

ANALISIS VOLATILITAS DAN PERBANDINGAN MODEL PERAMALAN HARGA MINYAKITA MENGGUNAKAN ARIMAX DAN XGBOOST DI KABUPATEN GRESIK

Ari Wibawa^{1*}, Siti Hadijah Hasanah²

^{1, 2}Program Studi Statistika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Terbuka, Tangerang Selatan, Indonesia

*Penulis korespondensi: ariwibawa062@gmail.com

ABSTRAK

Stabilitas harga minyak goreng merupakan salah satu pilar ketahanan pangan rumah tangga di Indonesia. Namun, implementasi kebijakan Harga Eceran Tertinggi (HET) Minyakita di tingkat pasar masih menghadapi tekanan struktural yang kompleks, mulai dari fluktuasi harga *Crude Palm Oil* (CPO) dunia, dinamika Indeks Harga Konsumen (IHK), hingga lonjakan permintaan yang berulang pada setiap periode hari besar keagamaan. Penelitian ini bertujuan menganalisis pola volatilitas harga Minyakita di Kabupaten Gresik dan membandingkan akurasi dua pendekatan peramalan, yaitu ARIMAX dan XGBoost, dalam meramalkan harga harian periode Januari 2023 hingga November 2025. Data yang digunakan meliputi 1.063 observasi harga harian Minyakita dari SISKAPERBAPO Dinas Perindustrian dan Perdagangan Provinsi Jawa Timur, IHK bulanan dari BPS Kabupaten Gresik, harga *Palm Oil Futures* harian dari Investing.com, serta empat variabel dummy kalender keagamaan. Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) mengonfirmasi stasioneritas data setelah *first difference* ($d=1$), dan uji ARCH-LM mendeteksi efek heteroskedastisitas kondisional yang signifikan ($LM=25,7455$; $p=0,0001$), sehingga pemodelan volatilitas berbasis GARCH diperlukan. Model GARCH(1,2) terpilih sebagai spesifikasi terbaik berdasarkan $AIC=652,666$, dengan persistensi volatilitas sebesar 0,9661 dan puncak volatilitas kondisional tertinggi pada Juli 2025 (1,036%) yang bertepatan dengan penyesuaian kebijakan HET dan gejolak harga CPO dunia. Dari 16 kombinasi *grid search*, model ARIMAX(0,1,3) terpilih dengan $AIC=9.198,14$ dan menghasilkan $MAPE=1,8381\%$ serta $RMSE=357,32$ pada data uji; residual model memenuhi asumsi *white noise* berdasarkan uji Ljung-Box. Model XGBoost dengan dominasi fitur lag harga 1 hingga 3 hari (kontribusi kumulatif 98,24%) menghasilkan $MAPE=0,9794\%$ dan $RMSE=215,70$. Uji Diebold-Mariano membuktikan keunggulan XGBoost atas ARIMAX(0,1,3) signifikan secara statistik pada tingkat signifikansi 5% ($DM=10,273$; $p=0,000$). Kedua model masuk dalam kategori akurasi sangat baik ($MAPE < 10\%$), namun XGBoost direkomendasikan untuk prediksi operasional harian, sementara ARIMAX tetap relevan untuk analisis dampak kebijakan karena interpretabilitas koefisiennya.

Kata kunci: volatilitas harga, Minyakita, ARIMAX, XGBoost, Diebold-Mariano

1 PENDAHULUAN

Minyakita merupakan minyak goreng kemasan sederhana bersubsidi yang diluncurkan melalui Peraturan Menteri Perdagangan Nomor 49 Tahun 2022 sebagai respons atas krisis minyak goreng nasional. Sebagai komoditas pangan strategis, fluktuasi harganya berdampak langsung pada inflasi kelompok pangan bergejolak dan daya beli masyarakat menengah ke bawah (Ramadhani & Rosiana, 2025). Meskipun pemerintah menetapkan Harga Eceran Tertinggi (HET), implementasinya menghadapi kendala struktural akibat rantai distribusi yang panjang sehingga harga pasar sering melampaui HET (Silitonga, 2025). Di Kabupaten Gresik, data SISKAPERBAPO menunjukkan harga Minyakita meningkat dari Rp14.524/liter (2023) menjadi Rp16.531/liter (2025) dengan pola *step-wise* yang dipengaruhi fluktuasi CPO dunia

(Windirah & Novanda, 2023; Bigerna, 2023), tekanan IHK, dan lonjakan permintaan pada hari besar keagamaan.

Analisis volatilitas harga pangan di Indonesia telah banyak menggunakan pendekatan ARCH/GARCH. Sumaryanto (2009) membuktikan ragam harga komoditas pangan utama bersifat heteroskedastik sehingga GARCH lebih tepat dari ARIMA konvensional. Nugrahapsari & Arsanti (2019) dan Matondang dkk. (2024) mengonfirmasi volatilitas signifikan pada komoditas pangan strategis Indonesia, sementara Larasati dkk. (2016) dan Pipit dkk. (2019) mengonfirmasi pola *volatility clustering* pada harga bahan pokok, di mana perubahan harga besar cenderung diikuti perubahan besar berikutnya.

Untuk peramalan, ARIMAX dan XGBoost banyak dikaji. Salsabila dkk. (2025) membuktikan ARIMAX dengan dummy kalender menghasilkan MAPE 12,04% untuk cabai keriting Jawa Timur, lebih baik dari ARIMA tanpa eksogen (17,50%). Amri dkk. (2023) menunjukkan ARIMAX menghasilkan MAPE 8,88% untuk harga minyak mentah dunia. Di sisi lain, XGBoost (Chen & Guestrin, 2016) terbukti unggul pada data volatil; Salsabila & Widhastika (2024) membuktikan XGBoost (MAPE 1,59%) mengungguli ARIMA (3,21%) untuk harga daging sapi, dan Nasir dkk. (2025) membuktikan pendekatan hybrid ARIMA-XGBoost meningkatkan akurasi secara signifikan. Namun perbandingan kedua model di Indonesia umumnya hanya berdasarkan selisih numerik MAPE tanpa konfirmasi statistik formal (Guenzel dkk., 2022). Oleh karena itu, penelitian ini mengisi kesenjangan literatur tersebut dengan memadukan analisis volatilitas GARCH dan uji perbandingan formal pada komoditas bersubsidi (Minyakita) di tingkat kabupaten yang memiliki dinamika berbeda dari agregat nasional.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan: (1) menganalisis volatilitas harga Minyakita Kabupaten Gresik menggunakan GARCH; (2) membandingkan akurasi ARIMAX dan XGBoost dengan variabel eksogen CPO, IHK, dan dummy kalender keagamaan; serta (3) menguji signifikansi statistik perbedaan akurasi kedua model menggunakan uji Diebold-Mariano (Diebold & Mariano, 1995).

