quad (2)$$

$$I_s = \frac{y_s}{S_s} \quad (3)$$

2. Menginisialisasi kombinasi nilai α , β , dan γ yang akan digunakan untuk memperbarui komponen level, tren, dan musiman pada langkah 3.
3. Memperbarui komponen level, tren, dan musiman pada setiap periode t :

$$S_t = \alpha \frac{y_t}{I_{t-s}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (4)$$

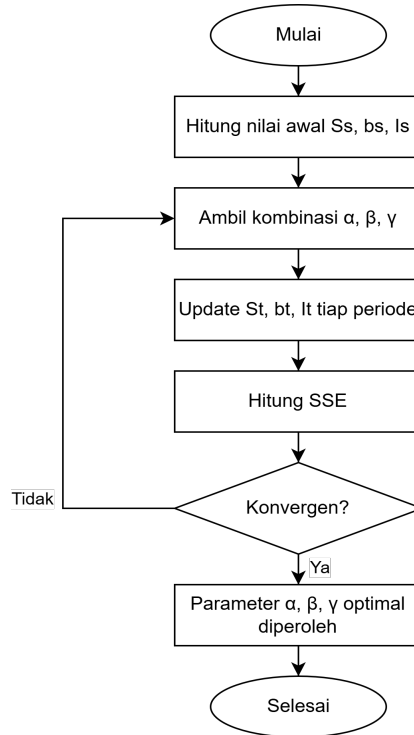
$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (5)$$

$$I_t = \gamma \frac{y_t}{S_t} + (1 - \gamma)I_{t-s} \quad (6)$$

4. Ulangi langkah 2 dan 3 hingga ditemukan kombinasi α , β , dan γ yang menghasilkan nilai SSE terkecil:

$$SSE = \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2 \quad (7)$$

Alur tahapan pemodelan Holt-Winters multiplikati secara keseluruhan digambarkan pada Gambar 2:



Gambar 2. Alur Pemodelan Holt-Winters

Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan dengan menghitung nilai prediksi pada data testing menggunakan persamaan berikut:

$$F_{t+m} = (S_t + b_t m) I_{t-S+m} \quad (8)$$

Hasil prediksi kemudian dibandingkan dengan nilai aktual menggunakan tiga metrik evaluasi yaitu Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). MAE merepresentasikan rata-rata dari perbedaan absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi, RMSE merupakan akar dari rata-rata kuadrat selisih yang lebih sensitif terhadap kesalahan bernilai besar, sedangkan MAPE menyatakan kesalahan dalam bentuk persentase sehingga lebih mudah diinterpretasikan (Sulastri, et al., 2023). Ketiga metrik tersebut dihitung menggunakan persamaan berikut:

1. Mean Absolute Error (MAE):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (9)$$

2. Root Mean Square Error (RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (10)$$

3. Mean Absolute Percentage Error (MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \times 100 \% \quad (11)$$

Tabel 1. Interpretasi Nilai MAPE

Nilai MAPE	Interpretasi
≤ 10	Sangat Akurat
10-20	Baik
20-50	Cukup Baik
> 50	Tidak Akurat

Peramalan

Setelah model dievaluasi dan dinyatakan memiliki tingkat akurasi yang memadai, model dilatih ulang menggunakan seluruh data historis yang mencakup periode Januari 2020 hingga Desember 2025. Hal ini dilakukan agar seluruh informasi historis dapat dimanfaatkan sebelum menghasilkan nilai peramalan, sehingga komponen level, tren, dan indeks musiman yang dihasilkan lebih representatif. Nilai peramalan volume penjualan CPO 12 bulan ke depan kemudian dihitung menggunakan persamaan 8.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan Data

Data yang diperoleh berupa catatan transaksi penjualan CPO dalam format Microsoft Excel dengan dua variabel utama yaitu tanggal transaksi dan volume penjualan dalam satuan kilogram. Sebagian data mentah yang diperoleh disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. *Data Mentah Penjualan CPO*

No	Tanggal	Volume (Kg)
1	10/01/2020	253.880
2	30/10/2021	13.400
3	23/09/2022	13.540
4	15/05/2023	78.750
5	22/06/2024	915.700
...	...	...
55.924	04/03/2025	11.510

Total keseluruhan data mentah yang diperoleh adalah sebanyak 55.924 baris transaksi yang mencakup periode Januari 2020 hingga Desember 2025.

