Proximal: Jurnal Penelitian Matematika dan Pendidikan Matematika
ISSN 26158132 (cetak)
ISSN 26157667 (online)

PERBANDINGAN MODEL ARIMA-GARCH DAN ARIMAX-GARCH DALAM PERAMALAN VOLATILITAS *RETURN* HARGA *CRUDE PALM OIL* DENGAN *RETURN SOYBEAN OIL* SEBAGAI VARIABEL EKSOGEN

Yusfitasari[1], Wahidah Sanusi[2], Suwardi Annas[3]
Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Makassar[1,2]
Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Makassar[3]
Email: 250027301005@student.unm.ac.id[1], wahidah.sanusi@unm.ac.id[2], suwardi_annas@unm.ac.id[3]
Corresponding Author: Wahidah Sanusi, **Email:** wahidah.sanusi@unm.ac.id

Abstrak. Indonesia merupakan produsen dan eksportir *crude palm oil* (CPO) terbesar di dunia, sehingga fluktuasi harga CPO memiliki implikasi penting terhadap perekonomian nasional dan pemodelan volatilitas *return*-nya diperlukan untuk memperoleh estimasi risiko yang akurat. Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja model ARIMA-GARCH dan ARIMAX-GARCH dalam meramalkan volatilitas *return* CPO, dengan *return soybean oil* pada bulan yang sama sebagai variabel eksogen dalam persamaan rata-rata ARIMAX. Data berupa harga bulanan CPO dan *soybean oil* dari *World Bank* periode Januari 1990–Desember 2025 sebanyak 432 observasi, terdiri atas 408 observasi *in-sample* dan 24 observasi *out-of-sample*. Pendekatan *subset* ARIMA menghasilkan ARIMA([2,3],0,[1,2]) dan ARIMAX([2],0,[1,2,3]). Uji ARCH-LM menunjukkan adanya efek ARCH pada residual ARIMA, sedangkan pada residual ARIMAX efek ARCH signifikan pada lag 2, 3, dan 12. Kedua spesifikasi menggunakan GARCH(1,1) dengan distribusi *Student-t*, dengan persistensi volatilitas masing-masing sebesar 0,9138 dan 0,9614. Peramalan satu langkah ke depan secara *rolling* dievaluasi menggunakan QLIKE dan RMSE pada skala varians ($\%^2$) terhadap proksi varians aktual. ARIMA-GARCH menghasilkan QLIKE 1,5834 dan RMSE 36,4594 $\%^2$, sedangkan ARIMAX-GARCH menghasilkan QLIKE 1,5965 dan RMSE 36,9927$\%^2$. Uji Diebold-Mariano dengan koreksi Harvey-Leybourne-Newbold (HLN) menunjukkan tidak terdapat perbedaan akurasi peramalan yang signifikan secara statistik (statistik −0,3155; *p-value* 0,7553). Dengan demikian, penambahan *return soybean oil* pada persamaan rata-rata belum meningkatkan akurasi peramalan volatilitas CPO. ARIMA-GARCH direkomendasikan karena lebih parsimonis dengan kinerja peramalan yang tidak berbeda signifikan secara statistik.

Kata Kunci: **ARIMA-GARCH, ARIMAX GARCH, *Crude Palm Oil*, Peramalan Volatilitas**

Abstract. Indonesia is the world's largest producer and exporter of crude palm oil (CPO), so fluctuations in CPO prices have important implications for the national economy, and modeling the volatility of its returns is needed to obtain accurate risk estimates. This study compares the performance of ARIMA-GARCH and ARIMAX-GARCH models in forecasting CPO return volatility, using soybean oil returns of the same month as the exogenous variable in the ARIMAX mean equation. The data consist of monthly CPO and soybean oil prices from the World Bank covering January 1990 to December 2025, totaling 432 observations, of which 408 are in-sample and 24 are out-of-sample. The subset ARIMA approach yielded ARIMA([2,3],0,[1,2]) and ARIMAX([2],0,[1,2,3]). The ARCH-LM test indicated ARCH effects in the ARIMA residuals, whereas in the ARIMAX residuals the ARCH effects were significant at lags 2, 3, and 12. Both specifications used GARCH(1,1) with a Student-t distribution, with volatility persistence of 0.9138 and 0.9614, respectively. One-step-ahead rolling forecasts were evaluated using QLIKE and RMSE on the variance scale ($\%^2$) against the actual variance proxy. ARIMA-GARCH yielded a QLIKE of 1.5834 and an RMSE of 36.4594 %², whereas ARIMAX-GARCH yielded a QLIKE of 1.5965 and an RMSE of 36.9927 %². The Diebold-Mariano test with the Harvey-Leybourne-Newbold (HLN) correction showed no statistically significant difference in forecast accuracy (statistic −0.3155; p-value 0.7553). Therefore, adding soybean oil returns to the mean equation did not improve CPO volatility forecast accuracy. ARIMA-GARCH is recommended because it is more parsimonious and its forecasting performance is not statistically different.

Keywords: **ARIMA-GARCH, ARIMAX-GARCH, Crude Palm Oil, Volatility Forecasting**

CC BY SA

https://doi.org/10.30605/proximal.v9i4.9963

A. Pendahuluan

Crude palm oil (CPO) merupakan salah satu komoditas minyak nabati paling strategis di dunia, dengan Indonesia dan Malaysia yang secara bersama-sama menguasai sekitar 85–90 persen produksi CPO global (Voora dkk., 2020). Posisi Indonesia sebagai produsen dan eksportir CPO terbesar di dunia menjadikan dinamika harga komoditas ini memiliki implikasi penting terhadap perekonomian nasional.

Meskipun memiliki peran ekonomi yang vital, pergerakan harga CPO di pasar global selama tiga dekade terakhir menunjukkan pola fluktuasi yang ekstrem dan berulang kali diwarnai oleh guncangan harga. Harga CPO naik tajam pada periode krisis moneter Asia 1997/1998 sebelum jatuh kembali (Ardiansyah, 2002), melonjak lagi menjelang krisis finansial global 2008 yang diikuti koreksi tajam, dan mengalami volatilitas tinggi sepanjang pandemi Covid-19 2020 akibat gangguan rantai pasok dan penurunan permintaan (Ashaari dkk., 2022; Nathan dkk., 2023). Dalam data penelitian ini, lonjakan harga paling ekstrem terjadi pada 2022 dan diikuti koreksi tajam dalam hitungan bulan. Fluktuasi tersebut menghasilkan dinamika *return* harga CPO dengan volatilitas yang berubah dari waktu ke waktu. Karakteristik ini sejalan dengan temuan adanya *volatility clustering* (Haron & Ayojimi, 2015) dan *spillover* risiko dan volatilitas antara pasar CPO dan pasar keuangan lainnya, termasuk nilai tukar (Go & Lau, 2021, 2024).

Karakteristik *return* harga CPO yang menunjukkan *volatility clustering* menimbulkan tantangan tersendiri dalam pemodelan dan peramalan. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang diperkenalkan oleh Box dan Jenkins (1976) umumnya mengasumsikan bahwa residual memiliki varians konstan, sehingga efektif menangkap dinamika rata-rata (*mean*) tetapi tidak dirancang untuk menangkap varians bersyarat yang berubah dari waktu ke waktu, sebagaimana kerap ditemukan pada data finansial dan komoditas (Al Haris dkk., 2020).

Untuk mengatasi heteroskedastisitas pada residual, Engle (1982) memperkenalkan model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH), yang kemudian disempurnakan Bollerslev (1986) melalui *Generalized* ARCH (GARCH) dan telah banyak diterapkan pada volatilitas komoditas dan aset keuangan (Sanusi dkk., 2025). Pengaruh faktor eksternal diakomodasi melalui perluasan ARIMA menjadi ARIMAX (Dinda dkk., 2026), dengan harga *soybean oil* sebagai variabel eksogen yang relevan secara teoritis bagi harga CPO karena keduanya merupakan minyak nabati yang saling bersubstitusi (Fousekis, 2023; Lee dkk., 2022; Zaidi dkk., 2022), sehingga model gabungan ARIMAX-GARCH memungkinkan informasi variabel eksogen dan volatilitas bersyarat dimodelkan secara bersamaan, sebagaimana diterapkan pada harga komoditas pertanian (Ghosh dkk., 2020) dan nilai tukar (Maya Sierra & Marín Rodríguez, 2019).

Penelitian volatilitas harga CPO dengan model keluarga GARCH telah dilakukan sebelumnya. Haron & Ayojimi (2015) menerapkan GARCH(1,1) pada pasar CPO Malaysia dan menemukan volatilitas yang persisten disertai *volatility clustering*. Windirah & Novanda (2023) menggunakan model ARCH/GARCH untuk menggambarkan volatilitas harga CPO Indonesia, sedangkan Mustapa (2025) mengembangkan model ARIMA-ARCH untuk meramalkan harga bulanan minyak sawit Malaysia. Studi-studi tersebut memodelkan volatilitas CPO secara univariat dan tidak membandingkannya dengan spesifikasi yang memasukkan harga minyak nabati lain sebagai variabel eksogen. Dari sisi evaluasi ramalan, Hansen & Lunde (2005) membandingkan ratusan model volatilitas dengan GARCH(1,1) sebagai pembanding utama, Patton (2011) menunjukkan bahwa QLIKE dan *mean squared error* termasuk fungsi kerugian yang konsisten untuk membandingkan ramalan volatilitas ketika proksi volatilitas mengandung galat, dan Diebold & Mariano (1995) menyediakan uji formal untuk perbedaan akurasi dua ramalan. Ketiga rujukan metodologis tersebut menjadi landasan prosedur evaluasi dalam penelitian ini.

