

Peramalan Harga Minyak Mentah Indonesia dengan Model Hibrida ARIMA–FTS Cheng

Erin Jihan Wahyu Kusuma, Etik Zukhronah*, Yuliana Susanti

Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Program Studi Statistika, Universitas Sebelas Maret, Surakarta, Indonesia

Email: ¹jihanwk01@student.uns.ac.id, ^{2,*}etikzukhronah@staff.uns.ac.id, ³yulianasusanti@staff.uns.ac.id

Email Penulis Korespondensi: etikzukhronah@staff.uns.ac.id

Abstrak—Pertumbuhan ekonomi merupakan salah satu indikator utama keberhasilan kegiatan ekonomi. Ketersediaan minyak mentah yang memadai berperan penting dalam mendukung perkembangan ekonomi suatu negara. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan harga minyak mentah Indonesia menggunakan model hibrida *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)–*Fuzzy Time Series* (FTS) Cheng. Data yang digunakan merupakan data bulanan harga minyak mentah Indonesia periode Januari 2013 hingga April 2023 sebagai data *training* dan Mei 2023 hingga Desember 2024 sebagai data *testing*. Data *training* dimodelkan menggunakan ARIMA, selanjutnya residu ARIMA dimodelkan menggunakan FTS Cheng. Peramalan hibrida ARIMA-FTS Cheng diperoleh dengan menjumlahkan hasil peramalan ARIMA dan FTS Cheng. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model hibrida ARIMA-FTS Cheng memiliki nilai MAPE pada data *training* sebesar 7,46% dan pada data *testing* sebesar 4,57%. Dengan demikian, model hibrida ARIMA-FTS Cheng sesuai untuk meramalkan harga minyak mentah Indonesia.

Kata Kunci: Peramalan; Harga Minyak Mentah; Hibrida; ARIMA; FTS Cheng; MAPE

Abstract—Economic growth is a key indicator of successful economic activities, with adequate crude oil availability playing a crucial role in supporting a country's economic development. This study aims to forecast Indonesian crude oil prices using an Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)–Fuzzy Time Series (FTS) Cheng hybrid model. The data utilized consists of monthly Indonesian crude oil prices from January 2013 to April 2023 for training and from May 2023 to December 2024 for testing. The training data is modeled using ARIMA, and the residuals from the ARIMA model are subsequently analyzed using the FTS Cheng approach. The hybrid ARIMA-FTS Cheng forecast is generated by combining the predictions from both the ARIMA and FTS Cheng models. The results of the study show that the hybrid ARIMA–FTS Cheng model produced an MAPE of 7.46% on the training data and 4.57% on the testing data. Therefore, the ARIMA–FTS Cheng hybrid model is considered suitable for forecasting Indonesia's crude oil prices.

Keywords: Forecasting; Crude Price Oil; Hybrid; ARIMA; FTS Cheng; MAPE

1. PENDAHULUAN

Pertumbuhan ekonomi merupakan parameter utama yang mencerminkan tingkat keberhasilan pembangunan suatu negara. Dalam proses pembangunan ekonomi, sektor energi memegang peranan penting, khususnya minyak mentah yang digunakan sebagai bahan bakar utama dalam aktivitas industri, transportasi, pembangkit listrik, dan lain-lain. Stabilitas dan ketersediaan harga minyak mentah menjadi faktor utama yang sangat mempengaruhi kestabilan ekonomi nasional maupun global. Harga minyak mentah, yang ditetapkan bulanan oleh Kementerian Energi dan Sumber Daya Mineral (ESDM) dalam satu dolar Amerika Serikat per barel (US\$/barel), telah menunjukkan dinamika yang signifikan, seperti penurunan tajam pada 2014 akibat overproduksi minyak mentah dari negara-negara penghasil minyak [1], kenaikan pada 2016–2018 karena meningkatnya permintaan dunia [2], penurunan pada November 2018 akibat pertumbuhan ekonomi dunia yang melambat [3], dan anjlok hingga US\$22,38 per barel pada 2020 saat pandemi COVID-19 [4]. Kondisi ini menegaskan pentingnya peramalan harga minyak mentah untuk mendukung pengambilan kebijakan dan strategi ekonomi yang adaptif terhadap perubahan global. Penelitian ini menggunakan pendekatan hibrida *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)–*Fuzzy Time Series* (FTS) Cheng untuk meningkatkan akurasi peramalan dan diukur dengan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

Harga minyak mentah yang bersifat dinamis dan tidak selalu mengikuti pola tetap karena dipengaruhi oleh faktor global. Dalam analisis data runtun waktu, ARIMA merupakan pendekatan yang banyak digunakan, khususnya untuk data yang menunjukkan pola tren. Model ini mampu menangani data runtun waktu yang menunjukkan pola non-stasioner [5]. Namun demikian, ketidakpastian dalam data yang dipengaruhi oleh faktor global tidak dapat dijelaskan secara optimal oleh model ini. Sebagai alternatif, metode FTS Cheng menawarkan pendekatan berbasis logika *fuzzy* yang efektif dalam menangani data runtun waktu yang mengandung ketidakpastian [6]. Oleh karena itu, penggabungan kedua model, ARIMA dan FTS Cheng dalam bentuk model hibrida, diyakini dapat meningkatkan akurasi peramalan secara signifikan. Menurut Zhang [7], pendekatan hibrida yang menggabungkan kedua model mampu menangkap berbagai pola dalam data yang kompleks, sehingga hasil peramalan menjadi lebih akurat.