2 METODE

2.1 Sumber dan Jenis Data

Penelitian menggunakan data sekunder periode Januari 2023 hingga November 2025 dari tiga sumber: (1) harga harian Minyakita (1.063 observasi) dari SISKAPERBAPO Dinas Perindag Provinsi Jawa Timur (<https://siskaperbapo.jatimprov.go.id>); (2) IHK bulanan Kabupaten Gresik tahun dasar 2022=100 dari BPS; dan (3) harga *Palm Oil Futures* (CPO) harian dalam USD/ton dari Investing.com. Penyesuaian IHK bulanan ke harian menggunakan *forward-fill by period* (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Dummy kalender dibangun dengan *window* 14 hari untuk Ramadhan dan 7 hari untuk Idul Fitri, Idul Adha, serta Natal/Tahun Baru (Salsabila dkk., 2025). Rincian variabel disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Variabel Penelitian

Var.	Nama	Sumber	Jenis Data	Satuan	Skala
Y	Harga Minyakita	SISKAPERBAPO	Sekunder– Harian	Rp/liter	Rasio
X1	Harga CPO	Investing.com	Sekunder– Harian	USD/ton	Rasio
X2	IHK	BPS Kab. Gresik	Sekunder– Bulanan	Indeks (2022=100)	Interval
X3	Dummy Ramadhan	Kalender Hijriyah	Buatan– Harian	Biner (0/1)	Nominal

X4	Dummy Idul Fitri	Kalender Hijriyah	Buatan– Harian	Biner (0/1)	Nominal
X5	Dummy Idul Adha	Kalender Hijriyah	Buatan– Harian	Biner (0/1)	Nominal
X6	Dummy Natal/TahBaru	Kalender Masehi	Buatan– Harian	Biner (0/1)	Nominal

2.2 Analisis Volatilitas

Tahapan diawali uji stasioneritas *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dengan H_0 : data tidak stasioner. Jika $p\text{-value} > 0,05$ dilakukan *first difference* hingga stasioner. Selanjutnya uji ARCH-LM pada residual; jika $p\text{-value} < 0,05$ terdapat efek heteroskedastisitas kondisional sehingga pemodelan GARCH diperlukan (Sumaryanto, 2009). Model GARCH(p,q):

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

dengan syarat kestabilan $\sum \alpha_i + \sum \beta_j < 1$ (Windirah & Novanda, 2023). Pemilihan spesifikasi terbaik melalui *grid search* GARCH(1,1) hingga GARCH(2,2) berdasarkan AIC terkecil.

2.3 Pemodelan ARIMAX

ARIMAX dipilih atas ARIMA karena tersedia variabel eksogen yang secara teoritis mempengaruhi harga Minyakita; mengabaikannya menghasilkan model tidak lengkap secara ekonometrik (Salsabila dkk., 2025). Persamaan umum ARIMAX(p,d,q):

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \mu + \theta_q(B)a_t + \sum_{k=1}^K \beta_k X_{k,t} \quad (2)$$

di mana $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$ adalah operator *autoregressive* orde p ; $(1-B)^d$ adalah operator *differencing* orde d ; Z_t adalah harga Minyakita pada waktu t ; μ adalah konstanta; $\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$ adalah operator *moving average* orde q ; $a_t \sim N(0, \sigma^2)$ adalah residual *white noise*; β_k adalah koefisien variabel eksogen ke- k ; dan $X_{k,t}$ adalah nilai variabel eksogen ke- k pada waktu t .

Pemilihan model terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil:

$$\text{AIC} = -2\ln(\hat{L}) + 2K \quad (3)$$

di mana $\hat{L}$ adalah nilai *likelihood* maksimum dan K adalah jumlah parameter yang diestimasi (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). *Grid search* dilakukan pada $p, q \in \{0,1,2,3\}$ dengan $d = 1$, menghasilkan 16 kombinasi yang diuji seluruhnya.

Validasi residual dilakukan menggunakan uji Ljung-Box dengan statistik:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^h \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \quad (4)$$

di mana n adalah jumlah observasi, h adalah jumlah lag yang diuji, dan $\hat{\rho}_k$ adalah autokorelasi residual pada lag k . Statistik Q mengikuti distribusi χ^2 dengan h derajat bebas. $H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_h = 0$ (residual *white noise*) ditolak jika $p\text{-value} < 0,05$.

2.4 Pemodelan XGBoost

XGBoost (Chen & Guestrin, 2016) meminimalkan fungsi objektif $\mathcal{L}(\phi) = \sum_i l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_k \Omega(f_k)$ dengan regularisasi $\Omega(f_k) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \|w\|^2$. Total 15 fitur digunakan: enam lag harga (1, 2, 3, 7, 14, 30 hari), enam variabel eksogen (CPO, IHK, empat dummy), dan tiga fitur temporal. Hiperparameter ditetapkan berbasis literatur: $n_estimators=300$, $learning_rate=0,05$, $max_depth=5$, $subsample=0,8$, $colsample_bytree=0,8$ (Chen & Guestrin, 2016; Müller & Guido, 2017).

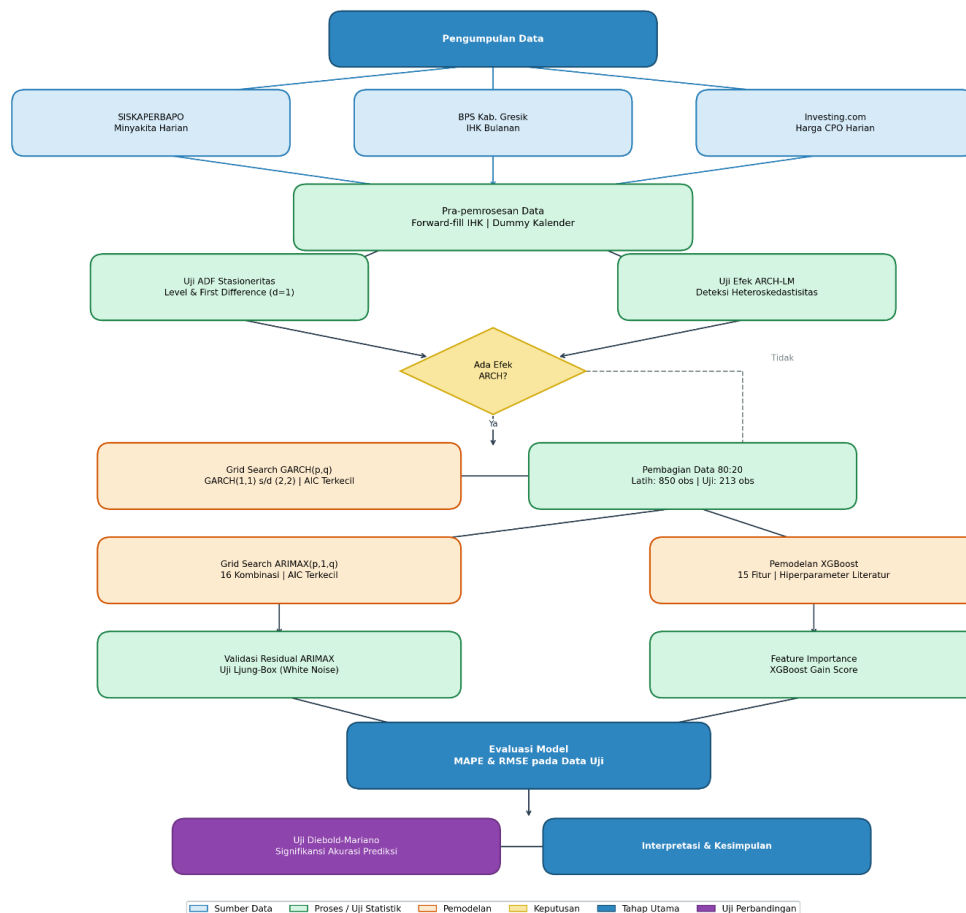
Prediksi XGBoost dilakukan secara *one-step-ahead* menggunakan nilai aktual sebagai kondisi awal pada setiap langkah prediksi. Pendekatan ini lazim digunakan dalam literatur peramalan harga komoditas harian jangka sangat pendek karena mencerminkan skenario operasional nyata di mana nilai harga sebelumnya selalu tersedia pada saat prediksi dibuat (Riando & Afyati, 2024; Valentino & Putri, 2025).

