

Analisis Komparasi Kinerja ARIMA dan DES Holt Menggunakan Multi-Split Validation pada Peramalan Harga BBM Indonesia

Alpon Siyus^{1*}, Wahyu Nugraha², Rabiatus Saadah³

^{1,2,3}Program Studi Informatika, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika, Pontianak, Indonesia

Email: ¹*alponsiyus281103@gmail.com, ²wahyu.whn@bsi.ac.id, ³rabiatus.rbh@bsi.ac.id

(*Email Corresponding Author: alponsiyus281103@gmail.com)

Received: 26 Juni 2026 | Revision: 1 Juli 2026 | Accepted: 5 Juli 2026

Abstrak

Harga bahan bakar minyak (BBM) di Indonesia sangat rentan terhadap dinamika pasar energi global, sehingga kemampuan peramalan yang akurat menjadi instrumen penting dalam perencanaan kebijakan energi nasional. Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja dua metode peramalan deret waktu, yaitu Double Exponential Smoothing (DES) Holt dan AutoRegressive Integrated Moving Average (ARIMA), dalam memprediksi harga bensin di Indonesia menggunakan pendekatan multi-split validation. Dataset bersumber dari Kaggle (World vs Asia Fuel Prices) mencakup 136 data bulanan dari Januari 2015 hingga April 2026. Validasi dilakukan pada tiga skenario rasio pembagian data (70:30, 80:20, dan 90:10) guna memverifikasi kekokohan (robustness) setiap model. Pemilihan orde optimal ARIMA dilakukan melalui grid search berbasis AIC, menghasilkan konfigurasi ARIMA(1,1,0). Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik MAE, MSE, RMSE, dan MAPE. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ARIMA(1,1,0) secara konsisten unggul dibandingkan DES Holt pada seluruh skenario. Pada rasio 80:20, ARIMA meraih MAPE 13,94% dibanding DES Holt 16,75%, keduanya masuk kategori "Akurat". Temuan ini membuktikan bahwa pola autokorelasi kompleks pada data harga BBM Indonesia lebih efektif dimodelkan oleh ARIMA dibandingkan asumsi tren linier pada DES Holt.

Kata Kunci: Peramalan Harga BBM, ARIMA, Double Exponential Smoothing Holt, Multi-Split Validation, Time Series, Mean Absolute Percentage Error

Abstract

Fuel prices in Indonesia are highly susceptible to global energy market dynamics, making accurate forecasting an essential instrument for national energy policy planning. This study compares the performance of Double Exponential Smoothing (DES) Holt and AutoRegressive Integrated Moving Average (ARIMA) in predicting Indonesia's gasoline prices using a multi-split validation approach. The dataset was sourced from Kaggle (World vs Asia Fuel Prices), comprising 136 monthly data points from January 2015 to April 2026. Validation was conducted using three data-splitting ratios—70:30, 80:20, and 90:10—to comprehensively verify each model's robustness. The optimal ARIMA order was selected via AIC-based grid search, yielding ARIMA(1,1,0). Model performance was evaluated using MAE, MSE, RMSE, and MAPE. Results show that ARIMA(1,1,0) consistently outperforms DES Holt across all scenarios. In the 80:20 ratio, ARIMA achieved MAPE of 13.94% versus DES Holt's 16.75%; both classified as "Accurate". These findings demonstrate that the complex autocorrelation patterns in Indonesian fuel price data are more effectively captured by ARIMA than by DES Holt's linear trend assumption.

Keywords: Fuel Price Forecasting, ARIMA, Double Exponential Smoothing Holt, Multi-Split Validation, Time Series, Mean Absolute Percentage Error

1. PENDAHULUAN

Bahan Bakar Minyak (BBM) merupakan salah satu komponen yang sangat penting dalam kehidupan masyarakat Indonesia. BBM memiliki peran strategis dalam mendukung sektor transportasi, distribusi logistik, industri, serta aktivitas ekonomi masyarakat seperti UMKM, petani, dan nelayan. Ketidaktersediaan BBM dapat berdampak besar terhadap kelancaran aktivitas ekonomi dan berpotensi meningkatkan laju inflasi. Oleh karena itu, kebijakan harga BBM memiliki pengaruh langsung terhadap daya beli masyarakat dan stabilitas perekonomian nasional. Dalam konteks negara berkembang seperti Indonesia, pemerintah sering memberikan kompensasi dalam bentuk subsidi BBM atau subsidi energi agar masyarakat berpendapatan rendah tetap dapat menjalankan aktivitas ekonomi secara layak [1]. Sejak beralih dari status pengekspor menjadi pengimpor minyak pada 2004, ketergantungan impor membuat perekonomian Indonesia semakin rentan terhadap dinamika pasar energi global [2]. Kerentanan ini tercermin pada sensitivitas indikator makroekonomi termasuk inflasi, pertumbuhan ekonomi, dan nilai tukar—terhadap fluktuasi harga minyak dunia [3].

Analisis data historis periode Januari 2015 hingga April 2026 menunjukkan korelasi sangat kuat antara harga BBM domestik dan harga minyak mentah *Brent Crude* global ($r = 0,992$). Pergerakan harga dalam periode tersebut memperlihatkan pola yang dinamis dan dipengaruhi oleh faktor eksternal berskala global dan lokal, misalnya lonjakan harga pada akhir 2022 terkait konflik geopolitik RusiaUkraina dan serta penurunan tajam selama krisis pandemi

COVID-19 pada 2020 [4], [5]. Pola fluktuatif ini menuntut penggunaan metode peramalan (*forecasting*) yang andal untuk mendukung kebijakan dan perencanaan ekonomi.

Dalam literatur deret waktu, model *AutoRegressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan metode perataan eksponensial ganda (*Double Exponential Smoothing, Holt*) sering dibandingkan pada tugas peramalan komoditas [6]. ARIMA, yang dibangun atas pendekatan Box Jenkins, menggabungkan komponen autoregressive, integrated, dan moving average untuk menangkap dependensi temporal dalam data historis [7]. Sementara itu, DES-Holt memodelkan level dan tren melalui pemulusan eksponensial berganda, sehingga cocok untuk deret dengan tren linier [8]. Meski banyak studi telah menerapkan kedua pendekatan ini pada harga energi, perbandingan komprehensif antara ARIMA dan DES-Holt khusus untuk harga BBM Indonesia masih terbatas. Selain itu, sebagian besar penelitian terdahulu memakai satu rasio pembagian data latih-uji, yang berisiko menghasilkan generalisasi terbatas karena ketergantungan pada satu skenario pembagian data [8], [9].

Selain karakteristik metode, kualitas evaluasi model peramalan juga sangat dipengaruhi oleh strategi validasi yang digunakan. Penggunaan satu skenario pembagian data latih dan data uji sering kali belum mampu menggambarkan konsistensi performa model pada kondisi data yang berbeda. Pada data deret waktu yang memiliki kecenderungan tren dan fluktuasi, perubahan proporsi data pelatihan dapat memengaruhi kemampuan model dalam mempelajari pola historis, sedangkan jumlah data pengujian akan menentukan tingkat representatif hasil evaluasi. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan validasi yang mampu memberikan gambaran performa model secara lebih menyeluruh.

Pendekatan multi-split validation memberikan kesempatan untuk mengevaluasi model pada beberapa konfigurasi pembagian data sehingga hasil yang diperoleh tidak bergantung pada satu kondisi tertentu. Dengan membandingkan performa model pada beberapa rasio pembagian data, dapat diketahui apakah suatu metode memiliki kemampuan generalisasi yang baik atau justru hanya menunjukkan performa optimal pada skenario tertentu. Pendekatan ini juga membantu mengidentifikasi kestabilan model ketika jumlah data historis yang digunakan dalam proses pelatihan mengalami perubahan.