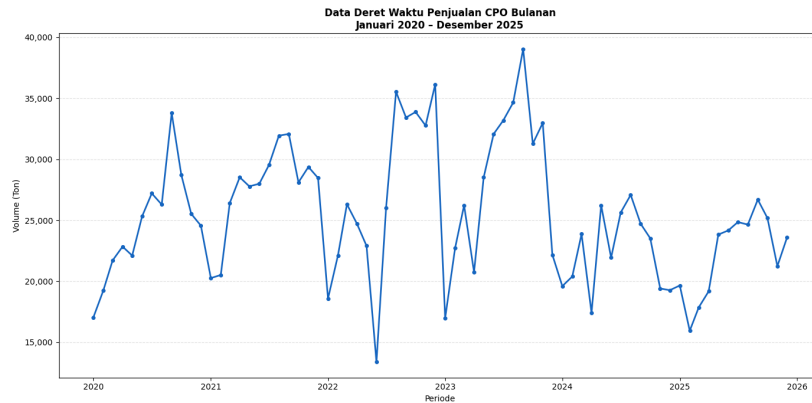
Preprocessing

Tahap preprocessing menghasilkan data deret waktu bulanan yang siap dimodelkan. Volume penjualan dikonversi dari kilogram ke ton dan diagregasi per bulan sehingga menghasilkan 72 titik data bulanan. Hasil preprocessing disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Data Rekap Bulanan Penjualan CPO

No	Periode	Volume (Ton)
1	Januari 2020	17.037,93
2	Februari 2020	19.239,39
3	Maret 2020	21.709,10
4	April 2020	22.841,26
5	Mei 2020	22.106,22
...	...	...
72	Desember 2025	23.577,81

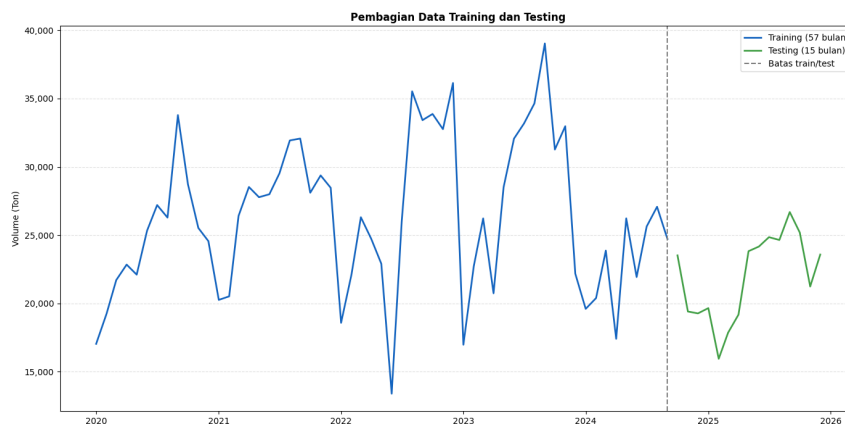
Grafik deret waktu hasil preprocessing dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Penjualan CPO Bulanan

Pembagian Data

Data deret waktu bulanan dibagi menjadi dua bagian secara kronologis dengan rasio 80% untuk data training dan 20% untuk data testing. Data training mencakup periode Januari 2020 hingga September 2024 sebanyak 57 bulan, sedangkan data testing mencakup periode Oktober 2024 hingga Desember 2025 sebanyak 15 bulan. Visualisasi pembagian data dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Pembagian Data Training dan Testing

Pemodelan Holt-Winters

Pemodelan Holt-Winters multiplikatif diawali dengan menghitung nilai awal level yang hasilnya sebesar $S_s = 24.528,04 \text{ ton}$, nilai awal tren sebesar $b_s = 254,17 \text{ ton/bulan}$ dan nilai indeks musiman awal untuk setiap bulan yang disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai Awal Indeks Musiman