2.5 Evaluasi dan Uji Perbandingan Model

Data dibagi 80% latih (850 obs, Jan 2023–Mei 2025) dan 20% uji (213 obs, Mei–Nov 2025) secara kronologis untuk menghindari *data leakage* (Hyndman & Athanasopoulos, 2021; James dkk., 2021). Performa dievaluasi dengan:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100\%, RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2} \quad (5)$$

Kategori MAPE: sangat baik (<10%), baik (10–20%), cukup (20–50%), buruk (>50%) (Kim & Kim, 2016). Uji Diebold-Mariano (DM) menguji kesetaraan akurasi berdasarkan *loss differential* $d_t = L(e_{1t}) - L(e_{2t})$ dengan *squared error* dan *absolute error loss*; H_0 ditolak jika $p\text{-value} < 0,05$ (Guenzel dkk., 2022). Alur penelitian disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

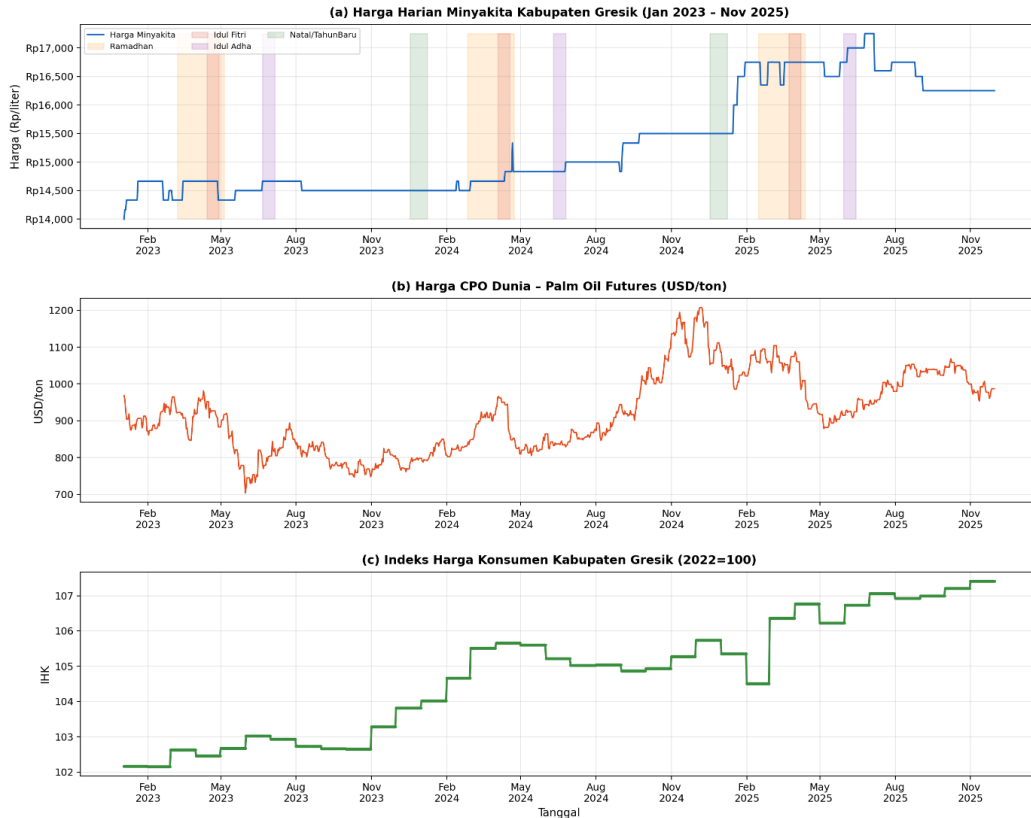
3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Statistika Deskriptif

Statistik deskriptif 1.063 observasi harga harian Minyakita dan perbandingan per tahun disajikan pada Tabel 2. Rata-rata harga Rp15.320,40/liter dengan KV=5,84% (moderat, di bawah ambang 9% Kemendag) menunjukkan fluktuasi terkendali. Nilai *skewness* positif (0,6372) dan *kurtosis* negatif (-1,1564) mengindikasikan distribusi condong kanan dan platikurtik. Tren kenaikan konsisten terlihat: +3,27% (2023→2024) dan +10,18% (2024→2025), dengan KV meningkat dari 0,82% menjadi 2,44% seiring penyesuaian HET. Pola *step-wise* pada Gambar 2 mencerminkan respons pasar terhadap kebijakan HET dan fluktuasi CPO (Windirah & Novanda, 2023).

Tabel 2. Statistik Deskriptif dan Per Tahun Harga Minyakita Kabupaten Gresik 2023–2025

Statistik	Nilai	Tahun	Rata-rata (Rp)	Maks. (Rp)	Min. (Rp)	CV (%)
Jumlah Observasi	1.063	2023	14.527,27	14.666	14.000	0,82
Rata-rata (Rp/liter)	15.320,40	2024	15.003	15.500	14.500	2,44
Min–Maks (Rp/liter)	14.000–17.250	2025*	16.531	17.250	15.500	2,14
Std. Deviasi	894,61					
KV (%)	5,84					
Skewness	0,6372					
Kurtosis	-1,1564	*) Data hingga Nov 2025				



Gambar 2. Pergerakan Harga Minyakita, CPO Dunia, dan IHK Kabupaten Gresik (Jan 2023–Nov 2025)

Gambar 2 menampilkan tiga panel: (a) harga harian Minyakita dengan *overlay* dummy kalender keagamaan; (b) fluktuasi CPO dunia yang mencapai puncak akhir 2024; (c) tren IHK yang meningkat konsisten dari 102,17 (Jan 2023) hingga 107,4 (Nov 2025).