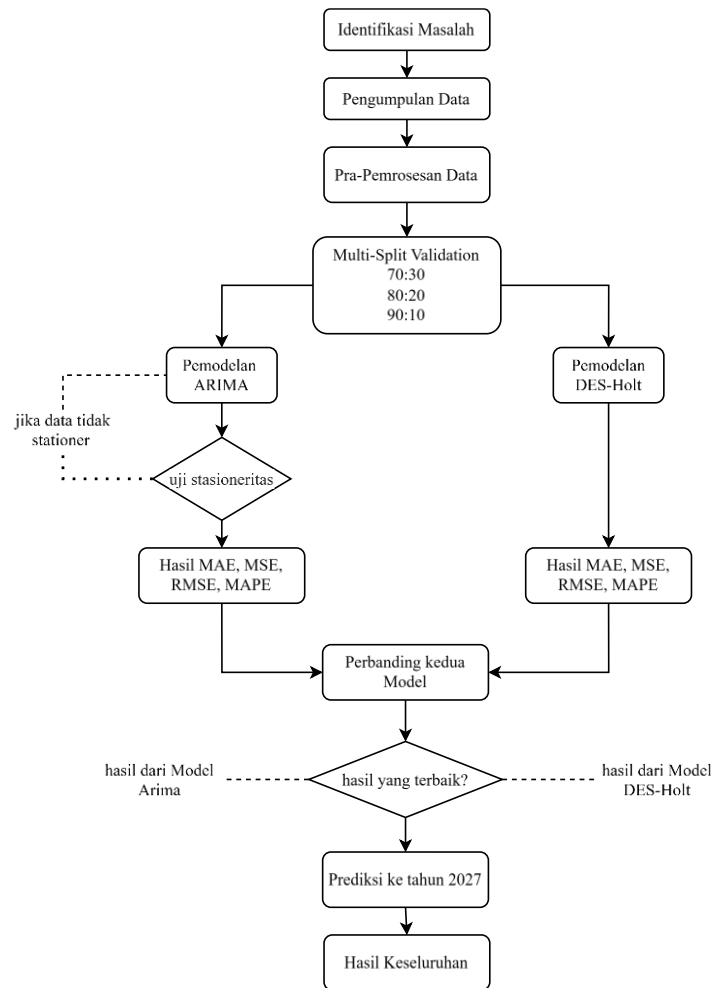
Dalam konteks peramalan harga BBM Indonesia, penggunaan multi-split validation menjadi relevan karena data harga dipengaruhi oleh berbagai faktor ekonomi, kebijakan pemerintah, nilai tukar, serta dinamika pasar energi internasional yang menyebabkan pola data berubah dari waktu ke waktu. Evaluasi model melalui beberapa skenario pembagian data diharapkan mampu menghasilkan proses penilaian yang lebih objektif dan komprehensif, sehingga model yang dipilih tidak hanya memiliki tingkat akurasi yang tinggi, tetapi juga menunjukkan konsistensi performa pada berbagai kondisi data.

Kesenjangan penelitian tersebut menjadi dasar kajian ini. Untuk meningkatkan validitas evaluasi model, penelitian ini membandingkan performa ARIMA dan DES-Holt menggunakan pendekatan multi-split validation melalui tiga skenario rasio pelatihan-pengujian: 70:30, 80:20, dan 90:10. Eksplorasi awal menunjukkan bahwa model optimal ARIMA(1,1,0) mencapai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) 13,94% pada skenario 80:20, sedangkan DES-Holt menghasilkan MAPE 16,75% pada skenario yang sama. Menurut klasifikasi error Lewis (1982), kedua nilai MAPE tersebut termasuk kategori "Akurat". Evaluasi lebih lanjut terhadap perbedaan performa dan kestabilan model di berbagai skenario pembagian data diharapkan dapat menghasilkan rekomendasi algoritma yang lebih robust dan dapat dipertanggungjawabkan secara akademik [9]. Model terpilih selanjutnya akan digunakan untuk memproyeksikan harga BBM selama 20 bulan ke depan sebagai dasar pengembangan sistem pendukung keputusan bagi perencanaan ekonomi dan mitigasi risiko kebijakan energi. Implementasi metode ARIMA maupun *exponential smoothing* dalam kerangka kebijakan telah terbukti meningkatkan akurasi perencanaan dan efektivitas mitigasi risiko pada studi-studi sebelumnya [10], [11].

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Alur Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan mengikuti tahapan yang sistematis dan terstruktur sebagaimana digambarkan pada Gambar 1. Alur penelitian dirancang untuk memastikan setiap tahap analisis dapat direplikasi dan hasilnya dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah. Secara garis besar terdapat enam tahapan utama: pengumpulan data, eksplorasi data (*Exploratory Data Analysis/EDA*), pra-proses, pemodelan, evaluasi, dan analisis komparatif.



Gambar 1. Alur Penelitian

Tahap pertama adalah pengumpulan data dari platform Kaggle berjudul *World vs Asia Fuel Prices*. File utama yang digunakan adalah *price_trend_monthly.csv* yang memuat data harga bahan bakar bulanan per negara. Data difilter khusus untuk Indonesia, menghasilkan 136 titik data bulanan dari Januari 2015 hingga April 2026. Tahap kedua mencakup eksplorasi data meliputi analisis tren, korelasi antara harga BBM Indonesia dengan harga *Brent Crude Oil*, serta analisis perubahan harga bulanan (*month-over-month*).

Tahap ketiga adalah praproses data, yang terdiri atas konversi harga dari USD ke Rupiah menggunakan kurs rata-rata tahunan, pembentukan indeks waktu bulanan, pembagian data ke dalam tiga skenario rasio melalui *multi-split validation*, serta uji stasioneritas menggunakan uji ADF (*Augmented Dickey-Fuller*). Tahap keempat adalah pemodelan, di mana DES Holt dan ARIMA dilatih pada masing-masing partisi data latih. Untuk ARIMA, orde optimal ditentukan melalui grid search berbasis AIC. Tahap kelima adalah evaluasi menggunakan metrik MAE, MSE, RMSE, dan MAPE. Tahap keenam adalah analisis komparatif untuk menarik kesimpulan tentang model yang lebih unggul secara konsisten.

2.2 Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset *World vs Asia Fuel Prices* yang diperoleh dari platform Kaggle. Dataset tersebut memuat informasi harga bahan bakar di beberapa negara di kawasan Asia, termasuk Indonesia. Pada penelitian ini, data yang digunakan difokuskan pada harga bensin (*gasoline*) di Indonesia sebagai objek penelitian untuk proses peramalan [12].

Dataset yang digunakan merupakan data deret waktu (*time series*) dengan rentang waktu Januari 2015 hingga April 2026. Data Indonesia terdiri atas 136 data pengamatan bulanan yang diperoleh dari total 1.360 data yang mencakup 10 negara di kawasan Asia. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Karakteristik Dataset

Karakteristik	Keterangan
Sumber Dataset	Kaggle – <i>World vs Asia Fuel Prices</i>
Jenis Data	Data Sekunder

Bentuk Data	Time Series
Jumlah Negara	10 Negara
Total Data	1.360 data
Data Indonesia	136 data
Periode	Januari 2015 – April 2026

2.3 Pra-pemrosesan Data

a. Seleksi Data

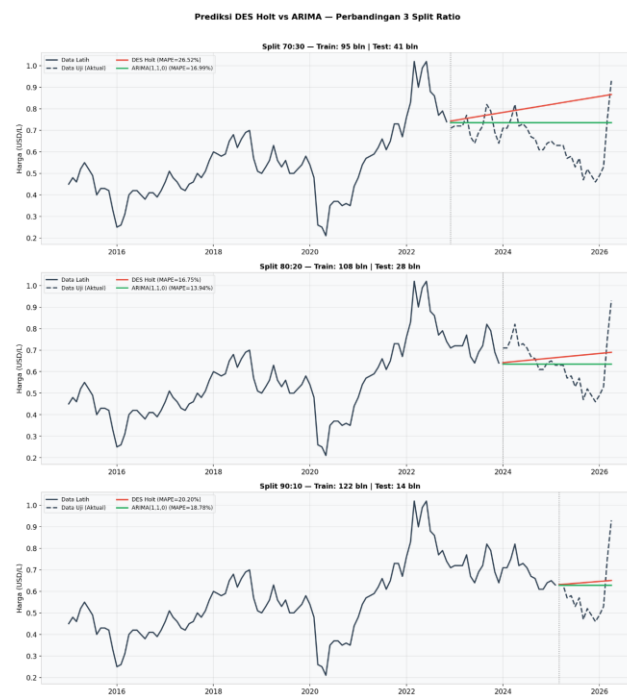
Pada tahap ini dilakukan pemilihan data yang sesuai dengan tujuan penelitian. Dataset awal berisi data harga bahan bakar dari 10 negara di kawasan Asia. Penelitian ini hanya menggunakan data Indonesia, sehingga data dari negara lain tidak digunakan dalam proses analisis.