Penerapan variabel eksogen dalam kerangka ARIMAX-GARCH masih menunjukkan hasil yang belum konsisten antarstudi. Kilani dkk. (2025) menunjukkan bahwa ARIMAX-GARCH mengungguli ARIMA-GARCH dalam peramalan inflasi. Sebaliknya, De Chi dan Hosein (2025), dalam penelitian peramalan harga komoditas pertanian, menemukan bahwa penambahan variabel eksogen pada model ARIMAX tidak selalu meningkatkan akurasi peramalan dibandingkan ARIMA. Pada kelompok komoditas umbi-umbian, misalnya, ARIMAX menghasilkan MAPE sebesar 9,35%, lebih tinggi dibandingkan ARIMA sebesar 9,07%. Perbedaan temuan tersebut menunjukkan bahwa manfaat penambahan variabel eksogen bergantung pada karakteristik data dan relevansi hubungan prediktifnya, sehingga perlu diuji secara empiris untuk setiap komoditas. Sementara itu, pendekatan *deep learning* seperti ARIMA-LSTM dan CNN-LSTM juga mulai diterapkan pada peramalan harga CPO (Putri dkk., 2026), tetapi pendekatan tersebut belum memodelkan volatilitas bersyarat secara eksplisit melalui kerangka GARCH.

Berdasarkan penelusuran literatur yang dilakukan, penelitian yang secara langsung membandingkan kinerja ARIMA-GARCH dan ARIMAX-GARCH dengan *soybean oil* sebagai variabel eksogen dalam meramalkan volatilitas *return* harga CPO masih relatif terbatas. Studi CPO berbasis GARCH yang ada (Haron & Ayojimi, 2015; Windirah & Novanda, 2023; Mustapa, 2025) bersifat univariat, sedangkan salah satu perbandingan ARIMA-GARCH dan ARIMA-GARCHX pada harga CPO yang ditemukan berupa skripsi yang memodelkan harga, bukan volatilitas *return*, dengan MAPE sebagai kriteria evaluasi (Harahap, 2023). Kondisi tersebut menunjukkan adanya celah (*research gap*) yang menjadi titik tolak penelitian ini, di tengah literatur yang selama ini lebih banyak berfokus pada *spillover* harga-nilai tukar (Go & Lau, 2021, 2024) atau determinan harga (Nathan dkk., 2023). Kebaruan (*novelty*) penelitian ini terletak pada bukti empiris formal mengenai apakah informasi harga *soybean oil* menambah daya ramal volatilitas *return* harga CPO pada data bulanan 1990–2025 yang mencakup guncangan harga 2022. Perbandingan dilakukan secara setara, yaitu dengan orde persamaan rata-rata ditentukan melalui pendekatan *subset* ARIMA, persamaan varians GARCH(1,1) berdistribusi *Student-t* untuk kedua spesifikasi, serta evaluasi peramalan *out-of-sample* satu langkah ke depan menggunakan QLIKE, RMSE, dan uji Diebold-Mariano.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja model ARIMA-GARCH dan ARIMAX-GARCH dalam meramalkan volatilitas *return* harga CPO. Hasil penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi metodologis di bidang ekonometrika deret waktu sekaligus menjadi acuan empiris bagi pelaku industri, investor, dan pengambil kebijakan dalam mengantisipasi dinamika volatilitas harga CPO yang semakin kompleks.

B. Metodologi Penelitian

1. Data dan Variabel Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif yang menggunakan data sekunder berupa harga bulanan *crude palm oil* (CPO) dan *soybean oil* dari World Bank. Data mencakup periode Januari 1990 hingga Desember 2025 sebanyak 432 observasi. Data dibagi menjadi data *in-sample* (Januari 1990–Desember 2023; 408 observasi harga) untuk membangun model dan data *out-of-sample* (Januari 2024–Desember 2025; 24 observasi) untuk mengevaluasi ramalan. Karena pemodelan dilakukan pada *log return*, observasi harga pertama hilang pada perhitungan *return*, sehingga data *in-sample* yang dimodelkan berjumlah 407 observasi (Februari 1990–Desember 2023), sedangkan data *out-of-sample* tetap 24 observasi. Variabel respons adalah *log return* harga CPO, dan *log return* harga *soybean oil* digunakan sebagai variabel eksogen pada model ARIMAX-GARCH. Penelitian ini membandingkan model ARIMA-GARCH dan ARIMAX-GARCH dalam meramalkan volatilitas *return* harga CPO.

CC BY SA

2. *Log Return* dan Uji Stasioneritas

Harga ditransformasi menjadi *log return* agar lebih mendekati stasioner dan menstabilkan variansi (Tsay, 2010). Transformasi *log return* dirumuskan pada Persamaan (1).

$$r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad (1)$$

dengan r_t adalah *log return* pada bulan ke-t, P_t adalah harga pada bulan ke-t, dan P_{t-1} adalah harga pada bulan sebelumnya. Persamaan (1) digunakan untuk menghitung *log return* CPO dan *log return soybean oil*, dengan P_t masing-masing berupa harga CPO dan harga *soybean oil*. Kestasioneran dalam rataan *log return* diuji uji Augmented Dickey-Fuller (Dickey & Fuller, 1979) dan *differencing* diterapkan apabila belum stasioner.

3. Model Rataan ARIMA dan ARIMAX

Persamaan rataan mengikuti model ARIMA(p,d,q) (Box & Jenkins, 1976) yang diperluas menjadi ARIMAX dengan menambahkan *log return soybean oil* sebagai regresor eksogen. Model ARIMAX dirumuskan pada Persamaan (2).

$$\phi(B)(1-B)^d Z_t = c + \beta x_t + \theta(B)e_t \quad (2)$$

dengan B adalah operator *backshift*, $\phi(B)$ dan $\theta(B)$ adalah polinomial AR dan MA, d adalah banyaknya *differencing*, x_t adalah *log return soybean oil*, dan e_t adalah residual. Model ARIMA diperoleh dari Persamaan (2) dengan $\beta = 0$. Orde ditentukan melalui pendekatan *subset* ARIMA berdasarkan ACF dan PACF, yaitu hanya parameter pada lag yang signifikan yang dipertahankan. Kecukupan model diperiksa dengan uji Ljung-Box pada residual (Ljung & Box, 1978).

4. Model Subset ARIMA

Model *subset* ARIMA adalah bentuk khusus dari ARIMA tergeneralisasi yang hanya mempertahankan sebagian parameter AR dan MA, sedangkan parameter pada lag lainnya dibatasi sama dengan nol, sehingga tidak dapat dinyatakan dalam satu bentuk umum (Tarno, 2013). Sebagai contoh, model *subset* ARIMA$([1,5],0,[1,12])$ dapat ditulis pada Persamaan (3).

$$(1 - \phi_1 B - \phi_5 B^5)\, Z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_{12} B^{12})\, e_t \quad (3)$$

5. Uji ARCH-LM

Keberadaan efek ARCH pada residual model ARIMA dan ARIMAX dideteksi dengan uji *Lagrange Multiplier* (ARCH-LM) (Engle, 1982). Statistik uji ARCH-LM dirumuskan pada Persamaan (4).

$$LM = nR^2 \quad (4)$$

dengan n adalah banyaknya observasi dan R^2 adalah koefisien determinasi dari regresi kuadrat residual terhadap konstanta dan kuadrat residual pada lag-lag sebelumnya. H_0 (tidak ada efek ARCH) ditolak apabila *p-value* $< \alpha$.

6. Model Varians GARCH *Student-t*

Apabila efek ARCH terdeteksi melalui Persamaan (4), varians bersyarat dimodelkan dengan GARCH(p,q) (Bollerslev, 1986) pada residual model ARIMA dan ARIMAX, dengan $e_t = \sigma_t z_t$ dan z_t berdistribusi *Student-t* baku untuk mengakomodasi ekor distribusi *return* yang tebal (Bollerslev, 1987). Model GARCH(p,q) dirumuskan pada Persamaan (5).

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i\, e_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j\, \sigma_{t-j}^2 \quad (5)$$

dengan σ_t^2 adalah varians bersyarat, $\omega > 0$, $\alpha_i \geq 0$ dan $\beta_j \geq 0$ adalah parameter model, serta p dan q masing-masing orde ARCH dan GARCH, dengan $\sum_i \alpha_i + \sum_j \beta_j < 1$. Parameter diestimasi dengan metode kemungkinan maksimum, dan orde (p,q) dipilih melalui *grid search* berdasarkan kriteria informasi Akaike (Akaike, 1974). Kecukupan model diperiksa dengan uji

Ljung-Box pada residual terstandarisasi dan kuadratnya. Prosedur yang sama diterapkan pada ARIMA-GARCH dan ARIMAX-GARCH sehingga perbedaan kinerja hanya berasal dari variabel eksogen.

7. Evaluasi Peramalan

Karena varians sebenarnya tidak dapat diamati secara langsung, ramalan varians kondisional dibandingkan dengan proksi varians aktual $v_t = (r_t - \bar{r})^2$, dengan $\bar{r}$ rata-rata *return in-sample*. Akurasi peramalan diukur menggunakan RMSE pada Persamaan (6) dan QLIKE pada Persamaan (7).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}(v_t - \hat{\sigma}_t^2)^2} \tag{6}$$

$$QLIKE = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\left[\ln(\hat{\sigma}_t^2) + \frac{v_t}{\hat{\sigma}_t^2}\right] \tag{7}$$

QLIKE dipilih karena memiliki sifat *robust* terhadap penggunaan proksi volatilitas yang mengandung galat pengukuran (Patton, 2011). Nilai RMSE dan QLIKE yang lebih kecil menunjukkan ramalan yang lebih akurat. Perbedaan akurasi ARIMA-GARCH dan ARIMAX-GARCH diuji dengan uji Diebold-Mariano (Diebold & Mariano, 1995) dengan koreksi sampel kecil Harvey-Leybourne-Newbold (HLN) (Harvey dkk., 1997). Statistik uji Diebold-Mariano dirumuskan pada Persamaan (8).

$$DM = \frac{\bar{d}}{\sqrt{\widehat{\mathrm{Var}}(\bar{d})}} \tag{8}$$

Selanjutnya, statistik tersebut dikoreksi menggunakan faktor HLN yang dirumuskan pada Persamaan (9).

$$DM_{HLN} = \mathrm{DM}\sqrt{\frac{T+1-2h+h(h-1)}{T}} \tag{9}$$

Statistik DM_{HLN} selanjutnya dibandingkan dengan distribusi t dengan derajat bebas $T-1$. Hipotesis nol menyatakan bahwa rata-rata selisih kerugian kedua model sama dengan nol ($H_0: E(d_t) = 0$). Nilai statistik negatif menunjukkan kerugian ARIMA-GARCH lebih kecil, sedangkan nilai positif menunjukkan kerugian ARIMAX-GARCH lebih kecil. Seluruh analisis dilakukan menggunakan Python dengan pustaka *statsmodels* dan *arch*.