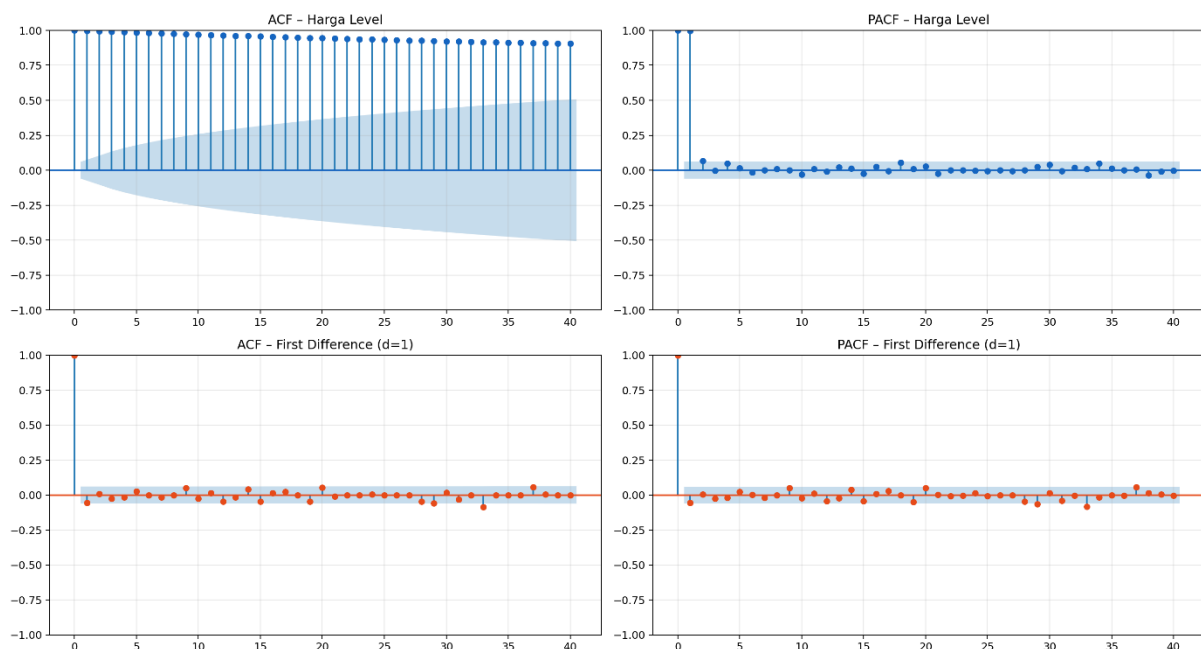
3.2 Analisis Volatilitas

Hasil uji ADF (Tabel 3) menunjukkan harga level tidak stasioner ($ADF=-1,1401$; $p=0,6988$), stasioner setelah *first difference* ($p=0,0000$), sehingga $d=1$ ditetapkan. Gambar 3 mengonfirmasi: ACF level turun lambat, ACF *first difference* langsung *cut off* setelah lag 1.

Tabel 3. Hasil Uji ADF dan ARCH-LM

Uji	Data/Lag	Statistik	p-value	Kesimpulan
ADF	Level	-1,1401	0,6988	Tidak stasioner
ADF	<i>First Difference</i> ($d=1$)	-34,5869	0,0000	Stasioner
ARCH-LM	Lag 5	25,7455	0,0001	Ada efek ARCH

Gambar 2. Plot ACF dan PACF Harga Minyakita Kabupaten Gresik



Gambar 3. Plot ACF dan PACF Harga Minyakita (Level dan First Difference)

Gambar 3 panel atas: ACF level turun sangat lambat (tidak stasioner); panel bawah: ACF *first difference* langsung tidak signifikan setelah lag 1 (stasioner).

Uji ARCH-LM ($LM=25,7455$; $p=0,0001$) menunjukkan efek heteroskedastisitas kondisional, menjadi landasan perpindahan ke GARCH (Sumaryanto, 2009; Matondang dkk., 2024). *Grid search* memilih GARCH(1,2) terbaik ($AIC=652,666$), dengan selisih $\Delta AIC=107,009$ terhadap GARCH(1,1) (Tabel 4). Parameter signifikan hanya $\beta_2=0,903085$ ($p=0,000$); persistensi $\pi=0,9661 < 1$ (stasioner) namun mendekati 1, menandakan guncangan volatilitas berdampak lama (*mean-reverting* lambat) (Tabel 5).