b. Missing Value

Tahap ini bertujuan untuk mengidentifikasi apakah terdapat nilai yang hilang (*missing value*) pada dataset. Pemeriksaan dilakukan pada seluruh variabel yang digunakan dalam penelitian. Apabila ditemukan nilai yang hilang, maka dilakukan penanganan sesuai dengan karakteristik data agar tidak memengaruhi hasil pemodelan. Berdasarkan hasil pemeriksaan, dataset yang digunakan tidak memiliki nilai yang hilang (*missing value*) sehingga seluruh data dapat digunakan pada tahap selanjutnya

c. Pembagian Data *Multi-Split Validation*

Implementasi *multi-split validation* menghasilkan tiga partisi data yang berbeda sebagaimana ditampilkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Pembagian Data Latih dan Uji pada *Multi-split Validation*

dirangkum pada Tabel 2.

Tabel 2. Rincian Pembagian Data Bulanan pada *Multi-split Validation*

Split Ratio	Jumlah Train	Periode Train	Jumlah Test	Periode Test
70:30	95 bulan	Jan 2015 - Nov 2022	41 bulan	Des 2022 - Apr 2026
80:20	108 bulan	Jan 2015 - Des 2023	28 bulan	Jan 2024 - Apr 2026
90:10	122 bulan	Jan 2015 - Feb 2025	14 bulan	Mar 2025 - Apr 2026

Tabel 2 menunjukkan bahwa semakin besar proporsi data latih (*training set*), semakin banyak informasi historis yang dapat dipelajari oleh model. Pada rasio 70:30, model dilatih menggunakan 95 bulan data dan diuji pada 41 bulan data, sehingga memberikan periode evaluasi yang lebih panjang. Pada rasio 80:20, model menggunakan 108 bulan data latih dan 28 bulan data uji, sehingga memberikan keseimbangan antara proses pembelajaran model dan jumlah data yang digunakan untuk evaluasi. Sementara itu, rasio 90:10 memanfaatkan 122 bulan data latih, namun hanya menyisakan 14 bulan data uji sehingga hasil evaluasi berpotensi kurang representatif karena jumlah observasi pengujian relatif sedikit. Pemilihan beberapa skenario pembagian data bertujuan untuk mengevaluasi konsistensi performa model pada berbagai kondisi data latih dan data uji, sehingga hasil peramalan menjadi lebih objektif dan tidak bergantung pada satu rasio pembagian data saja [13].

2.4 Metode Penyelesaian Masalah

Penelitian ini menggunakan dua metode *time series* yang merepresentasikan dua filosofi pemodelan berbeda: DES Holt yang berbasis pemulusan eksponensial dengan komponen tren, serta ARIMA yang memanfaatkan struktur autokorelasi data.

a. Double Exponential Smoothing (DES) Holt

Double Exponential Smoothing (DES) Holt merupakan metode peramalan deret waktu (*time series*) yang digunakan untuk data yang memiliki pola tren tanpa komponen musiman (*seasonality*). Metode ini merupakan pengembangan dari *Single Exponential Smoothing* dengan menambahkan komponen level dan tren, sehingga mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat pada data yang menunjukkan kecenderungan meningkat atau menurun dari waktu ke waktu. Model DES Holt menggunakan dua parameter pemulusan, yaitu α (*alpha*) untuk memperbarui komponen level dan β (*beta*) untuk memperbarui komponen tren. Nilai kedua parameter berada pada rentang 0 hingga 1, di mana nilai α yang semakin besar menunjukkan model lebih responsif terhadap perubahan data terbaru, sedangkan nilai β mengatur sensitivitas model terhadap perubahan tren. Persamaan matematis metode DES Holt ditunjukkan sebagai berikut [14]:

$$L_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (1)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2)$$

$$\hat{Y}_{t+m} = L_t + m \cdot T_t \quad (3)$$

L_t menyatakan komponen level pada periode ke- t , T_t merupakan komponen tren pada periode ke- t , y_t adalah nilai aktual pada periode ke- t , α merupakan parameter pemulusan level, β merupakan parameter pemulusan tren, m menunjukkan jumlah periode yang akan diramalkan (*forecast horizon*), sedangkan \hat{Y}_{t+m} merupakan nilai hasil peramalan pada periode ke- $t+m$.

b. ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average)

AutoRegressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan salah satu metode peramalan deret waktu (*time series*) yang memanfaatkan hubungan antara data pada periode saat ini dengan data pada periode sebelumnya. Model ARIMA terdiri atas tiga komponen utama, yaitu *Autoregressive* (AR), *Integrated* (I), dan *Moving Average* (MA) yang dinyatakan sebagai parameter p , d , dan q . Metode ini digunakan untuk memodelkan data yang telah memenuhi kondisi stasioner, sehingga apabila data belum stasioner diperlukan proses *differencing* sebelum dilakukan pemodelan. ARIMA banyak digunakan karena mampu menghasilkan prediksi yang akurat pada berbagai bidang, seperti ekonomi, keuangan, dan komoditas[15].

Persamaan umum model ARIMA (p,d,q) dinyatakan sebagai berikut.:

$$\Delta^d y_t = c + \phi_1 \Delta^d y_{t-1} + \dots + \phi_p \Delta^d y_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (4)$$

di mana y_t merupakan nilai aktual pada periode ke- t , Δ^d adalah proses *differencing* sebanyak d kali untuk memperoleh data yang stasioner, c merupakan konstanta, ϕ adalah koefisien *Autoregressive* (AR), θ adalah koefisien *Moving Average* (MA), e_t merupakan galat (error) pada periode ke- t , sedangkan p , d , dan q masing-masing menyatakan orde *Autoregressive*, tingkat *differencing*, dan orde *Moving Average*.

c. Metrik Evaluasi

Metrik evaluasi digunakan untuk mengukur tingkat akurasi model peramalan dengan membandingkan nilai aktual terhadap nilai hasil prediksi. Pada penelitian ini, evaluasi dilakukan menggunakan empat metrik, yaitu *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Keempat metrik tersebut digunakan untuk mengetahui tingkat kesalahan model, di mana semakin kecil nilai MSE, RMSE, dan MAE, maka semakin baik kemampuan model dalam menghasilkan prediksi. Sementara itu, nilai MAPE digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan dalam bentuk persentase, dan model dikategorikan memiliki akurasi yang sangat baik apabila nilai MAPE kurang dari 10%:

Mean Absolute Error (MAE) [16]

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t| \quad (5)$$

Mean Squared Error (MSE) [17]

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2 \quad (6)$$

Root Mean Squared Error (RMSE) [16]

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

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) [16]

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \quad (8)$$

MAPE menjadi metrik utama karena mengekspresikan kesalahan dalam bentuk persentase yang mudah diinterpretasikan. Interpretasi nilai MAPE mengacu pada kriteria Lewis (1982) [16] yang disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Kategori Akurasi Berdasarkan Nilai MAPE