Bulan	Indeks Musiman
Januari	0,6946
Februari	0,7844
Maret	0,8851
April	0,9312
Mei	0,9013
Juni	1,0326
Juli	1,1090
Agustus	1,0716
September	1,3775
Oktober	1,1709
November	1,0405
Desember	1,0013

Setelah nilai awal diperoleh, proses iterasi dilakukan dengan mencoba berbagai kombinasi α , β , dan γ . Sepuluh kombinasi terbaik dari proses iterasi disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Top 10 Kombinasi Iterasi

α	β	γ	SSE
0,3742	0,032	0,0	757.644.086,02
0,3500	0,050	0,0	760.220.957,10
0,3000	0,050	0,0	761.632.615,65
0,4000	0,050	0,0	761.660.371,64
0,4500	0,050	0,0	765.599.586,83
0,2500	0,050	0,0	766.775.894,96
0,5000	0,050	0,0	771.962.660,66
0,4500	0,000	0,0	772.345.740,16
0,5000	0,000	0,0	772.650.972,27
0,4000	0,000	0,0	776.346.483,81

Proses iterasi konvergen pada kombinasi $\alpha=0,3742$, $\beta=0,0320$, dan $\gamma=0,0000$ dengan $SSE=757.644.086,02$ sebagai nilai terkecil.

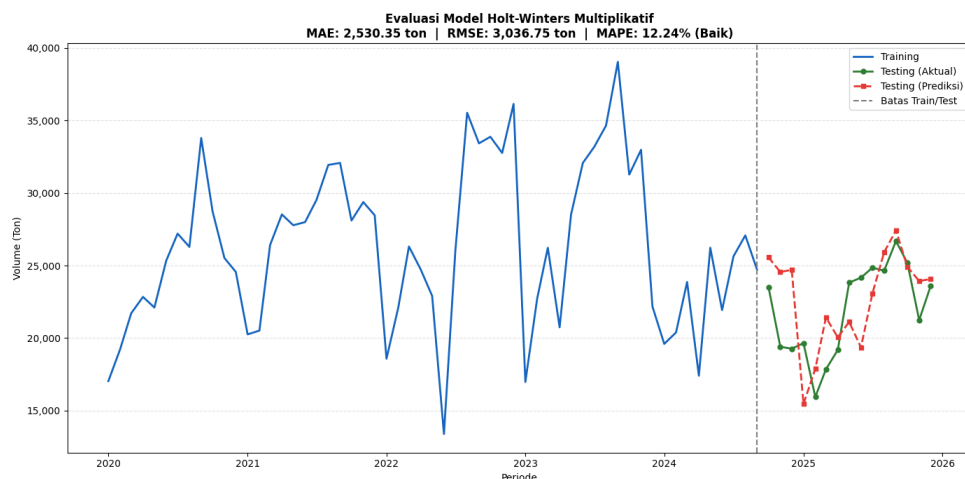
Evaluasi Model

Setelah model dilatih menggunakan data training, nilai prediksi pada periode testing dihitung dan dibandingkan dengan nilai aktual. Perbandingan antara nilai aktual dan hasil prediksi periode Oktober 2024 hingga Desember 2025 secara lengkap disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Perbandingan Aktual dan Prediksi Data Testing

Periode	Aktual (Ton)	Prediksi (Ton)	Selisih (Ton)	Error (%)
Oktober 2024	23517.57	25564.93	-2047.36	8.71
November 2024	19408.07	24557.58	-5149.51	26.53
Desember 2024	19268.91	24701.89	-5432.98	28.20
Januari 2025	19655.87	15468.05	4187.82	21.31
Februari 2025	15946.98	17884.01	-1937.03	12.15
Maret 2025	17858.03	21428.74	-3570.71	19.99
April 2025	19179.39	20054.59	-875.20	4.56
Mei 2025	23823.76	21117.70	2706.06	11.36
Juni 2025	24165.73	19363.70	4802.03	19.87
Juli 2025	24851.14	23068.53	1782.61	7.17
Agustus 2025	24643.77	25921.08	-1277.31	5.18
September 2025	26689.68	27417.32	-727.64	2.73
Oktober 2025	25184.14	24914.16	269.98	1.07
November 2025	21238.70	23932.45	-2693.75	12.68
Desember 2025	23577.81	24073.08	-495.27	2.10

Perbandingan antara nilai aktual dan prediksi pada Tabel 5 selanjutnya divisualisasikan dalam bentuk grafik deret waktu yang dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Perbandingan Aktual dan Prediksi Data Testing

Berdasarkan Tabel 5 dan Gambar 5, hasil perhitungan metrik evaluasi menunjukkan nilai MAE sebesar 2.530,35 ton, RMSE sebesar 3.036,75 ton, dan MAPE sebesar 12,24% yang termasuk dalam kategori Baik.