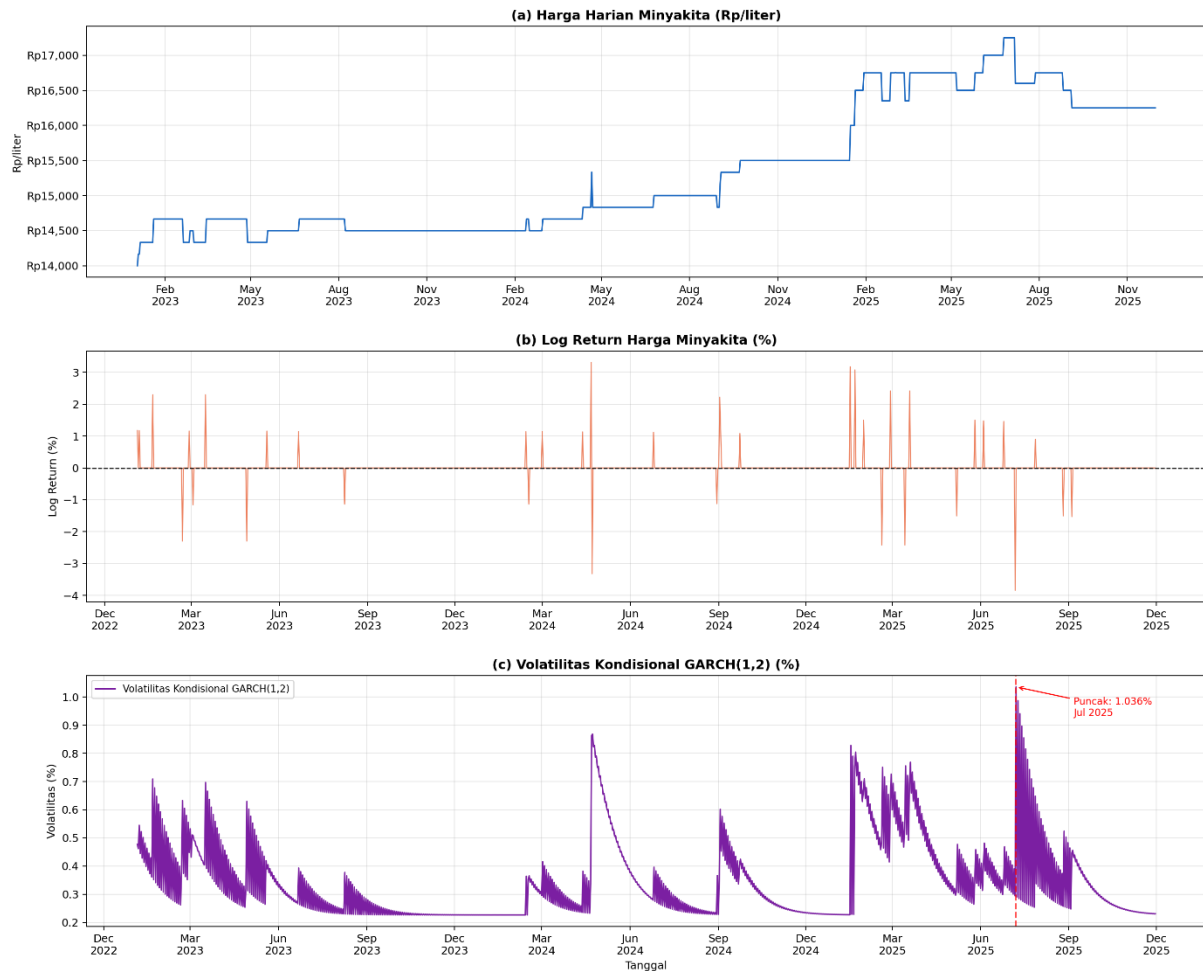
Tabel 4. Grid Search GARCH

Model	AIC	BIC	Log-Lik.	Keterangan
GARCH(1,2)	652,666	682,468	-320,333	Terpilih *
GARCH(2,2)	654,666	689,435	-320,333	
GARCH(1,1)	759,675	784,509	-374,837	
GARCH(2,1)	761,675	791,476	-374,837	

Tabel 5. Parameter GARCH(1,2)

Parameter	Koefisien	Std. Error	p-value	Sig. (5%)
ω	0,004973	0,010099	0,6224	Tidak
α_1 – ARCH lag 1	0,062986	0,134552	0,6397	Tidak
β_1 – GARCH lag 1	0,000000	0,348064	1,0000	Tidak
β_2 – GARCH lag 2	0,903085	0,201515	0,0000	Ya **
Persistensi (π)	0,9661	—	—	Stasioner (<1)

**Signifikan taraf 1%



Gambar 4. Volatilitas Kondisional GARCH(1,2): Harga Harian, Log Return, dan Volatilitas Kondisional

Gambar 4 memperlihatkan pola *saw-tooth*: volatilitas melonjak saat harga berubah lalu mereda eksponensial. Puncak volatilitas Juli 2025 (1,036%) bertepatan penyesuaian HET dan gejolak CPO; rata-rata volatilitas tertinggi pada Maret 2025 (0,604%) dan Februari 2025 (0,567%) yang merupakan periode Ramadhan 2025, selaras dengan Pipit dkk. (2019).

3.3 Pemodelan ARIMAX

Grid search 16 kombinasi memilih ARIMAX(0,1,3) dengan AIC=9.198,14 terkecil (Tabel 6). Tidak adanya komponen AR ($p=0$) menunjukkan perubahan harga lebih dipengaruhi guncangan tiga hari sebelumnya dibanding tren historis.

Tabel 6. Grid Search ARIMAX ($p, q \in \{0,1,2,3\}$, $d=1$)

Model	AIC	Model	AIC	Model	AIC	Model	AIC
ARIMAX(0, 1,3)	9198,14*	ARIMAX(0, 1,2)	9206,9	ARIMAX(3, 1,1)	9210,3	ARIMAX(2, 1,0)	9225,1
ARIMAX(3, 1,3)	9199,7	ARIMAX(3, 1,0)	9208,3	ARIMAX(2, 1,2)	9210,3	ARIMAX(1, 1,0)	9232,9
ARIMAX(1, 1,3)	9200,0	ARIMAX(1, 1,2)	9208,5	ARIMAX(2, 1,1)	9221,1	ARIMAX(0, 1,0)	9235,3
ARIMAX(2, 1,3)	9201,8	ARIMAX(3, 1,2)	9212,2	ARIMAX(1, 1,1)	9221,2	ARIMAX(0, 1,1)	9223,0

Koefisien ARIMAX(0,1,3) (Tabel 7) menunjukkan hanya harga CPO ($\beta_6 = -0,3006$; $p=0,0042$) dan MA(1) ($\theta_1 = -0,0740$; $p=0,0001$) yang signifikan. Koefisien CPO negatif mencerminkan mekanisme transmisi harga yang terhambat kebijakan HET (Silitonga, 2025). Dummy kalender dan IHK tidak signifikan dalam jangka harian, mengindikasikan pengaruhnya lebih bersifat struktural jangka menengah.

Tabel 7. Koefisien ARIMAX(0,1,3)

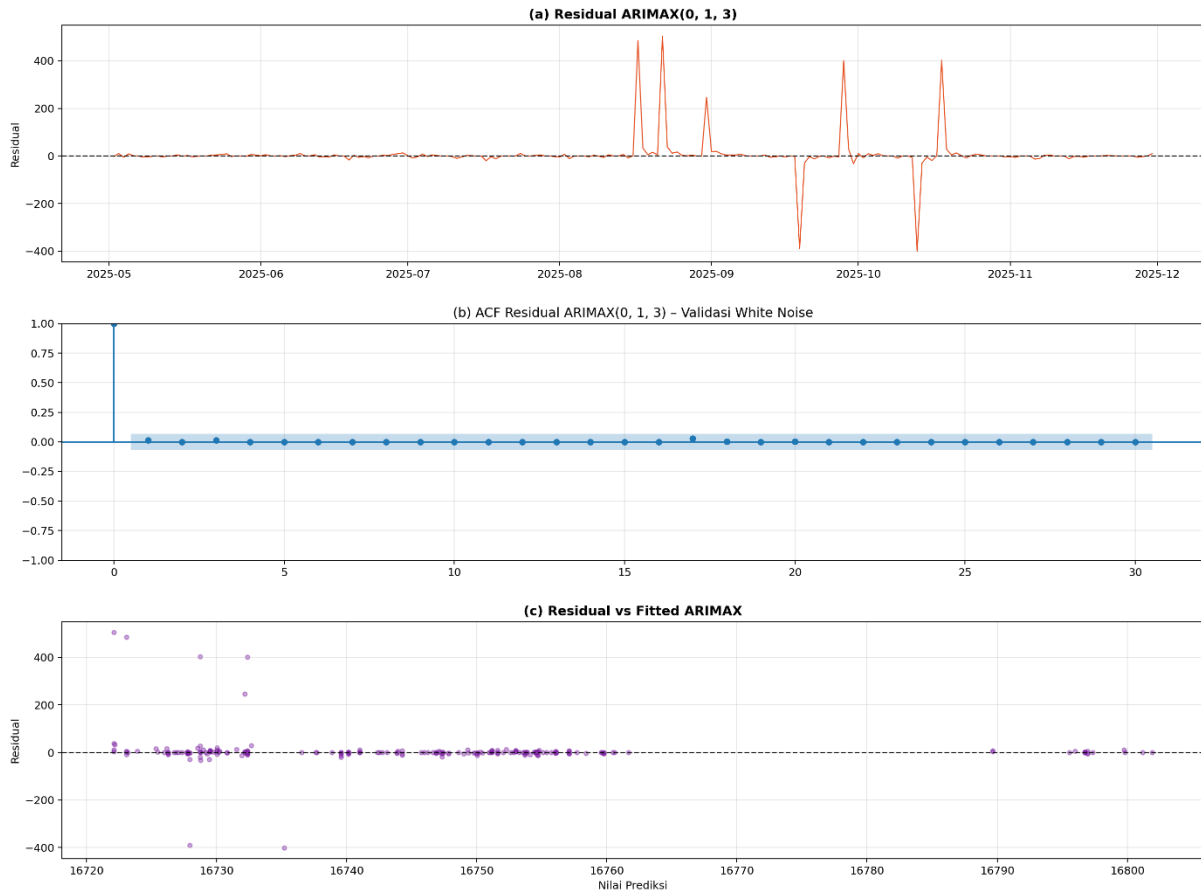
Parameter	Koef.	Std. Err.	p-value	Sig.
β_1 Dummy Ramadhan	3,468	142,817	0,9806	Tidak
β_2 Dummy Idul Fitri	1,576	215,514	0,9942	Tidak
β_3 Dummy Idul Adha	39,882	21,692	0,0660	Tidak
β_4 Dummy Natal/Tahun Baru	-1,045	206,143	0,9960	Tidak
β_5 IHK	19,969	21,624	0,3558	Tidak
β_6 Harga CPO	-0,3006	0,105	0,0042	Ya **
θ_1 MA(1)	-0,0740	0,019	0,0001	Ya **
θ_2 MA(2)	-0,0058	0,100	0,9534	Tidak
θ_3 MA(3)	-0,0310	0,051	0,5470	Tidak
σ^2	3.052,79	33,391	0,0000	Ya **