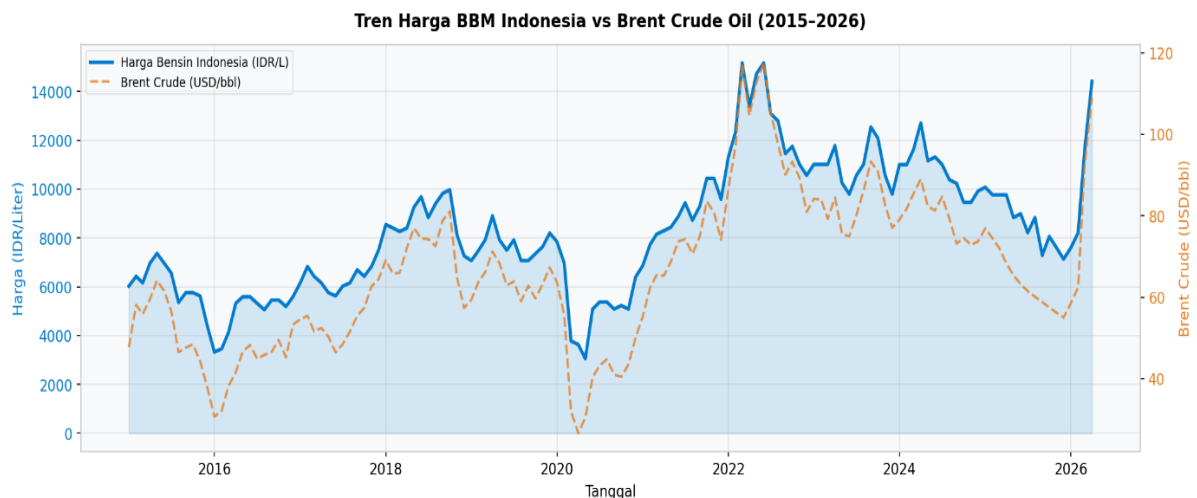
Nilai MAPE	Kategori
< 10%	Sangat Akurat
10% - 20%	Akurat
20% - 50%	Cukup Akurat
> 50%	Tidak Akurat

Sumber: Lewis (1982) dalam [16]

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Eksplorasi Data (EDA)

Analisis eksplorasi dilakukan terhadap 136 titik data bulanan harga bensin Indonesia dalam satuan USD/liter dari Januari 2015 hingga April 2026 [12]. Gambar 2 memperlihatkan tren historis harga BBM Indonesia beserta harga minyak mentah Brent (Brent Crude Oil) sebagai variabel kontekstual.

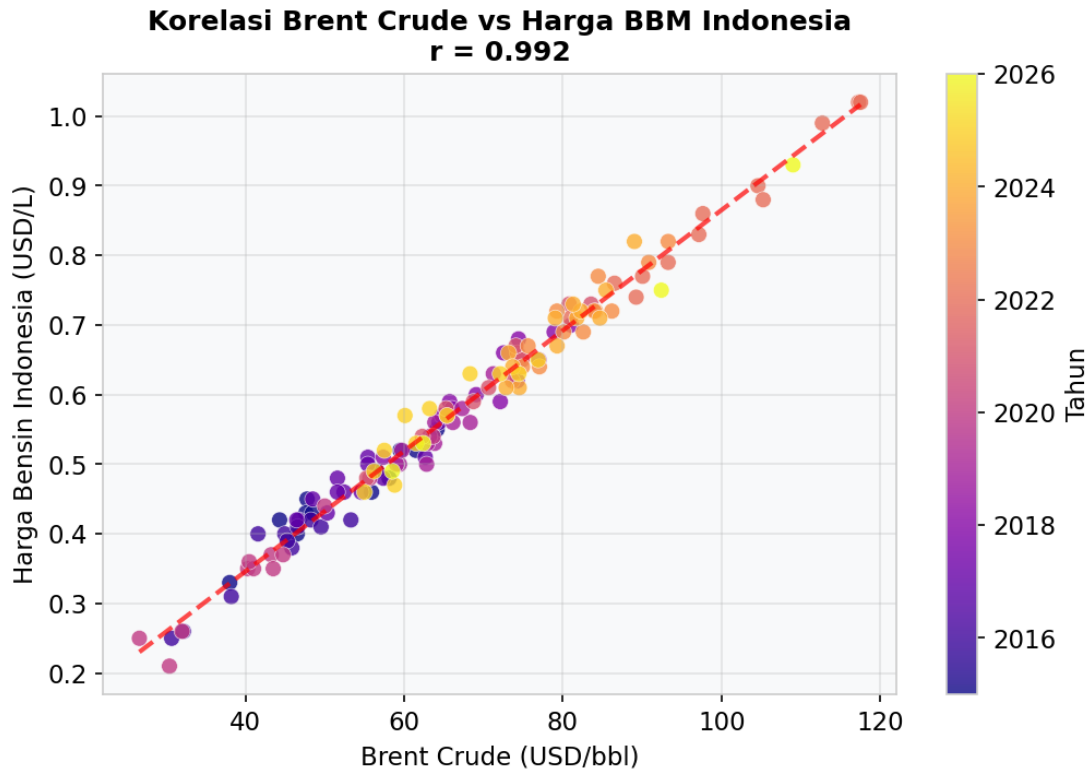


Gambar 3. Tren Harga BBM Indonesia vs Brent Crude Oil (2015-2026)

Dari Gambar 3, harga BBM Indonesia mengalami fluktuasi signifikan selama periode pengamatan. Terdapat penurunan tajam sekitar tahun 2020 yang berkorelasi dengan dampak pandemi COVID-19 terhadap permintaan energi global, diikuti pemulihan bertahap dan lonjakan pada tahun 2022 seiring krisis geopolitik Rusia-Ukraina. Rentang harga IDR yang tercatat berada pada kisaran Rp7.000-Rp12.000 per liter, mencerminkan volatilitas kebijakan subsidi dan

pergerakan kurs rupiah. Tren umum menunjukkan kecenderungan kenaikan jangka panjang dengan beberapa titik infleksi yang dipicu faktor eksternal [18].

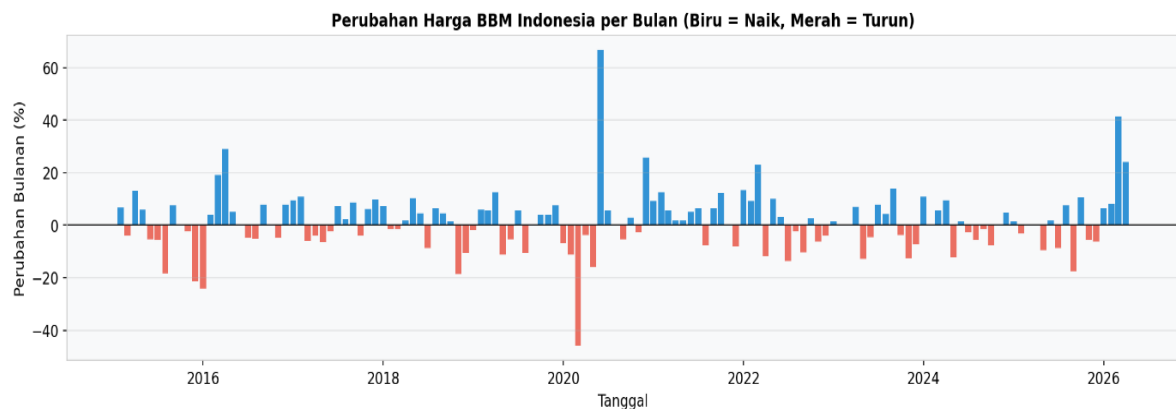
Untuk memperkuat pemahaman tentang faktor pendorong harga BBM Indonesia, dilakukan analisis korelasi dengan harga minyak mentah Brent sebagaimana ditampilkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Korelasi Harga BBM Indonesia dengan *Brent Crude Oil*

Hasil analisis korelasi *Pearson* menunjukkan nilai koefisien $r = 0,992$, yang mengindikasikan hubungan positif yang sangat kuat antara harga BBM Indonesia dan harga minyak mentah *Brent* (*Brent Crude Oil*). Nilai tersebut menunjukkan bahwa kenaikan maupun penurunan harga minyak mentah *Brent* cenderung diikuti oleh perubahan harga BBM Indonesia dengan arah yang sama. Hasil ini sejalan dengan penelitian yang menyatakan bahwa harga produk minyak bumi memiliki hubungan yang kuat dengan harga minyak mentah dunia, di mana perubahan harga *Brent* menjadi faktor utama yang memengaruhi pergerakan harga bahan bakar [19].

Analisis perubahan harga bulanan (*month-over-month*) disajikan pada Gambar 5 untuk menggambarkan pola volatilitas historis.