8. Evaluasi Peramalan

Tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

a. Mengumpulkan data harga bulanan CPO dan *soybean oil* periode Januari 1990–Desember 2025 sebanyak 432 observasi, kemudian membaginya menjadi data *in-sample* periode Januari 1990–Desember 2023 dan data *out-of-sample* periode Januari 2024–Desember 2025 sebanyak 24 observasi.
b. Mentransformasi data harga CPO dan *soybean oil* menjadi *log return* sebagaimana dirumuskan pada Persamaan (1).
c. Menguji stasioneritas data dalam rataan menggunakan Augmented Dickey-Fuller (ADF) dan Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) pada data *log return in-sample*. Apabila data belum stasioner, dilakukan proses *differencing*.
d. Mengidentifikasi orde ARIMA dan ARIMAX berdasarkan plot ACF dan PACF, kemudian menentukan kombinasi subset lag AR dan MA melalui *grid search* dengan batas maksimum lag 3.
e. Mengestimasi parameter model rataan menggunakan metode *maximum likelihood*, kemudian memeriksa signifikansi parameter, akar polinomial AR dan MA, serta melakukan uji Ljung-Box terhadap residual.

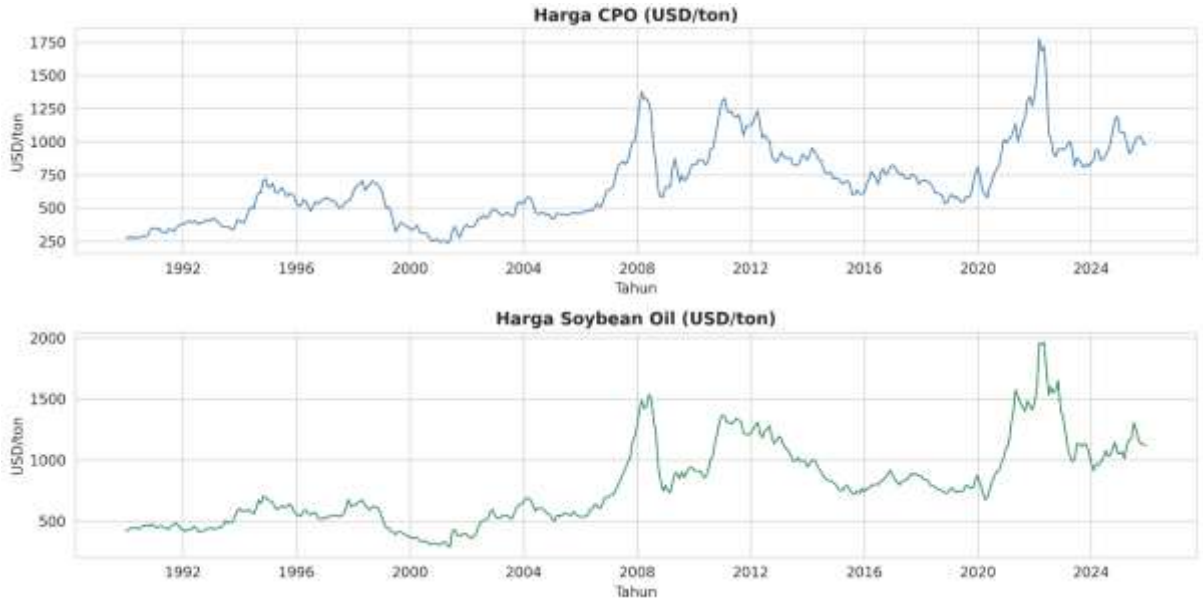
CC BY SA

f. Menguji keberadaan efek ARCH pada residual model ARIMA dan ARIMAX menggunakan ARCH-LM pada lag 1, 2, 3, 4, 8, dan 12.
g. Menentukan orde GARCH(p,q) dengan distribusi galat *Student-t* melalui *grid search*.
h. Mengestimasi parameter model GARCH(p,q) dengan distribusi galat *Student-t* menggunakan metode *maximum likelihood*, kemudian melakukan uji Ljung-Box terhadap residual terstandarisasi dan kuadrat residual terstandarisasi.
i. Melakukan peramalan volatilitas pada data *out-of-sample* menggunakan skema *rolling one-step-ahead forecast*.
j. Mengevaluasi akurasi peramalan menggunakan QLIKE dan RMSE pada skala varians dengan membandingkan hasil peramalan terhadap proksi varians aktual. Selanjutnya, perbedaan akurasi peramalan kedua model diuji menggunakan Diebold-Mariano dengan koreksi Harvey–Leybourne–Newbold (HLN).

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

1. Deskripsi Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga CPO bulanan periode Januari 1990 sampai Desember 2025 (432 observasi) yang bersumber dari World Bank, disertai satu variabel eksogen yaitu harga *soybean oil* pada periode yang sama, mengingat komoditas ini merupakan minyak nabati substitusi CPO di pasar minyak nabati. Data tersebut dibagi menjadi data *in-sample* periode Januari 1990 sampai Desember 2023 (408 observasi) yang digunakan untuk estimasi model, dan data *out-of-sample* periode Januari 2024 sampai Desember 2025 (24 observasi) yang digunakan untuk evaluasi akurasi peramalan.



Gambar 1 Data Harga Bulanan Komoditas (Januari 1990 - Desember 2025)

Berdasarkan Gambar 1, harga CPO menunjukkan pola pergerakan yang tidak stasioner dalam level, dengan fluktuasi yang cukup besar dari waktu ke waktu. Lonjakan tajam yang diikuti penurunan drastis terlihat terutama pada periode 2007-2008 dan 2021-2022, sementara fluktuasi yang lebih moderat tampak pada periode 1997-1998 dan 2010-2011. Perubahan harga yang besar ini cenderung berkelompok pada periode tertentu, sehingga mengindikasikan adanya *volatility clustering* pada return harga CPO. Pola pergerakan yang serupa juga tampak pada harga *soybean oil*, yang mengindikasikan adanya *co-movement* antara kedua komoditas

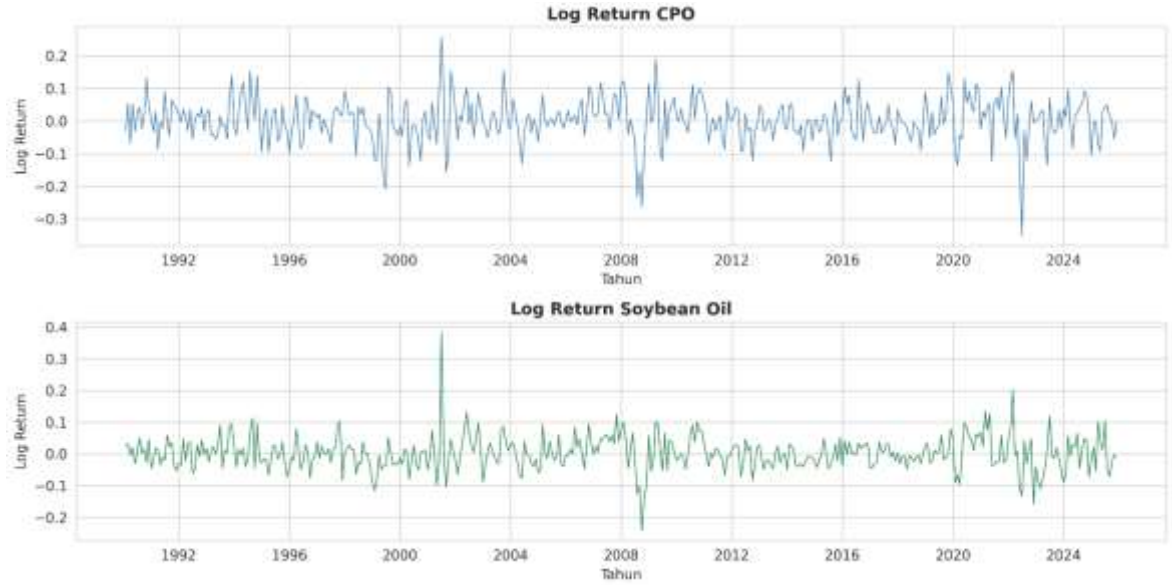
CC BY SA

tersebut. Temuan ini mendukung penggunaan harga *soybean oil* sebagai variabel eksogen dalam model ARIMAX-GARCH, serta penggunaan model GARCH untuk menangkap dinamika volatilitas.

Tabel 1 Statistik Deskriptif Data Harga Komoditas (Januari 1990 - Desember 2025)

Variabel	*Crude Palm Oil*	*Soybean Oil*
Mean	682,44	786,80
Std. Deviation	285,84	331,34
Minimum	234,00	286,89
Maximum	1776,96	1962,88

Statistik deskriptif pada Tabel 1 menunjukkan bahwa harga CPO memiliki rata-rata USD 682,44 per ton dengan volatilitas yang cukup tinggi, ditunjukkan oleh rentang harga yang lebar, yaitu USD 234,00 hingga USD 1.776,96 per ton selama periode pengamatan. Pola serupa juga terlihat pada *soybean oil*. Sementara itu, Gambar 2 memperlihatkan bahwa *log return* kedua komoditas berfluktuasi di sekitar nol, dengan perubahan ekstrem yang mengelompok pada periode tertentu, terutama sekitar tahun 2008 dan 2022.



Gambar 2 *Log Return* Bulanan Komoditas (Februari 1990 - Desember 2025)

Karena data harga bersifat tidak stasioner, dilakukan transformasi ke dalam bentuk *log return* sehingga dari 432 observasi harga diperoleh 431 observasi *log return* untuk periode Februari 1990 sampai Desember 2025. Gambar 2 memperlihatkan bahwa *return* berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang mendekati nol, dengan periode volatilitas tinggi yang cenderung berkelompok (*volatility clustering*), terutama pada masa krisis harga komoditas.