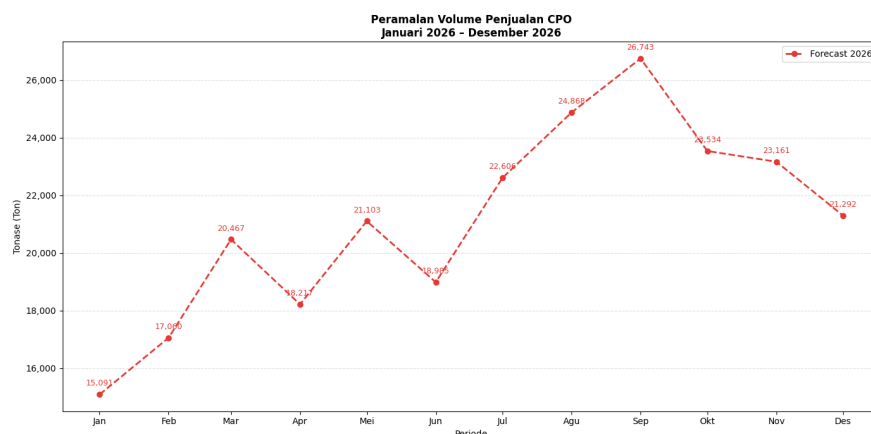
Peramalan

Setelah model dievaluasi dan dinyatakan memiliki tingkat akurasi yang memadai, model dilatih ulang menggunakan seluruh data historis periode Januari 2020 hingga Desember 2025 agar seluruh informasi historis dapat dimanfaatkan sebelum menghasilkan nilai peramalan. Hasil peramalan volume penjualan CPO 12 bulan ke depan disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Peramalan Volume Penjualan CPO 12 Bulan ke Depan

Periode	Prediksi (Ton)
Januari 2026	15.091,27
Februari 2026	17.059,76
Maret 2026	20.467,46
April 2026	18.216,87
Mei 2026	21.102,57
Juni 2026	18.985,01
Juli 2026	22.606,01
Agustus 2026	24.867,98
September 2026	26.743,34
Oktober 2026	23.534,30
November 2026	23.160,81
Desember 2026	21.291,94

Hasil peramalan volume penjualan CPO 12 bulan ke depan selanjutnya divisualisasikan dalam bentuk grafik deret waktu yang dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Peramalan Volume Penjualan CPO 12 Bulan ke Depan

Berdasarkan hasil analisis data penjualan CPO periode 2020–2025, terlihat adanya pola musiman setiap tahun yang konsisten. Volume penjualan cenderung rendah pada awal tahun dan meningkat pada pertengahan hingga akhir tahun. Hasil peramalan pada Tabel 7 juga menunjukkan bahwa bulan September memiliki nilai prediksi tertinggi, yang konsisten dengan penjualan pada periode sebelumnya. Selain itu, indeks musiman yang diperoleh berada pada rentang 0,6946 hingga 1,3775. Karakteristik tersebut sesuai dengan asumsi model Holt-Winters multiplikatif yang memodelkan komponen musiman sebagai faktor yang berubah secara proporsional terhadap level data. Oleh karena itu, varian multiplikatif dipilih karena dinilai lebih mampu merepresentasikan pola musiman penjualan CPO dibandingkan varian aditif yang mengasumsikan efek musiman bersifat konstan pada setiap periode.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode Holt-Winters Exponential Smoothing varian multiplikatif berhasil diterapkan untuk memprediksi volume penjualan CPO bulanan menggunakan data historis periode Januari 2020 hingga Desember 2025 sebanyak 72 titik data. Proses pemodelan menghasilkan parameter optimal $\alpha=0,3742$ untuk level, $\beta=0,0320$ untuk tren, dan $\gamma=0,0000$ untuk musiman, dimana nilai $\gamma=0,0000$ mengindikasikan bahwa pola musiman penjualan CPO bersifat sangat konsisten dari tahun ke tahun.