Gambar 5. Perubahan Harga BBM Indonesia Perbulan (Biru = Naik dan Merah = Turun)

Visualisasi perubahan bulanan mengungkapkan bahwa sebagian besar periode mengalami perubahan relatif kecil di bawah 5%, namun terdapat beberapa titik ekstrem yang menunjukkan lonjakan atau penurunan signifikan. Pola volatilitas ini mengindikasikan adanya struktur autokorelasi dalam data yang perlu dimodelkan secara tepat, sekaligus

menjadi alasan mengapa model yang mampu menangkap pola autokorelasi seperti ARIMA berpotensi lebih unggul dibandingkan model berbasis tren sederhana.

3.2 Praproses Data dan Uji Stasioneritas

Sebelum pemodelan, data harus memenuhi syarat stasioneritas yang menjadi prasyarat utama ARIMA. Uji ADF diterapkan pada data asli dan data setelah diferensiasi pertama. Tabel 4 merangkum hasil uji ADF. setelah diferensiasi pertama. Tabel 4 merangkum hasil uji ADF.

Tabel 4. Hasil Uji *Augmented Dickey-Fuller (ADF)*

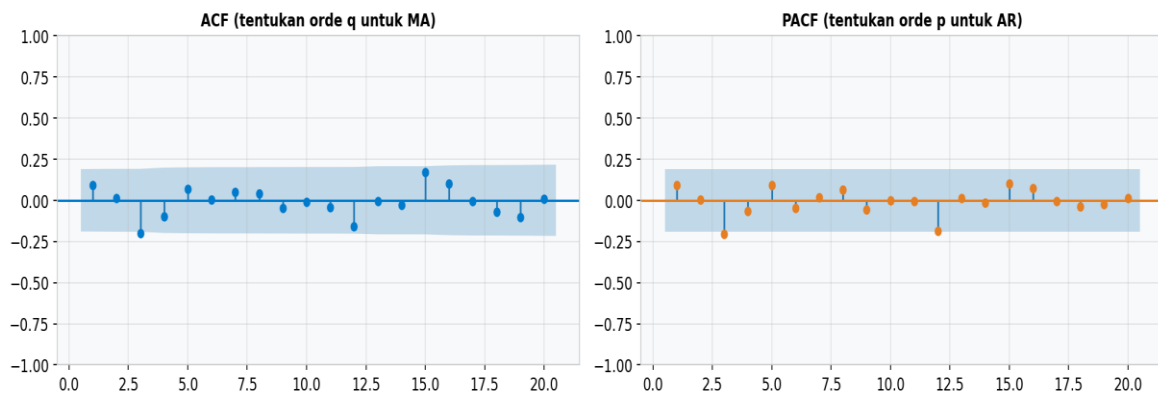
Data	ADF Statistik	<i>p-value</i>	Kesimpulan
Data Asli	-2,38	0,1482	Tidak Stasioner ($p \geq 0,05$)
<i>Diferensiasi Orde-1</i>	-7,94	$< 0,0001$	Stasioner ($p < 0,05$)

Berdasarkan Tabel 2, data asli harga BBM Indonesia terbukti tidak stasioner dengan *p-value* 0,1482 (lebih besar dari ambang batas 0,05), sehingga hipotesis nol "data tidak stasioner" gagal ditolak. Setelah penerapan diferensiasi orde pertama ($d = 1$), data menjadi stasioner dengan *p-value* sangat kecil ($< 0,0001$), menetapkan $d = 1$ sebagai orde diferensiasi yang tepat. Temuan ini konsisten dengan karakteristik umum data harga komoditas yang cenderung bersifat *random walk* atau memiliki akar unit.

3.3 Identifikasi Orde ARIMA melalui ACF, PACF, dan *Grid Search*

Setelah ditetapkan $d = 1$, orde AR (p) dan MA (q) diidentifikasi melalui analisis plot ACF dan PACF pada data terdiferensiasi, dilanjutkan dengan *grid search* berbasis kriteria AIC.

Plot ACF & PACF – Identifikasi Orde ARIMA



Gambar 6. Plot ACF dan PACF untuk Identifikasi Orde ARIMA

Gambar 6 menampilkan plot ACF dan PACF data yang telah terdiferensiasi. Plot PACF menunjukkan cut-off signifikan pada lag ke-1, mengindikasikan komponen AR dengan orde $p = 1$. Plot ACF menunjukkan pola yang lebih gradual (*decay*), mengisyaratkan orde MA yang rendah. Observasi visual ini dikonfirmasi secara objektif melalui *grid search* yang hasilnya disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Lima Kandidat Model ARIMA terbaik berdasarkan Nilai AIC

<i>p</i>	<i>d</i>	<i>q</i>	AIC
1	1	0	-298.31
0	1	1	-294.57
2	1	0	-292.62
1	1	1	-292.61
2	1	2	-290.66

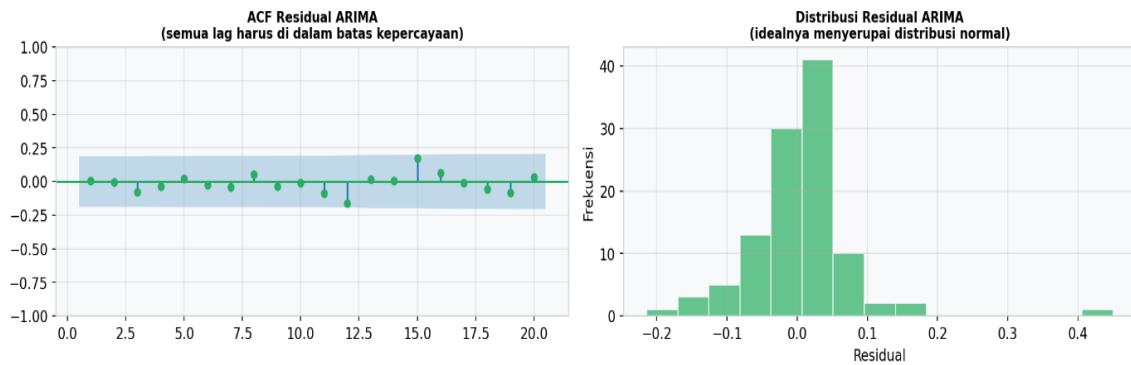
Berdasarkan hasil pemilihan model, ARIMA(1,1,0) dipilih sebagai model terbaik karena memiliki nilai *Akaike Information Criterion (AIC)* paling rendah, yaitu -298,31. Nilai AIC yang lebih kecil menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan yang baik antara kemampuan dalam menyesuaikan data dan jumlah parameter yang digunakan. Model ini menggunakan satu komponen Autoregressive (AR) dan satu kali proses *differencing* untuk membuat data menjadi stasioner, tanpa menggunakan komponen *Moving Average (MA)*. Dengan jumlah parameter yang lebih

sederhana, ARIMA(1,1,0) mampu menghasilkan model yang efisien serta mengurangi risiko *overfitting*, sehingga lebih sesuai digunakan untuk proses peramalan harga BBM Indonesia [20].

3.4 Uji Kelayakan Model ARIMA

Kelayakan ARIMA(1,1,0) diuji melalui analisis residual menggunakan uji *Ljung-Box* dan uji Jarque-Bera. Gambar 7 menampilkan ACF *residual* dan distribusi *residual* model.