Tabel 2 Statistik Deskriptif *Log Return* Komoditas, Periode *In-Sample* (Februari 1990 - Desember 2023)

Variabel	*Crude Palm Oil*	*Soybean Oil*
Mean	0,003	0,002
Std. Deviation	0,067	0,053
Minimum	-0,351	-0,242
Maximum	0,258	0,384
Skewness	-0,494	0,777
Excess Kurtosis	2,896	7,257

Statistik deskriptif data *in-sample* (407 observasi) pada Tabel 2 menunjukkan bahwa *return* CPO memiliki rata-rata sebesar 0,003 dengan simpangan baku 0,067, yang mengindikasikan volatilitas *return* bulanan yang relatif tinggi. *Skewness* yang negatif (−0,494), serta nilai minimum (−0,351) yang lebih besar secara absolut daripada nilai maksimum (0,258), menunjukkan ekor kiri yang lebih panjang, sehingga penurunan ekstrem cenderung lebih besar daripada kenaikan ekstrem. *Excess kurtosis* sebesar 2,896, jauh di atas nol, mengindikasikan distribusi leptokurtik dengan ekor tebal (*fat tails*), yaitu ciri umum data finansial (Tsay, 2010). Uji Jarque-Bera mengonfirmasi hal ini, dengan nilai JB sebesar 158,845 dan *p-value* 0,000 < 0,05, sehingga H_0 (distribusi normal) ditolak pada taraf signifikansi 5%. *Return soybean oil* juga menyimpang dari normalitas (JB = 934,109; *p-value* 0,000), dengan *skewness* positif (0,777) dan *excess kurtosis* yang lebih tinggi (7,257). Karakteristik *return* yang tidak normal, berekor tebal, dan miring ini menjadi justifikasi empiris penggunaan model GARCH untuk menangkap *volatility clustering* dan distribusi *Student-t* untuk mengakomodasi ekor tebal, yang tidak dapat ditangkap oleh model linear konvensional seperti ARIMA atau ARIMAX.

2. Uji Stasioneritas

Pemodelan dilakukan pada *log return*, yaitu selisih logaritma harga (Persamaan 1), yang lazim digunakan untuk menstabilkan variansi data harga (Tsay, 2010), sehingga tidak dilakukan transformasi Box-Cox. Kestasioneran dalam rataan diuji dengan uji ADF dan KPSS pada *log return in-sample*, dengan hasil pada Tabel 3.

Tabel 3 Hasil Uji ADF dan KPSS pada *Log Return In-Sample*

Variabel	Lag ADF (AIC)	Statistik ADF	*p-value* ADF	Nilai Kritis 5%	Statistik KPSS	*p-value* KPSS	Nilai Kritis 5%	Kesimpulan
Crude Palm Oil	10	-5,221	< 0,001	-2,869	0,059	> 0,10	0,463	Stasioner
Soybean Oil	1	-12,648	< 0,001	-2,869	0,044	> 0,10	0,463	Stasioner

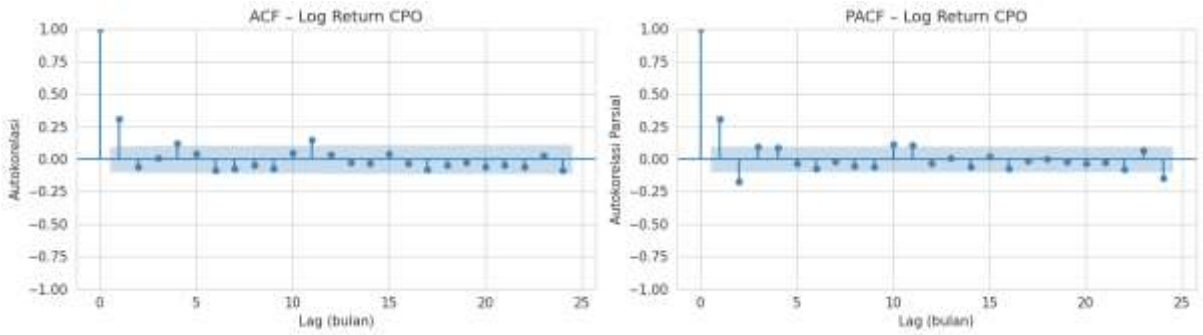
Catatan: Uji ADF menggunakan konstanta tanpa tren, dengan lag maksimum 12 dan pemilihan lag berdasarkan AIC. Uji KPSS menggunakan konstanta.

Berdasarkan Tabel 3, statistik ADF kedua variabel lebih negatif daripada nilai kritis pada taraf signifikansi 5%, dengan *p-value* sebesar 0,000. Dengan demikian, H_0 yang menyatakan adanya *unit root* ditolak. Hasil uji KPSS juga menunjukkan bahwa statistik pengujian kedua variabel (0,059 dan 0,044) lebih kecil daripada nilai kritis 5% (0,463), sehingga H_0 yang menyatakan stasioneritas tidak ditolak. Kedua pengujian memberikan hasil yang konsisten, sehingga *log return* CPO dan *soybean oil* dinyatakan stasioner dalam rataan dan dapat dimodelkan tanpa proses *differencing* tambahan ($d = 0$).

3. Identifikasi Model ARIMA dan ARIMAX

Identifikasi orde awal model ARIMA dan ARIMAX dilakukan melalui plot ACF dan PACF pada data *log return* CPO *in-sample* yang ditunjukkan pada Gambar 3.

CC BY SA



Gambar 3 Plot ACF dan PACF *Log Return Crude Palm Oil*

Gambar 3 memperlihatkan bahwa plot ACF memiliki *spike* signifikan pada lag 1, 4, dan 11, sedangkan plot PACF memiliki *spike* signifikan pada lag 1, 2, 10, 11, dan 24. Lag-lag signifikan tersebut tidak berurutan dan tidak menunjukkan pola *cut-off* yang tegas, sehingga model ARIMA penuh berpotensi memuat parameter yang tidak signifikan. Oleh karena itu, pemodelan dilakukan dengan pendekatan *subset* ARIMA dan *subset* ARIMAX, yaitu hanya mempertahankan lag yang parameternya signifikan.

Pencarian orde dilakukan melalui *grid search* terhadap 63 kombinasi lag AR dan MA (maksimum lag 3) untuk masing-masing model ARIMA dan ARIMAX. Model kemudian diseleksi berdasarkan tiga kriteria: (1) seluruh parameter signifikan pada $\alpha = 0{,}05$, (2) residual memenuhi asumsi *white noise* berdasarkan uji Ljung-Box pada lag 6, 12, 18, dan 24, dan (3) nilai AIC terendah. Dari 63 kombinasi tersebut, enam model ARIMA dan dua model ARIMAX memenuhi kriteria (1) dan (2) sehingga menjadi kandidat, seperti ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4 Kandidat Model *Subset* ARIMA dan *Subset* ARIMAX

Model	Orde	Jumlah Parameter AR+MA	AIC	BIC
ARIMA	([2,3],0,[1,2])	4	-1098,94	-1074,89
ARIMA	([1,2,3],0,[2])	4	-1097,41	-1073,35
ARIMA	([1,2],0,[1,2,3])	5	-1096,39	-1068,33
ARIMA	([1,2,3],0,0)	3	-1095,67	-1075,63
ARIMA	([1],0,[2])	2	-1094,61	-1078,58
ARIMA	([1,2],0,0)	2	-1093,95	-1077,92
ARIMAX	([2],0,[1,2,3])	4	-1318,53	-1290,47
ARIMAX	([1,2],0,[2,3])	4	-1317,85	-1289,79

Berdasarkan Tabel 4, model *subset* ARIMA([2,3],0,[1,2]) dipilih sebagai model ARIMA terbaik untuk *log return* CPO karena memiliki AIC terkecil (-1098,94), seluruh parameternya signifikan pada $\alpha = 0{,}05$, dan residualnya memenuhi asumsi *white noise*. Pada model dengan variabel eksogen, *subset* ARIMAX([2],0,[1,2,3]) dengan *soybean oil* sebagai variabel eksogen menjadi model ARIMAX terbaik dengan AIC terkecil (-1318,53). Selisih AIC yang cukup besar antara kedua model (sekitar 220) menunjukkan bahwa penambahan *soybean oil* meningkatkan kecocokan model terhadap *data in-sample*.

Pemilihan model akhir didasarkan pada kriteria AIC sebagai kriteria utama. Sebagai pembanding, BIC memilih ARIMA([1],0,[2]) dengan nilai -1078,58, sedangkan pada ARIMAX kedua kriteria menghasilkan model terpilih yang sama, yaitu ARIMAX([2],0,[1,2,3]). Meskipun demikian, ARIMA([2,3],0,[1,2]) tetap dipertahankan sebagai model ARIMA terpilih berdasarkan kriteria AIC. Perbedaan nilai AIC antara ARIMA dan ARIMAX menunjukkan peningkatan kecocokan model terhadap data *in-sample*, tetapi belum dapat diartikan sebagai peningkatan kemampuan peramalan. Oleh karena itu, kinerja kedua model selanjutnya dievaluasi menggunakan data *out-of-sample*.

4. Estimasi Parameter dan Uji Diagnostik Model ARIMA dan ARIMAX

Estimasi parameter dilakukan pada data *in-sample* (407 observasi) dengan metode *maximum likelihood*. Hasil estimasi model *subset* ARIMA dan *subset* ARIMAX disajikan masing-masing pada Tabel 5 dan Tabel 6.