**Signifikan taraf 1%.

Uji Ljung-Box (Tabel 8) menunjukkan p-value $\gg 0,05$ pada seluruh lag; residual memenuhi asumsi *white noise*. Gambar 5 mengonfirmasi ACF residual flat dan tidak berpola sistematis.

Tabel 8. Uji Ljung-Box Residual ARIMAX(0,1,3)

Lag	Statistik	p-value	Kesimpulan
5	0,2727	0,9981	Terima H_0 – <i>white noise</i>
10	0,2751	1,0000	Terima H_0 – <i>white noise</i>
15	0,2764	1,0000	Terima H_0 – <i>white noise</i>
20	0,9208	1,0000	Terima H_0 – <i>white noise</i>



Gambar 5. Validasi Residual ARIMAX(0,1,3): Plot Residual, ACF Residual, dan Scatter Residual vs Fitted

Gambar 5 panel (a): lonjakan residual Agustus–Oktober 2025 bertepatan perubahan harga *step-wise*; panel (b): ACF residual seluruhnya dalam batas kepercayaan (*white noise*); panel (c): tidak ada pola sistematis pada scatter residual vs *fitted*.

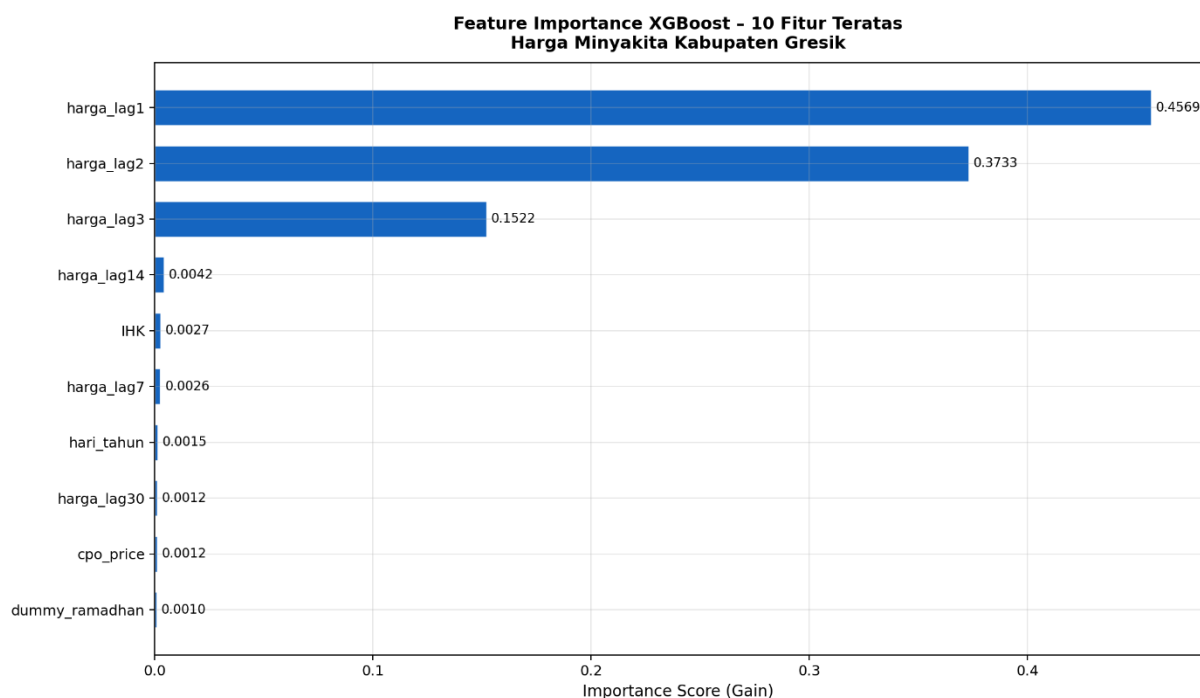
Performa ARIMAX(0,1,3) pada data uji: MAPE=1,8381%, RMSE=357,32, MAE=302,19 (kategori sangat baik, Kim & Kim, 2016). Prediksi cenderung *flat* karena sifat linear tidak mampu menangkap diskontinuitas *step-wise*.

3.4 Pemodelan XGBoost

Tiga lag jangka sangat pendek mendominasi *feature importance* (Tabel 9): harga_lag1 (45,69%), harga_lag2 (37,33%), harga_lag3 (15,22%), kumulatif 98,24%. Variabel eksogen CPO, IHK, dan dummy masing-masing < 0,25%, mengonfirmasi inersia harga harian lebih dominan dari faktor fundamental (Riando & Afiyati, 2024; Valentino & Putri, 2025). Performa XGBoost: MAPE=0,9794%, RMSE=215,70, MAE=163,26.

Tabel 9. Feature Importance XGBoost (Top 10)

No	Fitur	Score	No	Fitur	Score
1	harga_lag1	0,4569	6	harga_lag7	0,0026
2	harga_lag2	0,3733	7	hari_tahun	0,0015
3	harga_lag3	0,1522	8	harga_lag30	0,0012
4	harga_lag14	0,0042	9	cpo_price	0,0012
5	IHK	0,0027	10	dummy_ramadhan	0,0010



Gambar 6. Feature Importance XGBoost (10 Fitur Teratas, Gain Score)

Gambar 6 memperlihatkan dominasi mutlak tiga lag harga jangka pendek dengan kontribusi kumulatif 98,24%.