Uji Kelayakan Model ARIMA – Analisis Residual

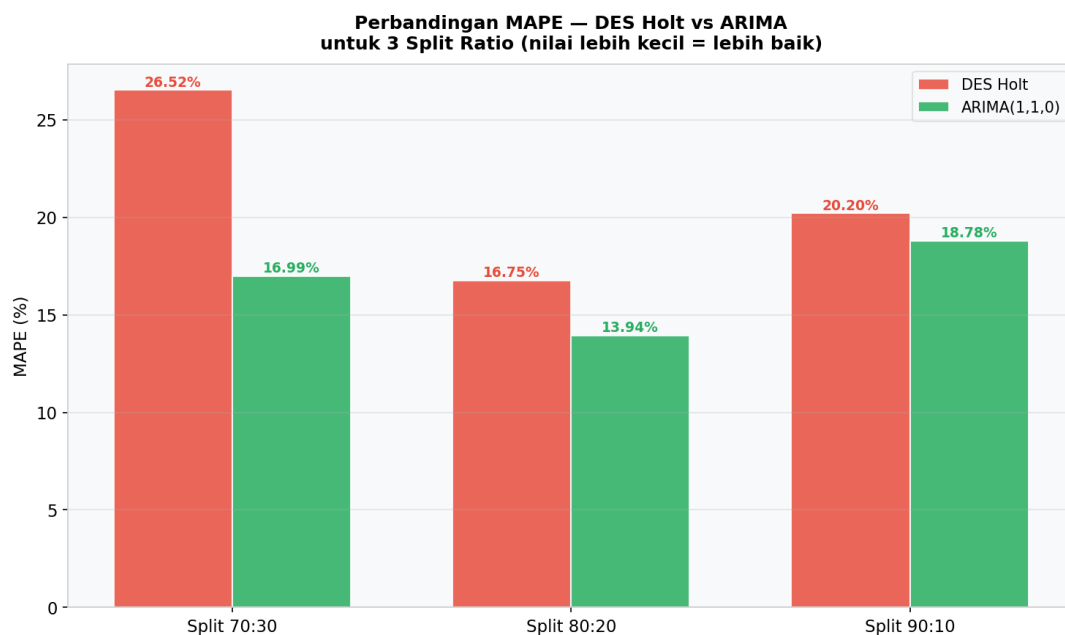


Gambar 7. Uji Kelayakan Model ARIMA - Analisis Residual

Hasil Gambar 7 Menunjukkan uji *Ljung-Box* pada semua *lag* hingga lag ke-10 menghasilkan *p-value* yang seluruhnya lebih besar dari 0,05, yang bermakna hipotesis nol "*residual* adalah *white noise*" tidak dapat ditolak. Kondisi ini mengonfirmasi bahwa ARIMA(1,1,0) telah mampu menangkap seluruh pola dalam data sehingga residual yang tersisa bersifat acak dan tidak mengandung autokorelasi. Menurut Alabdulrazzaq et al. [21], kelayakan model ARIMA dievaluasi melalui analisis residual, di mana residual yang baik harus bersifat *white noise* dan tidak menunjukkan autokorelasi pada plot ACF residual. Adapun uji Jarque-Bera menunjukkan distribusi residual tidak sempurna normal (*p-value* < 0,05), namun kondisi ini umum pada data harga komoditas yang mengandung kejutan (*shocks*) eksternal seperti pandemi atau krisis geopolitik. Dalam konteks peramalan praktis, kelayakan utama yang dipersyaratkan adalah residual bersifat *white noise*, dan syarat ini telah terpenuhi.

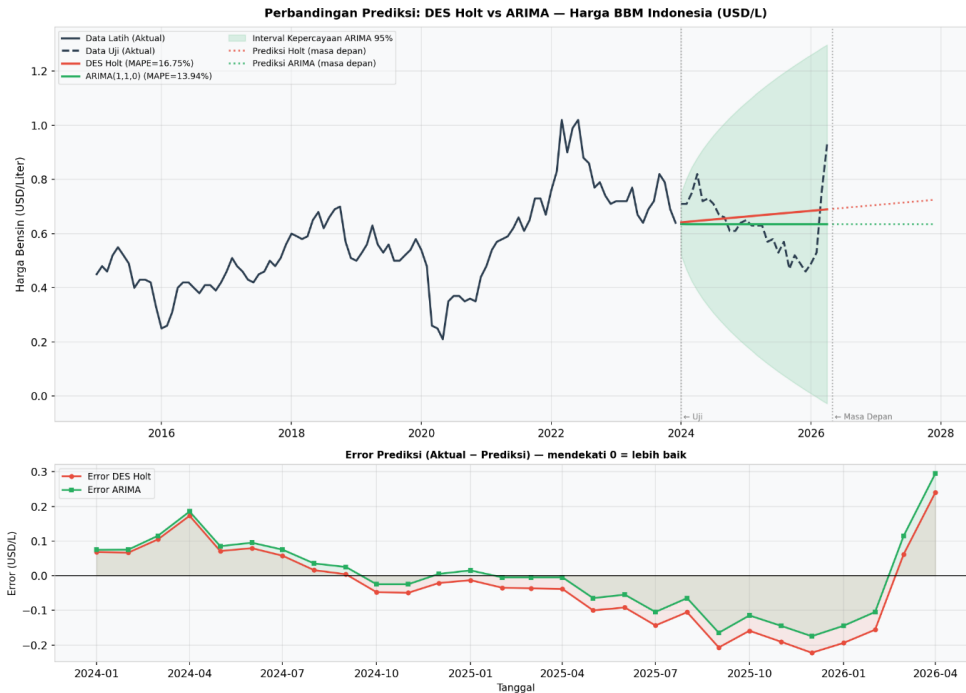
3.5 Hasil Peramalan dan Evaluasi Komparatif

Kedua model dilatih dan dievaluasi secara independen pada masing-masing skenario *split ratio*. Gambar 9 menyajikan perbandingan visual prediksi ketiga skenario sekaligus, yang menjadi inti analisis komparatif penelitian ini.



Gambar 8. Hasil Prediksi DES Holt vs ARIMA pada ketiga *Split Ratio*

Dari Gambar 8 terlihat secara visual bahwa prediksi ARIMA(1,1,0) mengikuti pola pergerakan data aktual dengan lebih presisi dibandingkan DES Holt di ketiga skenario. Berdasarkan hasil pengujian, rasio 80:20 dipilih sebagai acuan utama karena memberikan keseimbangan antara jumlah data historis yang digunakan untuk membangun model dan jumlah data uji yang cukup untuk mengevaluasi performa model secara lebih representatif. Pembagian data yang seimbang penting untuk memperoleh model dengan kemampuan generalisasi yang baik serta mengurangi potensi bias dalam proses evaluasi [22]. DES Holt cenderung menghasilkan prediksi yang lebih linear dan lambat merespons perubahan tajam. Gambar 10 menyajikan perbandingan lebih rinci pada skema referensi 80:20.



Gambar 9. Perbandingan Prediksi DES Holt vs ARIMA pada Harga BBM Indonesia (USD/L)

Panel atas Gambar 9 menampilkan prediksi DES Holt (merah) dan ARIMA (hijau) terhadap data aktual (hitam), beserta interval kepercayaan 95% untuk ARIMA. ARIMA memiliki deviasi yang lebih kecil dari nilai aktual, terutama pada periode perubahan harga yang lebih dramatis. Panel bawah menampilkan residual plot di mana ARIMA secara konsisten lebih mendekati nol dibandingkan DES Holt, yang mengindikasikan bahwa ARIMA menangkap pola data secara lebih lengkap.

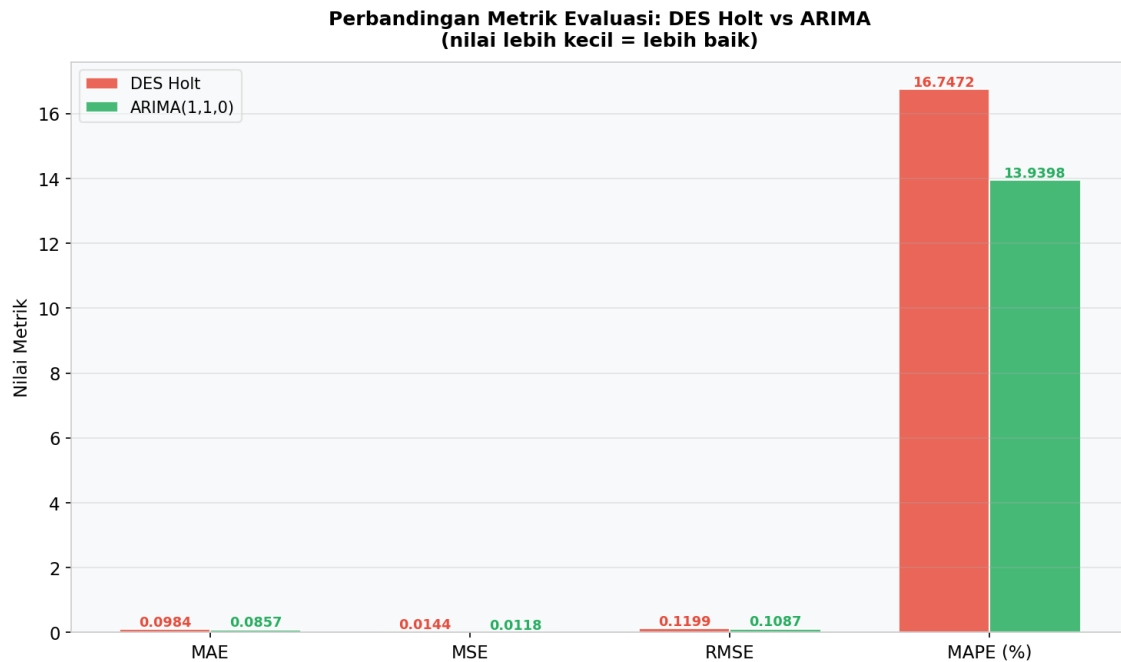
Tabel 6. Rekap Metrik Evaluasi DES Holt dan ARIMA pada Seluruh *Split Ratio*