Tabel 5 Hasil Estimasi Parameter Model *Subset* ARIMA ([2,3],0,[1,2])

Parameter	Koefisien	*Std. Error*	*z*	*p-value*	Keputusan
ϕ_2 (AR lag 2)	-0,6865	0,1205	-5,6967	< 0,001	Signifikan
ϕ_3 (AR lag 3)	0,1970	0,0611	3,2258	0,0013	Signifikan
θ_1 (MA lag 1)	0,3687	0,0410	8,9934	< 0,001	Signifikan
θ_2 (MA lag 2)	0,6605	0,1375	4,8027	< 0,001	Signifikan

Tabel 6 Hasil Estimasi Parameter Model *Subset* ARIMAX ([2],0,[1,2,3])

Parameter	Koefisien	*Std. Error*	*z*	*p-value*	Keputusan
β (*return soybean oil*)	0,8468	0,0352	24,0543	< 0,001	Signifikan
ϕ_2 (AR lag 2)	0,7540	0,0682	11,0488	< 0,001	Signifikan
θ_1 (MA lag 1)	0,2018	0,0465	4,3416	< 0,001	Signifikan
θ_2 (MA lag 2)	-0,8462	0,0529	-15,9920	< 0,001	Signifikan
θ_3 (MA lag 3)	-0,2859	0,0433	-6,6076	< 0,001	Signifikan

Berdasarkan Tabel 5, seluruh parameter AR dan MA pada model subset ARIMA([2,3],0,[1,2]) signifikan pada $\alpha = 0{,}05$. Demikian pula pada Tabel 6, seluruh parameter AR, MA, dan variabel eksogen pada model *subset* ARIMAX([2],0,[1,2,3]) signifikan pada $\alpha = 0{,}05$. Koefisien *return soybean oil* sebesar 0,8468 ($p < 0{,}001$) menunjukkan hubungan positif, yaitu kenaikan *return soybean oil* sebesar 1 poin persentase berkaitan dengan kenaikan *return* CPO sekitar 0,85 poin persentase, dengan komponen ARMA dianggap tetap.

Kestabilan estimasi diperiksa melalui akar polinomial AR dan MA. Pada model *subset* ARIMA, modulus akar AR sebesar 1,1511; 1,1511; dan 3,8305, sedangkan akar MA sebesar 1,2305 dan 1,2305. Pada model *subset* ARIMAX, modulus akar AR sebesar 1,1516 dan 1,1516, sedangkan akar MA sebesar 1,0291; 1,2337; dan 2,7545. Seluruh akar memiliki modulus lebih besar dari satu, sehingga kedua model memenuhi syarat stasioneritas dan invertibilitas. Meskipun koefisien AR dan MA lag 2 memiliki tanda berlawanan dan nilai berdekatan, hal tersebut belum menunjukkan adanya *common factor*. Akar MA terkecil pada ARIMAX (1,0291) relatif dekat dengan batas invertibilitas sehingga perlu ditafsirkan secara hati-hati.

Koefisien *soybean oil* pada ARIMAX menunjukkan keterkaitan kontemporer, bukan hubungan kausal, karena kedua harga komoditas berpotensi ditentukan secara bersama-sama. Sebagai uji ketahanan, digunakan *return soybean oil* lag satu bulan ($t-1$) pada orde ARMA dan jumlah observasi yang sama ($n = 406$). Koefisiennya sebesar 0,1196 dan tidak signifikan ($p = 0{,}108$), dengan AIC −1094,95, relatif sama dengan model tanpa variabel eksogen (−1094,53). Sebaliknya, spesifikasi kontemporer (t) menghasilkan koefisien 0,8458 ($p < 0{,}001$) dan AIC −1316,85. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan kecocokan model terutama berasal dari keterkaitan kontemporer, bukan informasi *soybean oil* periode sebelumnya.

Dengan demikian, model ARIMAX dengan variabel eksogen kontemporer menggambarkan keterkaitan pada periode yang sama dan bukan peramalan *return* yang sepenuhnya bersifat *ex-ante*. Namun, dalam peramalan volatilitas satu langkah ke depan, varians kondisional dihitung berdasarkan residual dan varians kondisional yang telah diketahui hingga akhir periode t, tanpa menggunakan nilai aktual soybean oil periode $t+1$.

Model *subset* ARIMA([2,3],0,[1,2]) untuk *log return* CPO dinyatakan pada Persamaan (10), dengan Z_t adalah *log return* CPO pada waktu t, B adalah operator *backshift*, dan e_t adalah galat *white noise*.

$$(1-\phi_2 B^2-\phi_3 B^3)Z_t = (1+\theta_1 B+\theta_2 B^2)e_t \quad (10)$$

CC BY SA

Dengan mensubstitusikan estimasi parameter pada Tabel 5, diperoleh Persamaan (11).

$$Z_t = -0{,}6865Z_{t-2} + 0{,}1970Z_{t-3} + e_t + 0{,}3687e_{t-1} + 0{,}6605e_{t-2} \quad (11)$$

Model *subset* ARIMAX([2],0,[1,2,3]) dengan *return soybean oil* (X_t) sebagai variabel eksogen dinyatakan pada Persamaan (12) dan (13), dengan N_t adalah komponen galat yang mengikuti proses ARMA.

$$Z_t = \beta X_t + N_t \quad (12)$$

$$(1 - \phi_2 B^2)N_t = (1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \theta_3 B^3)e_t \quad (13)$$

Dengan mensubstitusikan estimasi parameter pada Tabel 6, diperoleh Persamaan (14) dan (15).

$$Z_t = 0{,}8468X_t + N_t \quad (14)$$

$$N_t = 0{,}7540N_{t-2} + e_t + 0{,}2018e_{t-1} - 0{,}8462e_{t-2} - 0{,}2859e_{t-3} \quad (15)$$

Setelah seluruh parameter signifikan, kelayakan model diperiksa melalui uji diagnostik residual menggunakan uji Ljung-Box dengan hipotesis H_0: tidak terdapat autokorelasi pada residual. Pengujian pada lag 6, 12, 18, dan 24 menghasilkan *p-value* masing-masing sebesar 0,9546; 0,3608; 0,5568; dan 0,3636 untuk model *subset* ARIMA, serta 0,1894; 0,1118; 0,1069; dan 0,1980 untuk model *subset* ARIMAX. Seluruh *p-value* lebih besar dari α = 0,05 sehingga H_0 tidak ditolak. Dengan demikian, residual kedua model memenuhi asumsi *white noise* dan kedua model dinilai layak sebagai model rata-rata untuk tahap pemodelan volatilitas.

5. Uji ARCH-LM

Sebelum memodelkan volatilitas, efek ARCH (*autoregressive conditional heteroskedasticity*) pada residual model *subset* ARIMA dan *subset* ARIMAX diperiksa dengan uji *Lagrange Multiplier* (ARCH-LM) pada lag 1, 2, 3, 4, 8, dan 12, dengan H_0: tidak terdapat efek ARCH pada residual. H_0 ditolak apabila *p-value* < α = 0,05. Hasilnya disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7 Hasil Uji ARCH-LM pada Residual Model *Subset* ARIMA dan *Subset* ARIMAX

Model	Lag	Statistik LM	*p-value*	Keputusan
ARIMA	1	10,230	0,0014	H_0 ditolak
	2	25,686	< 0,001	H_0 ditolak
	3	26,322	< 0,001	H_0 ditolak
	4	26,215	< 0,001	H_0 ditolak
	8	28,778	0,0003	H_0 ditolak
	12	35,924	0,0003	H_0 ditolak
ARIMAX	1	1,579	0,2089	H_0 tidak ditolak
	2	8,293	0,0158	H_0 ditolak
	3	8,345	0,0394	H_0 ditolak
	4	8,421	0,0773	H_0 tidak ditolak
	8	12,845	0,1173	H_0 tidak ditolak
	12	22,433	0,0329	H_0 ditolak

Berdasarkan Tabel 7, pada residual model *subset* ARIMA seluruh *p-value* lebih kecil dari α = 0,05 sehingga H_0 ditolak pada semua lag, yang berarti terdapat efek ARCH yang konsisten. Pada residual model *subset* ARIMAX, efek ARCH signifikan pada lag 2 (p = 0,0158), lag 3 (p = 0,0394), dan lag 12 (p = 0,0329), tetapi tidak pada lag 1, 4, dan 8, sehingga bukti efek ARCH pada model ini lebih lemah dibandingkan model *subset* ARIMA. Autokorelasi kuadrat residual ARIMAX melampaui batas ±0,097 pada lag 2 (0,132) dan lag 11 (0,125), tetapi tidak pada lag 12 (0,076), dan uji Ljung-Box pada kuadrat residual signifikan pada lag 2, 3, serta lag 11 sampai 22. Dengan demikian, signifikansi uji LM pada lag 12 bersifat kumulatif atas lag-lag

CC BY SA

sebelumnya dan tidak mencerminkan pola musiman tunggal pada lag 12. Temuan ini konsisten dengan signifikannya parameter α_1 pada GARCH(1,1) ARIMAX (p = 0,0208; Tabel 10).

Uji Jarque-Bera menolak normalitas residual kedua model (JB = 83,657 untuk ARIMA dan 34,027 untuk ARIMAX; keduanya $p < 0{,}001$), dengan *excess kurtosis* positif (2,076 dan 1,274) yang menunjukkan ekor tebal (*fat tails*). Temuan ini mendukung pemodelan volatilitas *return* CPO dengan GARCH, terutama pada model *subset* ARIMA. Pada model *subset* ARIMAX dukungannya lebih terbatas, tetapi kedua spesifikasi tetap dimodelkan agar dapat dibandingkan, dengan distribusi galat *Student-t*.

6. Identifikasi Model ARIMA-GARCH dan ARIMAX-GARCH

Identifikasi model dilakukan dalam dua tahap. Tahap pertama adalah penentuan orde ARIMA(p,d,q) pada persamaan rata-rata berdasarkan hasil uji stasioneritas, plot ACF dan PACF, signifikansi parameter, uji Ljung-Box, dan nilai AIC terkecil. Tahap ini menghasilkan model ARIMA([2,3],0,[1,2]) untuk ARIMA-GARCH. Pada ARIMAX-GARCH, persamaan rata-rata ditambah *return soybean oil* sebagai variabel eksogen, sehingga diperoleh model ARIMAX([2],0,[1,2,3]). Tahap kedua adalah penentuan orde GARCH(p,q) pada persamaan varians, dengan p adalah orde komponen ARCH (α) dan q adalah orde komponen GARCH (β). Orde ditentukan melalui *grid search* pada $p,q \in \{1,2\}$ dengan asumsi distribusi galat *Student-t*, karena residual berekor tebal (*fat tails*). Kriteria pemilihan model adalah (i) seluruh parameter α, β, dan ν signifikan, (ii) syarat stasioneritas varians terpenuhi ($\alpha + \beta < 1$), (iii) estimasi konvergen, dan (iv) nilai AIC terkecil. Hasilnya disajikan pada Tabel 8 dan Tabel 9.