3.5 Perbandingan Model dan Uji Diebold-Mariano

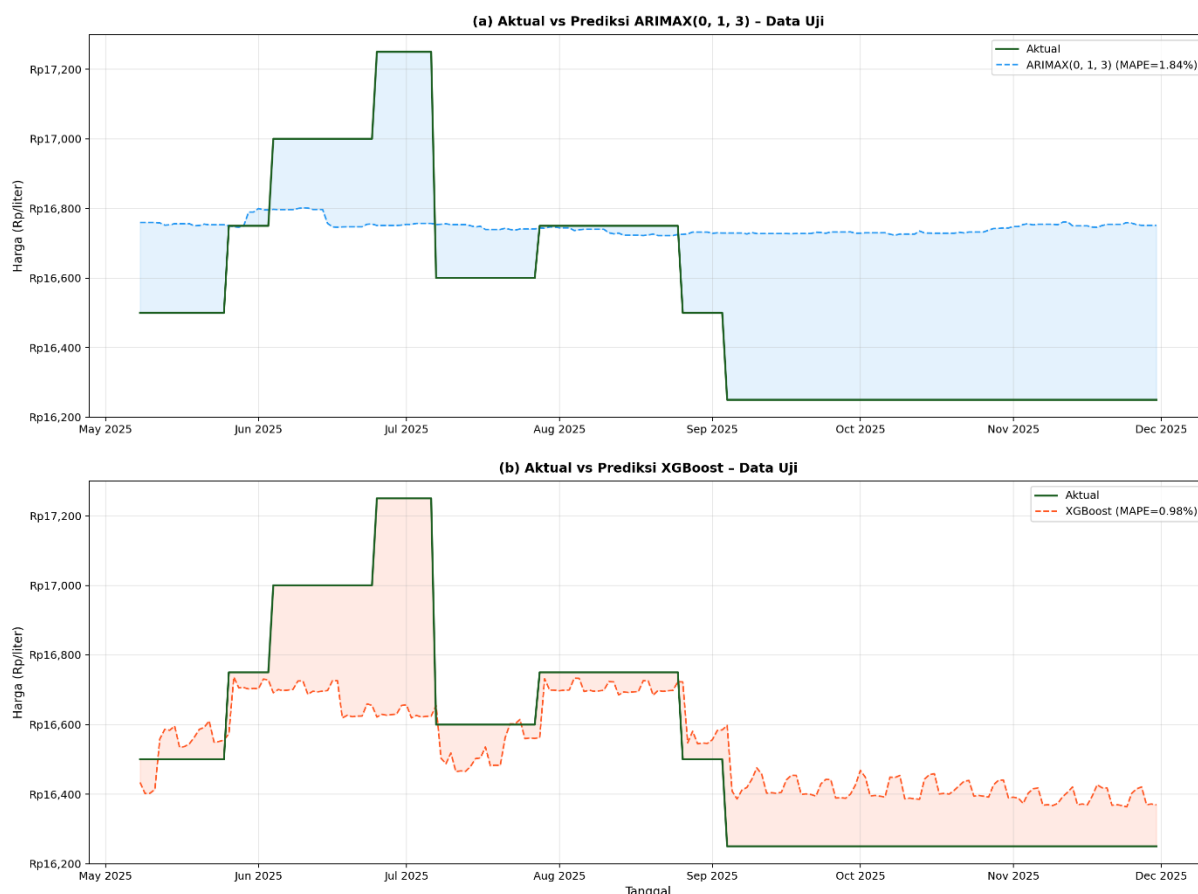
XGBoost mengungguli ARIMAX pada seluruh metrik (Tabel 10): MAPE lebih kecil 46,72% dan RMSE lebih kecil 39,63%. Uji DM (Tabel 11) mengonfirmasi keunggulan XGBoost signifikan secara statistik pada taraf 5% untuk kedua fungsi kerugian ($p=0,000$).

Tabel 10. Perbandingan Performa Model

Metrik	ARIMAX(0,1,3)	XGBoost	Selisih (%)	Terbaik
MAPE (%)	1,8381	0,9794	46,72	XGBoost
RMSE (Rp)	357,32	215,70	39,63	XGBoost
MAE (Rp)	302,19	163,26	45,95	XGBoost
Std Dev Error (Rp)	300,71	215,44	28,35	XGBoost
Kategori MAPE	Sangat Baik	Sangat Baik	—	—

Tabel 11. Uji Diebold-Mariano

Loss Function	DM Statistik	p-value	Keputusan ($\alpha=5\%$)
Squared Error (e^2)	10,273	0,000	Tolak H_0 – XGBoost lebih akurat
Absolute Error ($\ e\ $)	11,712	0,000	Tolak H_0 – XGBoost lebih akurat



Gambar 7. Aktual vs Prediksi ARIMAX(0,1,3) dan XGBoost pada Data Uji (Mei–Nov 2025)

Gambar 7 panel (a): prediksi ARIMAX *flat*, tidak mampu mengikuti lonjakan Juli 2025 (Rp17.250/liter); panel (b): prediksi XGBoost mengikuti pola *step-wise* aktual dengan selisih lebih kecil.

Keunggulan XGBoost dijelaskan tiga mekanisme: (1) mampu menangkap hubungan non-linear antara lag harga tanpa asumsi linieritas; (2) *boosting* iteratif memperbaiki kesalahan prediksi secara adaptif (Chen & Guestrin, 2016); (3) regularisasi mencegah *overfitting* meski menggunakan 15 fitur. Meski demikian, ARIMAX unggul dalam interpretabilitas koefisien untuk analisis kebijakan. Koefisien CPO negatif memberikan informasi bernilai tentang mekanisme transmisi harga yang terhambat HET (Salsabila dkk., 2025). Kedua model sebaiknya digunakan komplementer: ARIMAX untuk analisis kebijakan jangka menengah, XGBoost untuk prediksi operasional harian.

4 KESIMPULAN

Penelitian ini menghasilkan empat kesimpulan. Pertama, harga Minyakita Kabupaten Gresik menunjukkan tren kenaikan konsisten dengan pola *step-wise* dan KV=5,84%. Selain itu, uji ARCH-LM menunjukkan adanya efek ARCH yang signifikan. Model GARCH(1,2) terpilih sebagai model terbaik (AIC=652,666) dengan persistensi 0,9661 dan puncak volatilitas Juli 2025 (1,036%). Kedua, ARIMAX(0,1,3) terpilih dengan AIC=9.198,14, menghasilkan MAPE=1,8381% dan RMSE=357,32; residual memenuhi asumsi *white noise* (Ljung-Box $p > 0,05$). Ketiga, XGBoost menghasilkan MAPE=0,9794% dan RMSE=215,70 dengan dominasi lag 1–3 hari (98,24%), mengungguli ARIMAX pada seluruh metrik. Keempat, uji Diebold-Mariano mengonfirmasi keunggulan XGBoost signifikan secara statistik (DM=10,273; $p=0,000$). Kedua model berada dalam kategori sangat baik (MAPE < 10%) dan dapat digunakan

komplementer: ARIMAX untuk analisis kebijakan dan XGBoost untuk prediksi operasional harian. Penelitian selanjutnya disarankan mengeksplorasi model hybrid ARIMAX-XGBoost dengan variabel kurs USD/IDR dan harga CPO/DMO minyak sawit, serta memperluas cakupan ke kabupaten lain di Jawa Timur (Zamana dkk., 2024).