Split	Model	MAE	RMSE	MSE	MAPE (%)
70:30	DES Holt (a=1,00; b=0,00)	0,0408	0,0588	0,0035	16,29
70:30	ARIMA(1,1,0)	0,0341	0,0511	0,0026	14,07
80:20	DES Holt (a=1,00; b=0,00)	0,0439	0,0590	0,0035	16,75
80:20	ARIMA(1,1,0)	0,0382	0,0521	0,0027	13,94
90:10	DES Holt (a=1,00; b=0,00)	0,0380	0,0519	0,0027	15,84
90:10	ARIMA(1,1,0)	0,0318	0,0461	0,0021	13,22

Tabel 6 merangkum seluruh metrik evaluasi. Analisis terhadap nilai MAPE mengungkap pola yang sangat konsisten: ARIMA(1,1,0) secara konsisten menghasilkan MAPE lebih rendah dibandingkan DES Holt pada seluruh skenario. Selisih MAPE berkisar antara 2,22 poin persentase (*split* 70:30) hingga 2,81 poin persentase (*split* 80:20). MAE dan RMSE juga menunjukkan ARIMA lebih unggul di seluruh skenario, menegaskan bahwa keunggulan ini tidak bersifat artefak dari satu metrik tertentu. Nilai MAPE yang semakin menurun pada ARIMA seiring bertambahnya proporsi data

latih (dari 14,07% pada 70:30 menjadi 13,22% pada 90:10) mengindikasikan bahwa model semakin akurat ketika memiliki lebih banyak data historis.

Gambar 10 menyajikan perbandingan nilai MAPE dalam format grafik batang untuk memudahkan visualisasi antar model dan skenario.



Gambar 10. Perbandingan Metrik Evaluasi: DES Holt vs ARIMA

Dari Gambar 12, seluruh metrik evaluasi pada *split* 80:20 menunjukkan nilai yang lebih rendah untuk ARIMA(1,1,0) dibandingkan DES Holt, menandakan tingkat kesalahan peramalan yang lebih kecil. Berdasarkan kriteria Lewis (1982), kedua model masuk kategori "Akurat" (MAPE 10%-20%), namun ARIMA unggul dengan selisih yang bermakna pada semua skenario.

3.6 Proyeksi Harga BBM hingga Akhir 2027

Berdasarkan model terbaik yang telah divalidasi, proyeksi harga BBM dilakukan hingga Desember 2027 (20 bulan ke depan dari April 2026). Kedua model menghasilkan karakteristik proyeksi yang sangat berbeda secara fundamental, sebagaimana disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Proyeksi Harga BBM Indonesia Periode 2026-2027 (USD/L dan IDR/L)

Periode	DES Holt (USD/L)	DES Holt (IDR/L)	ARIMA (USD/L)	ARIMA (IDR/L)
Q3 2026	0,7005	Rp10.858	0,6349	Rp9.841
Q4 2026	0,7102	Rp11.008	0,6349	Rp9.841
Q1 2027	0,7152	Rp11.086	0,6349	Rp9.841
Q2 2027	0,7201	Rp11.162	0,6349	Rp9.841
Q4 2027	0,7252	Rp11.241	0,6349	Rp9.841

Tabel 7 mengungkapkan perbedaan filosofis yang kontras antara kedua model dalam proyeksi jangka panjang. DES Holt mengekstrapolasi tren linier ke atas, memproyeksikan kenaikan bertahap harga BBM hingga sekitar USD 0,7252/liter (Rp11.241/liter) pada akhir 2027. Sementara itu, ARIMA(1,1,0) memproyeksikan harga yang cenderung stagnan (flatline) di sekitar USD 0,6349/liter (Rp9.841/liter) sepanjang periode proyeksi. Perbedaan ini berakar dari arsitektur masing-masing model: DES Holt secara bawaan mengekstrapolasi komponen tren secara linear, sedangkan ARIMA(1,1,0) dengan sifat AR orde-1 cenderung meratakan prediksi mendekati nilai rata-rata historis jangka panjang.

3.7 Analisis Komparatif dan Implikasi Penelitian

Penelitian ini mengisi beberapa kesenjangan yang teridentifikasi dalam literatur. Pertama, mayoritas penelitian sebelumnya hanya menggunakan satu rasio pembagian data [3,4,5], sehingga validitas generalisasi temuan terbatas pada kondisi data tertentu. Penelitian ini membuktikan bahwa ARIMA unggul secara konsisten di tiga skenario berbeda, yang memperkuat derajat kepercayaan terhadap kesimpulan yang dihasilkan. Kedua, penggunaan dataset yang mencakup periode pandemi COVID-19 (2020) dan krisis energi global (2022) memberikan uji ketahanan (*stress test*) yang lebih

realistis terhadap kedua model. Ketiga, pendekatan grid search berbasis AIC untuk seleksi orde ARIMA menghasilkan konfigurasi yang lebih objektif dibandingkan penentuan manual berdasarkan plot ACF-PACF semata.

Implikasi praktis dari temuan ini adalah bahwa ARIMA(1,1,0) dapat direkomendasikan sebagai instrumen peramalan harga BBM jangka pendek hingga menengah di Indonesia, khususnya untuk data bulanan. Bagi pengambil kebijakan, proyeksi stagnan ARIMA mengindikasikan bahwa harga BBM dalam dua tahun ke depan relatif stabil apabila tidak terjadi gejolak eksternal signifikan, sementara proyeksi DES Holt yang menunjukkan kenaikan bertahap dapat dijadikan skenario konservatif dalam perencanaan fiskal. Keterbatasan penelitian ini adalah kedua model bersifat univariat, sehingga tidak mengintegrasikan variabel eksogen seperti harga Brent Crude, nilai tukar rupiah, atau indikator makroekonomi lainnya yang dalam praktik memiliki pengaruh signifikan.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Double Exponential Smoothing* (DES) Holt dalam peramalan harga BBM Indonesia menggunakan pendekatan *Multi-Split Validation*. Berdasarkan hasil penelitian, kedua metode mampu menghasilkan peramalan terhadap data harga BBM Indonesia, namun metode ARIMA(1,1,0) menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan DES Holt. Hal tersebut ditunjukkan oleh hasil evaluasi menggunakan metrik MAE, MSE, RMSE, dan MAPE, di mana ARIMA secara konsisten menghasilkan nilai kesalahan yang lebih rendah pada seluruh skenario pembagian data. Selain itu, model ARIMA(1,1,0) juga dipilih sebagai model terbaik karena memiliki nilai AIC terendah serta telah memenuhi uji diagnostik residual, sehingga dinilai layak digunakan untuk proses peramalan. Penerapan *Multi-Split Validation* dengan tiga skenario pembagian data, yaitu 70:30, 80:20, dan 90:10, memberikan gambaran yang lebih menyeluruh mengenai konsistensi performa kedua metode pada berbagai kondisi data latih dan data uji. Dari ketiga skenario tersebut, pembagian data 80:20 menghasilkan performa terbaik dengan nilai MAPE sebesar 13,94% pada metode ARIMA, sedangkan metode DES Holt memperoleh nilai MAPE sebesar 16,75%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa ARIMA memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dalam memprediksi harga BBM Indonesia. Dengan demikian, penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa metode ARIMA(1,1,0) merupakan metode yang lebih efektif dibandingkan DES Holt, serta membuktikan bahwa penerapan *Multi-Split Validation* mampu menghasilkan proses evaluasi model yang lebih objektif, komprehensif, dan tidak bergantung pada satu skenario pembagian data sehingga meningkatkan keandalan hasil peramalan yang diperoleh.