Evaluasi model pada data testing periode Oktober 2024 hingga Desember 2025 sebanyak 15 bulan menunjukkan nilai MAE sebesar 2.530,35 ton, RMSE sebesar 3.036,75 ton, dan MAPE sebesar 12,24% yang termasuk dalam kategori Baik. Hasil ini mengindikasikan bahwa model Holt-Winters multiplikatif memiliki kemampuan yang baik dalam memprediksi volume penjualan CPO dengan tingkat kesalahan yang dapat diterima.

Hasil peramalan 12 bulan ke depan periode Januari 2026 hingga Desember 2026 menunjukkan volume penjualan CPO cenderung mengikuti pola musiman yang konsisten dengan puncak tertinggi pada September 2026 sebesar 26.743,34 ton dan nilai terendah pada Januari 2026 sebesar 15.091,27 ton dengan total peramalan selama 12 bulan sebesar 253.127,32 ton.

DAFTAR PUSTAKA

- A. N. Rahayu and R. Yendra, “Peramalan Jumlah Produksi Bawang Merah, Cabai Besar dan Cabai Rawit di Provinsi Riau dengan Metode Holt-Winter Multiplicative,” Indonesian Council of Premier Statistical Science, vol. 3, no. 2, p. 45, Aug. 2024, doi: 10.24014/icopss.v3i2.32232.
- A. Widodo and A. A. Chamid, “Peramalan Penjualan Genteng Menggunakan Metode Holt–Winters Exponential Smoothing,” 2025. [Online]. Available: <http://www.jurnal.umk.ac.id/sitech>
- C. I. Ilhamti and R. Vikaliana, “Analisis Peramalan Permintaan Crude Palm Oil (CPO) Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing, Moving Average dan Holt Winter’s di Perusahaan Perkebunan Sawit,” Jurnal Rekayasa Sistem dan Industri, vol. 11, no. 1, 2024.

- H. Sulastri, G. Saeful Anwar, and E. N. F. Dewi, “Peramalan Stok Barang Percetakan dan ATK Menggunakan Single Moving Average,” 59 JURTI, vol. 7, no. 1, 2023.
- I. R. Amalia, T. Widiharini, and T. Tarno, “Holt Winters Exponential Smoothing Untuk Meramalkan Produk Domestik Bruto Di Indonesia,” Jurnal Gaussian, vol. 13, no. 1, pp. 219–229, Oct. 2024, doi: 10.14710/j.gauss.13.1.219-229.
- M. Hafidz and E. Fauzi, “Analisis Komparatif Model Arima, Xgboost, Dan Pendekatan Hybrid Arima-Xgboost Untuk Prediksi Permintaan Proyek It,” Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS), vol. 8, no. 3, p. 2025, 2025.
- Rahmadeni and A. Nidia Egiarta, “Peramalan Produksi Kelapa Sawit Dengan Metode Exponential Smoothing,” 2024.
- R. F. Haryanti, J. Rizal, W. Agwil, I. Sriliana, and P. Novianti, “A Comparison of the Holt-Winters Additive and Multiplicative Methods with Grid search Optimization in Forecasting Red Chili Prices in Bengkulu City,” Jurnal Matematika Statistika dan Komputasi, vol. 22, no. 1, pp. 199–218, Sep. 2025, doi: 10.20956/j.v22i1.45755.
- S. Azida, M. Yamin, and R. Riswani, “Analisis Daya Saing Crude Palm Oil (CPO) Indonesia Di Pasar Internasional,” AGRICA, vol. 16, no. 1, pp. 84–94, Jun. 2023, doi: 10.37478/agr.v16i1.2732.
- Y. J. Gea, K. S. Zai, E. Telaumbanua, and J. B. I. J. Gea, “Analisis Peramalan Penjualan Dalam Pengelolaan Bahan Baku Di Sun Cafe,” 2023.