UCAPAN TERIMA KASIH

Di balik angka-angka volatilitas dan perbandingan model dalam artikel ini, ada proses belajar yang luar biasa. Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Ibu Siti Hadijah Hasanah atas arahan, waktu, dan ilmu yang senantiasa dicurahkan demi menyempurnakan alur berpikir riset ini. Penulis juga berterima kasih kepada instansi penyedia data sekunder (SISKAPERBAPO dan BPS Gresik) yang memudahkan jalannya penelitian. Kehadiran, bimbingan, dan fasilitas dari berbagai pihak tersebut telah mengubah tantangan pemodelan *step-wise* yang rumit ini menjadi sebuah karya ilmiah yang bermakna.

DAFTAR PUSTAKA

- Amri, I. F., Wulandari, A., Abidah, K. N., Irawan, A. C., & Haris, M. A. (2023). Pemodelan ARIMAX untuk meramalkan harga minyak mentah dunia. *SQUARE: Journal of Mathematics and Mathematics Education*, 5(1), 47–58. <https://doi.org/10.21580/square.2023.5.1.17074>
- Badan Pusat Statistik Kabupaten Gresik. (2023). *Indeks harga konsumen Kabupaten Gresik 2023*. BPS Kabupaten Gresik.
- Badan Pusat Statistik Kabupaten Gresik. (2024). *Indeks harga konsumen Kabupaten Gresik 2024*. BPS Kabupaten Gresik.
- Badan Pusat Statistik Kabupaten Gresik. (2025). *Indeks harga konsumen Kabupaten Gresik 2025*. BPS Kabupaten Gresik.
- Bigerna, S. (2023). Energy price shocks, exchange rates and inflation nexus. *Energy Economics*, 128, 107156. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2023.107156>
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 785–794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
- 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>
- Dinas Perindustrian dan Perdagangan Provinsi Jawa Timur. (2025). *Sistem informasi ketersediaan dan perkembangan bahan pokok di Jawa Timur (SISKAPERBAPO)* [Dataset]. <https://siskaperbapo.jatimprov.go.id>
- Guenzel, M., Obradovic, I., & Ströhle, P. (2022). Measurement of economic forecast accuracy: A systematic overview of the empirical literature. *Journal of Risk and Financial Management*, 15(1), 1–27. <https://doi.org/10.3390/jrfm15010001>
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and practice* (3rd ed.). OTexts. <https://otexts.com/fpp3/>
- Investing.com. (2025). *Palm oil futures historical data* [Dataset]. <https://www.investing.com/commodities/palm-oil-historical-data>
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). *An introduction to statistical learning with applications in R* (2nd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-0716-1418-1>
- Kim, S., & Kim, H. (2016). A new metric of absolute percentage error for intermittent demand forecasts. *International Journal of Forecasting*, 32(3), 669–679. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2015.12.003>

- Larasati, D. A., Sumarminingsih, E., & Suhariningsih. (2016). Analisis *volatility forecasting* sembilan bahan pokok. *Jurnal Gaussian*, 5(4), 741–750.
- Matondang, Y. S., Ginting, A. M., & Siregar, H. (2024). Price fluctuations and volatility of national strategic food commodities in Indonesia. *Agrisocionomics: Jurnal Sosial Ekonomi Pertanian*, 8(1), 134–146.
<https://doi.org/10.14710/agrisocionomics.v8i1.17753>
- Müller, A. C., & Guido, S. (2017). *Introduction to machine learning with Python: A guide for data scientists*. O'Reilly Media.
- Nasir, J., Aamir, M., Iftikhar, S., Albidah, A. B., Alqasem, O. A., Elwahab, M. E. A., Khan, I., & Koh, W. S. (2025). A novel hybrid approach to forecasting crude oil prices using local mean decomposition, ARIMA, and XGBoost. *IEEE Access*, 13, 56781–56797.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3561193>
- Nugrahapsari, R. A., & Arsanti, I. W. (2019). Analisis volatilitas harga cabai keriting di Indonesia dengan pendekatan ARCH GARCH. *Jurnal Agro Ekonomi*, 36(1), 1–13.
<https://doi.org/10.21082/jae.v36n1.2018.1-13>
- Nurfitri, F., & Amri, A. (2020). Pemodelan data runtun waktu dengan ARIMAX. *Journal of Mathematics, Computations, and Statistics*, 3(1), 30–40.
<https://doi.org/10.35580/jmathcos.v3i1.14448>
- Pipit, Pranoto, Y. S., & Evahelda. (2019). Analisis volatilitas harga daging sapi di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung. *Jurnal Ekonomi Pertanian dan Agribisnis*, 3(3), 619–630.
<https://doi.org/10.21776/ub.jepa.2019.003.03.17>
- Ramadhani, N., & Rosiana, D. (2025). Analisis volatilitas harga dan integrasi vertikal pasar minyak goreng di Indonesia. *Jurnal Agro Ekonomi*, 43(1), 1–18.
<https://doi.org/10.21082/jae.v43n1.2025.1-18>
- Riando, D., & Afiyati, H. (2024). Implementation of XGBoost algorithm to predict the selling price of cayenne peppers in DKI Jakarta. *Eduvest: Journal of Universal Studies*, 4(9), 741–749. <https://doi.org/10.59188/eduvest.v4i9.1435>
- Salsabila, L. K., & Widhastika, E. H. (2024). Analisis volatilitas bahan pangan pokok dan peramalan dengan metode XGBoost. *Prosiding Seminar Nasional Statistika XII*, 30–41.
- Salsabila, N., Damaliana, A. T., & Saputra, W. S. J. (2025). ARIMAX dengan variasi kalender Idul Adha dan Natal untuk prediksi harga komoditas cabai keriting di Jawa Timur. *INSTEK: Informatika Sains dan Teknologi*, 10(2), 389–401.
<https://doi.org/10.24252/instek.v10i2.49048>
- Silitonga, B. H. (2025). Dampak kebijakan kenaikan harga minyak goreng rakyat terhadap distributor di DKI Jakarta. *Jurnal Ilmu Manajemen*, 9(1), 1–12.
- Sumaryanto. (2009). Analisis volatilitas harga eceran beberapa komoditas pangan utama dengan model ARCH/GARCH. *Jurnal Agro Ekonomi*, 27(2), 135–163.
- Valentino, C., & Putri, L. A. A. R. (2025). Analisis kinerja XGBoost menggunakan Bayesian optimization dalam prediksi harga Ethereum. *Jurnal Nasional Teknologi Informasi dan Aplikasinya*, 3(4), 1–10.
- 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.v19i2.27063>
- Zamana, M. H., Wahyuningsih, D., & Nugroho, R. Y. Y. (2024). Ekspektasi dinamika kesejahteraan petani di tengah gejolak harga pangan dan inflasi: Studi Jawa Timur, Indonesia. *WELFARE: Jurnal Ilmu Ekonomi*, 5(2), 78–91.