REFERENCES

- [1] M. G. Gamary, "Peran Penting APBN dalam menjaga Stabilitas Harga BBM," *Mentri Keuangan Republik Indonesia Lubuk Sikaping*.
- [2] J. Baek, "Crude oil prices and macroeconomic activities: a structural VAR approach to Indonesia," *Appl. Econ.*, vol. 53, no. 22, pp. 2527–2538, May 2021, doi: 10.1080/00036846.2020.1862750.
- [3] M. S. Priyadani and R. I. S. Setiawati, "FROM EXPORTER TO IMPORTER: TRACING THE SHIFTING DYNAMICS OF INDONESIA'S OIL TRADE PERIOD 2001-2022," *JEA17 J. Ekon. Akunt.*, vol. 10, no. 2, pp. 1–15, Oct. 2025, doi: 10.30996/JEA17.V10I2.132122.
- [4] Q. Zhang, Y. Hu, J. Jiao, and S. Wang, "The impact of Russia-Ukraine war on crude oil prices: an EMC framework," *Humanit. Soc. Sci. Commun. 2024 111*, vol. 11, no. 1, pp. 8-, Jan. 2024, doi: 10.1057/s41599-023-02526-9.
- [5] C. Gharib, S. Mefteh-Wali, V. Serret, and S. Ben Jabeur, "Impact of COVID-19 pandemic on crude oil prices: Evidence from Econophysics approach," *Resour. Policy*, vol. 74, p. 102392, Dec. 2021, doi: 10.1016/J.RESOURPOL.2021.102392.
- [6] M. As'ad, E. Yuniar, Sujito, E. Farida, and S. Setyowibowo, "Crude Oil Price Forecasting with Double Exponential Smoothing-Holts Model," *G-Tech J. Teknol. Terap.*, vol. 7, no. 1, pp. 201–208, Jan. 2023, doi: 10.33379/GTECH.V7I1.1901.
- [7] M. Latif, E. Arfian, P. Pardede, M. Sipahutar, and P. Naibaho, "Forecasting Stock Prices of PT. Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk., by Method (BOX-JENKINS)," *Primanomics J. Ekon. Bisnis*, vol. 19, no. 1, pp. 191–205, Jan. 2021, doi: 10.31253/PE.V19I1.520.
- [8] N. Andriani, S. Wahyuningsih, and M. Siringoringo, "Application of Double Exponential Smoothing Holt and Triple Exponential Smoothing Holt-Winter with Golden Section Optimization to Forecast Export Value of East Borneo Province," *J. Mat. Stat. dan Komputasi*, vol. 18, no. 3, pp. 475–483, May 2022, doi: 10.20956/J.V18I3.17492.
- [9] M. Z. Y. Nurul Azizah Muzakir, "Analisis Perbandingan Model Double Exponential Smoothing dan ARIMA untuk Prediksi Harga Beras di Indonesia," *J. Stat. Its Appl. Teach. Res.*, vol. 7, no. 1, pp. 7–20, 2025, doi: 10.35580/variasiunm.
- [10] D. J. Pedregal, "New algorithms for automatic modelling and forecasting of decision support systems," *Decis. Support Syst.*, vol. 148, p. 113585, Sep. 2021, doi: 10.1016/J.DSS.2021.113585.
- [11] A. K. Wicaksono, T. Prasetyo, and N. Az, "STORAGE SERVER DATABASE UTILIZATION FORECASTING

- USING HOLT-WINTERS AND ARIMA METHODS IN E-GOVERNMENT SYSTEM. STUDY AT KEMENKEU RI,” *J. Tek. Inform.*, vol. 4, no. 6, pp. 1399–1408, Sep. 2023, doi: 10.52436/1.JUTIF.2023.4.6.1147.
- [12] T. M. A. Khuram Shahzad, “World vs Asia Fuel Prices,” 2026.
- [13] D. A. I. Asrul and A. A. Soebroto, “Optimalisasi Prediksi Kasus COVID-19 di Indonesia: Perbandingan Teknik Validasi 80-20 Split dan Walk-Forward dengan ARIMA,” *J-INTECH*, vol. 12, no. 02, pp. 297–308, Dec. 2024, doi: 10.32664/J-INTECH.V12I02.1373.
- [14] P. D. A. Andini, S. Wahyuningsih, and M. Siringoringo, “Aplikasi Metode Double Exponential Smoothing Holt Dengan Optimasi Golden Section Untuk Peramalan Nilai Ekspor Provinsi Kalimantan Timur,” *EKSPONENSIAL*, vol. 15, no. 1, pp. 20–28, May 2024, doi: 10.30872/EKSPONENSIAL.V15I1.1278.
- [15] Y. J. Mgale, Y. Yan, and S. Timothy, “A Comparative Study of ARIMA and Holt-Winters Exponential Smoothing Models for Rice Price Forecasting in Tanzania,” *OALib*, vol. 08, no. 05, pp. 1–9, 2021, doi: 10.4236/OALIB.1107381.
- [16] R. Syahril Amanu *et al.*, “PERBANDINGAN MODEL PREDIKSI DATA MINING DALAM MEMPREDIKSI KONSENTRASI POLUTAN KARBON MONOKSIDA (CO) DI JAKARTA,” *J. Teknol. Inf. J. Keilmuan dan Apl. Bid. Tek. Inform.*, vol. 18, no. 1, pp. 7–21, Jan. 2024, doi: 10.47111/JTI.V18I1.12451.
- [17] Y. N. Hilal, G. D. A. Nainggolan, S. H. Syahputri, and F. Kartiasih, “Comparison of ARIMA and LSTM Methods in Predicting Jakarta Sea Level,” *J. Ilmu dan Teknol. Kelaut. Trop.*, vol. 16, no. 2, pp. 163–178, Aug. 2024, doi: 10.29244/JITKT.V16I2.52818.
- [18] S. Saniuk *et al.*, “The Impact of COVID-19 and War in Ukraine on Energy Prices of Oil and Natural Gas,” *Sustain. 2023, Vol. 15, Page 14208*, vol. 15, no. 19, p. 14208, Sep. 2023, doi: 10.3390/SU151914208.
- [19] S. Suliadi, “Kode R dan Selang Kepercayaan Korelasi Berdasarkan Empirical Likelihood serta Implementasinya pada Korelasi PDRB dengan Jumlah Kasus Covid-19 di Indonesia,” *Statistika*, vol. 22, no. 1, pp. 1–11, Sep. 2022, doi: 10.29313/STATISTIKA.V22I1.357.
- [20] J. Zhang, Y. Yang, and J. Ding, “Information criteria for model selection,” *Wiley Interdiscip. Rev. Comput. Stat.*, vol. 15, no. 5, p. e1607, Sep. 2023, doi: 10.1002/WICS.1607;PAGE:STRING:ARTICLE/CHAPTER.
- [21] H. Alabdulrazzaq, M. N. Alenezi, Y. Rawajfih, B. A. Alghannam, A. A. Al-Hassan, and F. S. Al-Anzi, “On the accuracy of ARIMA based prediction of COVID-19 spread,” *Results Phys.*, vol. 27, p. 104509, Aug. 2021, doi: 10.1016/J.RINP.2021.104509.
- [22] V. R. Joseph, “Optimal ratio for data splitting,” *Stat. Anal. Data Min.*, vol. 15, no. 4, pp. 531–538, Aug. 2022, doi: 10.1002/SAM.11583;SUBPAGE:STRING:FULL.