Tabel 8 Seleksi Orde GARCH-*t* pada *Subset* ARIMA([2,3],0,[1,2])

Model	AIC	BIC	LogL	$\alpha+\beta$	Keputusan
GARCH(1,1)	2598,97	2615,00	−1295,48	0,9138	Signifikan
GARCH(1,2)	2600,56	2620,60	−1295,28	0,8795	Tidak signifikan (β_1)
GARCH(2,1)	2600,97	2621,01	−1295,48	0,9138	Tidak signifikan (α_1, α_2)
GARCH(2,2)	2602,28	2626,33	−1295,14	0,8619	Tidak signifikan (α_2, β_1)

Tabel 9 Seleksi Orde GARCH-*t* pada *Subset* ARIMAX([2],0,[1,2,3])

Model	AIC	BIC	LogL	$\alpha+\beta$	Keputusan
GARCH(1,1)	2399,78	2415,82	−1195,89	0,9614	Signifikan
GARCH(1,2)	2401,78	2421,83	−1195,89	0,9614	Tidak signifikan (α_1, β_1, β_2)
GARCH(2,1)	2401,77	2421,81	−1195,89	0,9610	Tidak signifikan (α_1, α_2)
GARCH(2,2)	2402,10	2426,15	−1195,05	0,9396	Tidak signifikan (α_1, β_1)

Berdasarkan Tabel 8 dan Tabel 9, GARCH(1,1)-*t* terpilih sebagai model terbaik pada kedua spesifikasi karena memiliki nilai AIC dan BIC terkecil serta seluruh parameternya signifikan. Kedua model juga memenuhi syarat stasioneritas varians, dengan nilai $\alpha + \beta$ masing-masing sebesar 0,9138 pada subset ARIMA-GARCH dan 0,9614 pada subset ARIMAX-GARCH. Kandidat lainnya tidak dipilih karena memiliki parameter yang tidak signifikan dan tidak memberikan peningkatan *log-likelihood* yang berarti. Nilai $\alpha + \beta$ yang mendekati satu menunjukkan persistensi volatilitas yang tinggi, terutama pada subset ARIMAX-GARCH. Pemilihan distribusi *Student-t* didukung oleh *excess kurtosis* residual yang positif (2,076 dan 1,274), hasil uji Jarque-Bera yang menolak normalitas residual, serta parameter derajat kebebasan (ν) yang signifikan pada kedua model (Tabel 10). Seluruh nilai AIC, BIC, dan *log-likelihood* pada tahap GARCH dihitung menggunakan residual yang dikalikan 100 (satuan persen), sehingga tidak dapat dibandingkan secara langsung dengan nilai AIC pada tahap persamaan rata-rata yang menggunakan return dalam bentuk desimal.

7. Estimasi Parameter dan Uji Diagnostik Model ARIMA-GARCH dan ARIMAX-GARCH

Parameter persamaan varians diestimasi dengan metode *maximum likelihood* pada model GARCH(1,1) dengan distribusi galat *Student-t*. Hasilnya disajikan pada Tabel 11. Pada taraf signifikansi 5%, parameter α_1, β_1, dan ν signifikan pada kedua model, sedangkan konstanta ω tidak signifikan. Derajat kebebasan (ν) bernilai 7,887 pada *subset* ARIMA-GARCH dan 11,171 pada *subset* ARIMAX-GARCH. Nilai ν yang tidak besar menunjukkan bahwa distribusi galat memiliki ekor lebih tebal daripada distribusi normal, terutama pada *subset* ARIMA-GARCH. Persistensi volatilitas ($\alpha_1 + \beta_1$) bernilai 0,9138 untuk ARIMA-GARCH dan 0,9614 untuk *subset* ARIMAX-GARCH. Keduanya kurang dari 1, sehingga syarat stasioneritas varians terpenuhi.

Table 10 Hasil Estimasi Parameter Model GARCH(1,1)-*t*

Model	Parameter	Koefisien	*Std. Error*	*z*	*p-value*	Keputusan
Subset ARIMA-GARCH	ω	3,3921	1,9549	1,735	0,0827	Tidak signifikan
	α_1	0,1313	0,0497	2,644	0,0082	Signifikan
	β_1	0,7825	0,0792	9,878	< 0,001	Signifikan
	ν	7,8865	3,1129	2,533	0,0113	Signifikan
Subset ARIMAX-GARCH	ω	0,8757	0,6700	1,307	0,1912	Tidak signifikan
	α_1	0,0630	0,0272	2,312	0,0208	Signifikan
	β_1	0,8984	0,0465	19,327	< 0,001	Signifikan
	ν	11,1710	4,7937	2,330	0,0198	Signifikan

Berdasarkan Tabel 10, model GARCH(1,1) dengan distribusi galat *Student-t* dinyatakan pada Persamaan (16) sampai (19). Persamaan umum galat dan varians bersyarat ditulis pada Persamaan (16) dan (17).

$$e_t = \sigma_t z_t, z_t \sim t(\nu) \quad (16)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (17)$$

Dengan mensubstitusikan estimasi parameter pada Tabel 10, model *subset* ARIMA([2,3],0,[1,2])-GARCH(1,1) dinyatakan pada Persamaan (18).

$$\sigma_t^2 = 3{,}3921 + 0{,}1313\, e_{t-1}^2 + 0{,}7825\, \sigma_{t-1}^2 \quad (18)$$

Model *subset* ARIMAX([2],0,[1,2,3])-GARCH(1,1) dengan *return soybean oil* sebagai variabel eksogen dinyatakan pada Persamaan (19).

$$\sigma_t^2 = 0{,}8757 + 0{,}0630 e_{t-1}^2 + 0{,}8984\, \sigma_{t-1}^2 \quad (19)$$

Pada persamaan tersebut, e_t adalah residual persamaan rata-rata, σ_t^2 adalah varians bersyarat, dan z_t adalah galat terstandarisasi yang berdistribusi *Student-t* dengan derajat kebebasan ν = 7,8865 untuk *subset* ARIMA-GARCH dan ν = 11,1710 untuk *subset* ARIMAX-GARCH. Konstanta ω pada kedua model tidak signifikan (*p-value* 0,0827 dan 0,1912), tetapi tetap dipertahankan karena menentukan varians tak bersyarat dan menjamin varians bersyarat bernilai positif.

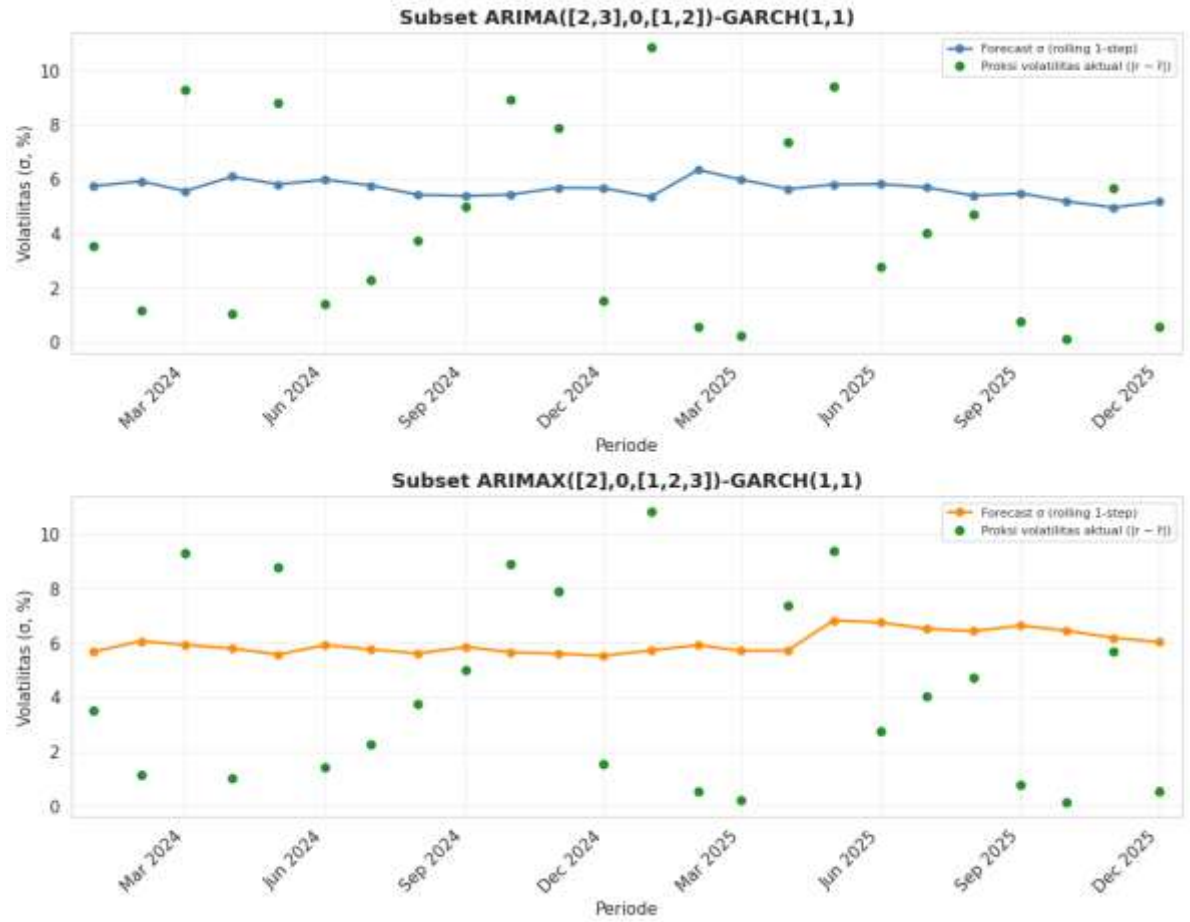
Kelayakan model diperiksa melalui uji diagnostik Ljung-Box pada residual terstandarisasi dan kuadrat residual terstandarisasi. Uji pada residual terstandarisasi memeriksa kecukupan persamaan rata-rata dengan H_0: tidak terdapat autokorelasi pada residual. Uji pada kuadrat residual terstandarisasi memeriksa efek ARCH yang tersisa dengan H_0: tidak terdapat efek ARCH yang tersisa. Pada lag 6, 12, 18, dan 24, residual terstandarisasi *menghasilkan p-value* masing-masing sebesar 0,8139; 0,2654; 0,4990; dan 0,2944 untuk *subset* ARIMA-GARCH, serta 0,1996; 0,1316; 0,0746; dan 0,1354 untuk *subset* ARIMAX-GARCH. Pada kuadrat residual terstandarisasi, *p-value* masing-masing sebesar 0,9986; 0,8603; 0,8548; dan 0,7297 untuk *subset* ARIMA-GARCH, serta 0,9328; 0,9428; 0,8508; dan 0,9151 untuk *subset*

CC BY SA

ARIMAX-GARCH. Seluruh *p-value* lebih besar dari α = 0,05 sehingga H_0 tidak ditolak. Dengan demikian, tidak ditemukan autokorelasi pada residual maupun efek ARCH yang tersisa, sehingga persamaan rata-rata dan persamaan varians pada kedua model dinilai layak digunakan.

8. Peramalan Volatilitas dan Evaluasi Peramalan Model *Subset* ARIMA([2,3],0,[1,2])-GARCH(1,1) dan *Subset* ARIMAX([2],0,[1,2,3])-GARCH(1,1)

Peramalan volatilitas dilakukan pada data *out-of-sample* periode Januari 2024 sampai Desember 2025 (24 bulan) menggunakan skema *rolling* satu langkah ke depan. Pada setiap langkah peramalan, model menghasilkan estimasi simpangan baku kondisional ($\hat{\sigma}_t$) untuk satu bulan berikutnya. Hasil peramalan kedua model disajikan pada Gambar 4 bersama proksi volatilitas aktual. Mengingat volatilitas sebenarnya tidak dapat diamati secara langsung, proksi volatilitas aktual dihitung berdasarkan nilai absolut selisih antara *return* bulanan dan rata-rata *return* pada periode *in-sample*, yaitu $|r_t - \bar{r}|$. Selanjutnya, proksi varians diperoleh dengan menguadratkan nilai tersebut $(r_t - \bar{r})^2$. Proksi volatilitas bulanan yang dihasilkan menunjukkan fluktuasi cukup besar, dengan rentang 0,13% hingga 10,84%. Oleh karena itu, evaluasi akurasi peramalan dilakukan menggunakan *Quasi-Likelihood* (QLIKE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE) pada skala varians. Penggunaan QLIKE sebagai fungsi kerugian dalam evaluasi peramalan volatilitas dengan proksi yang tidak sempurna mengacu pada Patton (2011). Data harian yang diperlukan untuk menghitung *realized volatility* bulanan tidak tersedia dari sumber data yang digunakan dalam penelitian ini.



Gambar 4 Peramalan volatilitas CPO *out-of-sample* (Januari 2024 – Desember 2025)

CC BY SA

Gambar 4 memperlihatkan bahwa hasil peramalan kedua model relatif stabil di sekitar 5% sampai 6%, sedangkan proksi volatilitas aktual berfluktuasi antara 0,13% dan 10,84%. Perbedaan pola tersebut menunjukkan bahwa ramalan volatilitas kondisional cenderung lebih halus dibandingkan fluktuasi proksi volatilitas aktual. Pada model GARCH(1,1), ramalan volatilitas satu langkah ke depan dipengaruhi oleh informasi guncangan dan varians periode sebelumnya, sehingga perubahan ramalan berlangsung secara bertahap. Pada subset ARIMAX-GARCH, volatilitas hasil peramalan meningkat dari sekitar 5,7% menjadi 6,8% pada Mei 2025, kemudian bergerak pada kisaran 6,0% sampai 6,8% hingga akhir periode.

Rentang ramalan yang relatif sempit (ARIMA-GARCH 4,95–6,33%; ARIMAX-GARCH 5,53–6,83%) dibandingkan dengan proksi volatilitas aktual menunjukkan bahwa kedua model belum mampu menangkap lonjakan volatilitas jangka pendek secara optimal. Proksi volatilitas melampaui 8% pada 5 dari 24 bulan dan berada di atas ramalan pada 8 bulan untuk ARIMA-GARCH serta 7 bulan untuk ARIMAX-GARCH. Secara praktis, hasil peramalan lebih sesuai digunakan untuk menggambarkan tingkat volatilitas kondisional secara umum daripada sebagai peringatan dini terhadap lonjakan volatilitas bulanan. Meskipun demikian, perbedaan antara ramalan dan proksi aktual perlu diinterpretasikan secara hati-hati karena proksi volatilitas yang dihitung dari *return* bulanan juga mengandung fluktuasi acak. Dengan demikian, selisih tersebut tidak sepenuhnya mencerminkan ketidakmampuan model dalam meramalkan volatilitas.

Hasil evaluasi peramalan kedua model berdasarkan QLIKE dan RMSE disajikan pada Tabel 11.

Tabel 11 Hasil evaluasi peramalan

Model	QLIKE	RMSE$(\%^2)$
Subset ARIMA([2,3],0,[1,2])-GARCH(1,1)	1,5834	36,4594
Subset ARIMAX([2],0,[1,2,3])-GARCH(1,1)	1,5965	36,9927

Berdasarkan Tabel 11, *subset* ARIMA-GARCH menghasilkan nilai QLIKE sebesar 1,5834 dan RMSE sebesar 36,4594, lebih rendah dibandingkan *subset* ARIMAX-GARCH yang masing-masing sebesar 1,5965 dan 36,9927. Hasil ini menunjukkan bahwa penambahan *return soybean oil* pada persamaan rata-rata belum meningkatkan akurasi peramalan volatilitas CPO. Meskipun demikian, selisih nilai kedua ukuran evaluasi relatif kecil, yaitu 0,0131 untuk QLIKE dan 0,5333 untuk RMSE. Hasil uji Diebold-Mariano terhadap selisih kerugian QLIKE menghasilkan statistik sebesar −0,315 ($|DM| < 1{,}96$), sehingga tidak ditemukan perbedaan akurasi peramalan yang signifikan secara statistik pada $\alpha = 0{,}05$. Dengan demikian, *subset* ARIMA-GARCH menunjukkan kinerja yang sedikit lebih baik secara numerik, tetapi belum terdapat bukti yang cukup untuk menyatakan bahwa akurasi peramalannya secara statistik lebih baik dibandingkan *subset* ARIMAX-GARCH.

Temuan ini sejalan dengan De Chi dan Hosein (2025), yang menunjukkan bahwa penambahan variabel eksogen pada model ARIMAX tidak selalu meningkatkan akurasi peramalan harga komoditas pertanian dibandingkan model ARIMA. Sebaliknya, Kilani dkk. (2025) menemukan bahwa model ARIMAX-GARCH memberikan hasil peramalan yang lebih baik dibandingkan ARIMA-GARCH dalam memodelkan inflasi. Perbedaan hasil tersebut menunjukkan bahwa manfaat penambahan variabel eksogen bergantung pada karakteristik data, objek penelitian, serta relevansi informasi prediktif yang terkandung dalam variabel tersebut. Dalam penelitian ini, meskipun *return soybean oil* memiliki hubungan yang kuat dengan *return* CPO pada periode yang sama, informasi tersebut belum memberikan peningkatan akurasi peramalan volatilitas CPO pada periode *out-of-sample*.

Belum meningkatnya akurasi peramalan setelah penambahan *return soybean oil* dapat dijelaskan melalui beberapa hal. Pertama, variabel tersebut hanya dimasukkan ke dalam

persamaan rata-rata, sehingga pengaruhnya terhadap volatilitas tercermin secara tidak langsung melalui residual. Sementara itu, persamaan varians tidak memasukkan informasi *soybean oil* secara eksplisit. Meskipun penambahan variabel tersebut menurunkan varians residual sekitar 42%, dari 0,0038 pada ARIMA menjadi 0,0022 pada ARIMAX, penurunan tersebut belum menghasilkan perbaikan akurasi peramalan volatilitas di luar sampel. Hal ini menunjukkan bahwa kemampuan variabel eksogen dalam menjelaskan variasi pada persamaan rata-rata tidak selalu diikuti oleh peningkatan kemampuan peramalan varians kondisional. Kedua, ketika *return soybean oil* dimasukkan dengan menggunakan informasi satu periode sebelumnya (lag satu bulan), koefisiennya tidak signifikan secara statistik. Hasil ini mengindikasikan bahwa informasi historis *return soybean oil* belum memberikan tambahan informasi prediktif yang memadai untuk peramalan *return* CPO. Ketiga, hubungan antara CPO dan *soybean oil* dapat melibatkan keterkaitan dalam dinamika volatilitas, bukan hanya hubungan pada persamaan rata-rata. Sebagaimana ditunjukkan oleh Fitrianti dkk. (2019), hubungan kedua komoditas tersebut dapat melibatkan *volatility spillover* dua arah. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan model GARCH-X dengan memasukkan *return* atau volatilitas *soybean oil* ke dalam persamaan varians. Selain itu, model multivariat seperti DCC-GARCH dapat digunakan untuk menganalisis dinamika korelasi kondisional dan keterkaitan volatilitas antara kedua komoditas.

D. Kesimpulan

Penelitian ini membandingkan kinerja ARIMA-GARCH dan ARIMAX-GARCH dalam meramalkan volatilitas return harga crude palm oil (CPO). Model yang dibandingkan adalah *subset* ARIMA([2,3],0,[1,2])-GARCH(1,1) dan *subset* ARIMAX([2],0,[1,2,3])-GARCH(1,1) dengan *return soybean oil* sebagai variabel eksogen, keduanya dengan distribusi galat *Student-t*. Koefisien *return soybean oil* pada persamaan rata-rata signifikan dan bernilai positif (0,8468). Uji ARCH-LM menunjukkan efek ARCH yang konsisten pada seluruh lag untuk residual ARIMA, tetapi hanya signifikan pada lag 2, 3, dan 12 untuk residual ARIMAX. Persamaan varians yang diperoleh masing-masing adalah $\sigma_t^2 = 3{,}3921 + 0{,}1313\, e_{t-1}^2 + 0{,}7825\, \sigma_{t-1}^2$ untuk *subset* ARIMA-GARCH dan $\sigma_t^2 = 0{,}8757 + 0{,}0630 e_{t-1}^2 + 0{,}8984\, \sigma_{t-1}^2$ untuk *subset* ARIMAX-GARCH, dengan persistensi volatilitas sebesar 0,9138 dan 0,9614. Model tersebut digunakan untuk meramalkan volatilitas CPO pada periode *out-of-sample* Januari 2024 sampai Desember 2025. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa *subset* ARIMA-GARCH memiliki QLIKE (1,5834) dan RMSE (36,4594) yang sedikit lebih kecil daripada *subset* ARIMAX-GARCH (1,5965 dan 36,9927), tetapi uji Diebold-Mariano dengan koreksi Harvey–Leybourne–Newbold (HLN) tidak menemukan perbedaan akurasi yang signifikan pada taraf 5% (statistik −0,3155; p = 0,7553). Dengan demikian, penambahan *return soybean oil* sebagai variabel eksogen pada persamaan rata-rata tidak meningkatkan akurasi peramalan volatilitas CPO secara signifikan. Kedua model memiliki akurasi yang setara secara statistik; karena *subset* ARIMA([2,3],0,[1,2])-GARCH(1,1) lebih parsimoni, tidak memerlukan variabel eksogen, dan secara numerik sedikit lebih baik, model inilah yang direkomendasikan untuk meramalkan volatilitas return harga CPO.

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, periode *out-of-sample* hanya 24 observasi dan relatif tenang dibandingkan lonjakan 2022, sehingga daya uji Diebold-Mariano rendah dan kemampuan model menangkap guncangan besar belum teruji. Kedua, proksi volatilitas aktual dihitung dari *return* bulanan sehingga sangat bising; ramalan yang relatif datar (sekitar 5% sampai 6%) tidak menangkap lonjakan jangka pendek hingga 10,84%. Ketiga, *return soybean oil* masuk secara serentak pada persamaan rata-rata, sehingga koefisiennya (0,8468) menggambarkan keterkaitan pada bulan yang sama dan bukan kemampuan prediktif; ketika dimasukkan dengan lag satu bulan, koefisiennya tidak signifikan (p = 0,108).

CC BY SA

Penelitian selanjutnya disarankan memasukkan variabel eksogen lain yang berpotensi memengaruhi harga CPO, seperti harga minyak mentah atau nilai tukar, serta mempertimbangkan model GARCH asimetris seperti EGARCH atau GJR-GARCH karena distribusi *return* CPO miring ke kiri. Spesifikasi GARCH-X dengan *soybean oil* pada persamaan varians atau model GARCH multivariat seperti DCC-GARCH juga dapat dipertimbangkan.

DAFTAR PUSTAKA

Al Haris, M., Prizka, D., & Arum, R. (2020). Peramalan harga emas dengan model generalized autoregressive conditional heteroscedasticity (GARCH). *Jurnal Saintika Unpam: Jurnal Sains dan Matematika Unpam*, *3*(1), 19–30. https://doi.org/10.32493/JSMU.V3I1.5263

Ardiansyah, M. (2002). *Impact of the 1997–1998 Asian financial crisis on the Indonesian and Malaysian palm oil and palm kernel oil industries* [Doctoral dissertation, Oklahoma State University].

Ashaari, A., Abdullah, M., & Fuzi, N. M. (2022). Malaysian palm oil industry performance during epidemic Covid 19. *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, *12*(1), 622–628. https://doi.org/10.6007/IJARBSS/V12-I1/12058

Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, *31*(3), 307–327. https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1

Bollerslev, T. (1987). A conditionally heteroskedastic time series model for speculative prices and rates of return. *The Review of Economics and Statistics*, *69*(3), 542–547. https://doi.org/10.2307/1925546

Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1976). *Time series analysis: Forecasting and control*. Holden-Day.

De Chi, R., & Hosein, P. (2025). On the forecasting of market prices for agricultural commodities. In *2025 International Conference on Decision Aid Sciences and Applications (DASA)*. IEEE.

Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, *74*(366), 427–431. https://doi.org/10.1080/01621459.1979.10482531

Diebold, F. X., & Mariano, R. S. (1995). Comparing predictive accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics*, *13*(3), 253–263. https://doi.org/10.1080/07350015.1995.10524599

Dinda, M., Yulianto, M., & Utomo, A. P. (2026). Peramalan harga minyak goreng sawit di Indonesia: Perbandingan model ARIMAX-GARCH, SVR, dan LSTM. *JUSTIN (Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi)*, *14*(2), 205–216. https://doi.org/10.26418/justin.v14i2.97766

Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, *50*(4), 987–1007. https://doi.org/10.2307/1912773

Fitrianti, W., Syaukat, Y., Hartoyo, S., & Fariyanti, A. (2019). The spillover effect of shocks of fundamental factors and speculative activity on prices volatility of world vegetable oil. *International Journal of Economics and Financial Issues*, *9*(2), 230–240.

Fousekis, P. (2023). Quantile coherency of futures prices in palm and soybean oil markets. *Journal of Economics and Finance*, *48*(1), 129–141. https://doi.org/10.1007/S12197-023-09647-6

Ghosh, S., Singh, K. N., Thangasamy, A., Datta, D., & Lama, A. (2020). Forecasting of onion (Allium cepa) price and volatility movements using ARIMAX-GARCH and DCC models. *Indian Journal of Agricultural Sciences*, *90*(5), 1009–1013. https://doi.org/10.56093/ijas.v90i5.104384

Go, Y. H., & Lau, W. Y. (2021). Extreme risk spillovers between crude palm oil prices and exchange rates. *The North American Journal of Economics and Finance*, *58*, Article 101513. https://doi.org/10.1016/j.najef.2021.101513

Go, Y. H., & Lau, W. Y. (2024). Terms of trade or market power? Further evidence from dynamic spillovers in return and volatility between Malaysian crude palm oil and foreign exchange markets. *The North American Journal of Economics and Finance*, *73*, Article 102178. https://doi.org/10.1016/j.najef.2024.102178

Hansen, P. R., & Lunde, A. (2005). A forecast comparison of volatility models: Does anything beat a GARCH(1,1)? *Journal of Applied Econometrics*, *20*(7), 873–889. https://doi.org/10.1002/jae.800

Harahap, A. F. (2023). *Pemodelan harga crude palm oil (CPO) menggunakan pendekatan model ARIMA-GARCH dan model ARIMA-GARCHX* [Skripsi, IPB University].

Haron, R., & Ayojimi, S. M. (2015). Malaysian crude palm oil market volatility: A GARCH approach. *International Journal of Economics and Management*, *9*(S), 103–120. http://irep.iium.edu.my/46914/

Harvey, D., Leybourne, S., & Newbold, P. (1997). Testing the equality of prediction mean squared errors. *International Journal of Forecasting*, *13*(2), 281–291. https://doi.org/10.1016/S0169-2070(96)00719-4

Kilani, L. O., Yahaya, A., Tasi'u, M., Tasi'u, M., Aliyu, Y., & David, R. O. (2025). An assessment on the predictive performance of ARIMA-GARCH and ARIMAX-GARCH models on Nigerian inflation rate. *International Journal of Science for Global Sustainability*, *11*(3), 266–274. https://doi.org/10.57233/ijsgs.v11i3.941

Lee, S., Yi, E., Cho, Y., & Ahn, K. (2022). The path to a sustainable palm oil futures market. *Energy Reports*, *8*, 6543–6550. https://doi.org/10.1016/j.egyr.2022.04.048

Maya Sierra, G., & Marín Rodríguez, N. J. (2019). Modelación y co-movimientos de la tasa de cambio colombiana, 2011–2017. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y*

la Empresa, *28*(1), 301–341. https://doi.org/10.46661/revmetodoscuanteconempresa.2966

Mustapa, F. H. (2025). Malaysian palm oil price prediction using ARIMA–ARCH model. *Oil Palm Industry Economic Journal*, *25*(1), 21–30. https://doi.org/10.21894/opiej.2025.01

Nathan, T. M., Senadjki, A., & Au Yong, H. N. (2023). The determinant of local palm oil price in Malaysia: Does the Covid-19 pandemic matter? In *Proceedings of the 10th International Conference on Business, Accounting, Finance and Economics (BAFE 2022)* (pp. 333–347). Atlantis Press. https://doi.org/10.2991/978-2-494069-99-2_26

Patton, A. J. (2011). Volatility forecast comparison using imperfect volatility proxies. *Journal of Econometrics*, *160*(1), 246–256. https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2010.03.034

Putri, R. A., Notodiputro, K. A., & Susetyo, B. (2026). Comparative study of hybrid ARIMA-LSTM and CNN-LSTM for palm oil price forecasting. *ZERO: Jurnal Sains, Matematika dan Terapan*, *10*(1), 69–79. https://doi.org/10.30829/zero.v10i1.27631

Sanusi, W., Syam, R., & Sari, Y. (2025). Analysis of the generalized autoregressive conditional heteroskedasticity (GARCH) model in forecasting Antam gold prices in Indonesia. *Journal of Mathematics, Computations and Statistics*, *8*(1), 49–58. https://doi.org/10.35580/jmathcos.v8I1.6760

Tsay, R. S. (2010). *Analysis of financial time series* (3rd ed.). John Wiley & Sons.

Voora, V., Larrea, C., Bermudez, S., & Balino, S. (2020). *Global market report: Palm oil* (Sustainable Commodities Marketplace Series 2019). International Institute for Sustainable Development.

Windirah, N., & Novanda, R. R. (2023). Price volatility analysis on Indonesian palm oil commodities by model ARCH/GARCH. *Jurnal Sosial Ekonomi Pertanian*, *19*(2), 101–114. https://doi.org/10.20956/jsep.v19i2.14639

World Bank. (2026). *Commodity price data (The Pink Sheet)* [Data set]. World Bank Group. http://www.worldbank.org/commodities

Zaidi, M. A. S., Karim, Z. A., & Zaidon, N. A. (2022). External and internal shocks and the movement of palm oil price: SVAR evidence from Malaysia. *Economies*, *10*(1), Article 7. https://doi.org/10.3390/economies10010007

CC BY SA