Pendekatan ini didasarkan pada beberapa penelitian sebelumnya yang mengevaluasi model ARIMA FTS Cheng, dan hibrida dalam berbagai konteks peramalan. Pertama, Tunggal dan Prathivi [8] membandingkan ARIMA dan (*Long Short-Term Memory*) LSTM dalam meramalkan harga saham harian BNI. Diketahui bahwa model ARIMA menghasilkan nilai MAPE lebih rendah, yaitu sebesar 1%, dibandingkan LSTM yang memiliki MAPE 3%. Kedua, Fakhriyana dan Brilliant [9] menerapkan FTS Cheng dan Markov Chain untuk meramalkan harga minyak mentah dan diketahui bahwa FTS Cheng lebih unggul dengan MAPE sebesar 4,08%. Ketiga, Sari dan Sa'adah [10] membandingkan FTS Cheng dan FTS Chen dalam meramalkan harga beras di Banyumas dan diketahui bahwa nilai MAPE model FTS Cheng sebesar 4,78% dan nilai MAPE model FTS Chen sebesar 9,57%. Keempat, Bidin dkk. [11] menggunakan model FTS Cheng untuk harga minyak mentah di Malaysia dan diketahui bahwa nilai MAPE model FTS Cheng <10%. Kelima, Neyun dkk.

[12] menggunakan model hibrida ARIMA-FTS Cheng untuk harga saham PT Telkom dan diketahui bahwa nilai MAPE model hibrida ARIMA-FTS Cheng sebesar 1,03% untuk data *training* dan 1,09% untuk data *testing*. Keenam, Mayanti dkk. [13] menerapkan hibrida ARIMA-FTS Cheng untuk produksi kelapa sawit dan diketahui model hibrida ARIMA (6,1,4)-FTS Cheng memiliki nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 0,1061.

Fokus penelitian ini adalah pada peramalan harga minyak mentah Indonesia yang memiliki fluktuasi yang cukup tajam dan tidak beraturan, berbeda dengan objek penelitian sebelumnya seperti saham atau komoditas pangan yang lebih stabil. Oleh karena itu, pemilihan model hibrida ARIMA-FTS Cheng dipilih karena mampu meningkatkan akurasi peramalan pada data dengan pola yang kompleks. Selain itu, penggunaan data historis yang panjang selama 12 tahun, mulai dari tahun 2013 hingga 2024, memberikan kemudahan dalam mengidentifikasi pola data.

Berdasarkan penelitian tersebut, dapat disimpulkan bahwa kombinasi ARIMA dan FTS Cheng berpotensi menjadi solusi optimal untuk peramalan data ekonomi yang kompleks, termasuk harga minyak mentah Indonesia. Penelitian ini memberikan kebaruan berupa penggunaan data yang lebih panjang, yaitu dari Januari 2013 hingga Desember 2024, serta penggabungan dua model yang saling melengkapi, untuk memperoleh hasil peramalan yang lebih baik. Oleh karena itu, tujuan utama penelitian ini adalah melakukan peramalan harga minyak mentah Indonesia menggunakan hibrida ARIMA-FTS Cheng, serta mengevaluasi performa model tersebut berdasarkan nilai MAPE. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan model peramalan hibrida yang lebih kompleks di masa mendatang, serta lebih mendalami penggunaan peramalan runtun waktu dalam ekonomi dan industri Indonesia.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari situs resmi Kementerian ESDM mengenai harga minyak mentah Indonesia pada Januari 2013 hingga Desember 2024. Data tersebut dibagi menjadi dua yaitu data *training* yang terdiri dari bulan Januari 2013 hingga April 2023 sebanyak 124 data dan data *testing* yang terdiri dari bulan Mei 2023 hingga Desember 2024 sebanyak 20 data.

2.1 Tahapan Penelitian

Berdasarkan data yang telah dibagi menjadi data *training* dan data *testing*, dapat dilakukan empat tahapan penelitian. Gambar 1 menunjukkan diagram alir tahapan penelitian.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

- Melakukan pemodelan data *training* menggunakan ARIMA.
 - Membuat plot runtun waktu pada data *training* untuk mengidentifikasi pola data.
 - Melakukan uji stasioneritas data terhadap variansi menggunakan transformasi Box Cox dan uji stasioneritas terhadap rata-rata dengan melihat plot ACF data.
 - Menentukan orde ARIMA berdasarkan plot ACF dan PACF data yang sudah stasioner.
 - Melakukan estimasi dan uji signifikansi parameter.
 - Melakukan uji diagnostik model meliputi uji normalitas residu menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov dan Uji *white noise* menggunakan uji Ljung Box.
 - Melakukan peramalan menggunakan model ARIMA yang memenuhi uji diagnostik model.
- Melakukan pemodelan data residu model ARIMA menggunakan FTS Cheng.
- Menghitung nilai peramalan data *training* dan data *testing* model hibrida ARIMA-FTS Cheng.
- Menghitung nilai MAPE data *training* dan data *testing*.

2.2 Autoregressive Moving Average (ARIMA)

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan salah satu model yang dikembangkan oleh Box dan Jenkins. Model ARIMA ini merupakan penggabungan dari model Autoregressive (AR) dan model *Moving Average* (MA) dengan tambahan *differencing* karena data tidak stasioner. Pemodelan ARIMA dapat dilakukan dalam tiga tahapan, yaitu identifikasi model, estimasi parameter, dan uji diagnostik model [5]. Persamaan ARIMA(p,d,q) dapat dituliskan pada Persamaan (1).

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B) a_t \quad (1)$$

dengan,

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$$

Pemodelan ARIMA dilakukan dengan menguji stasioneritas data terlebih dahulu. Data dikatakan stasioner apabila data memiliki fluktuasi di sekitar rata-rata atau konstan. Stasioner dibagi menjadi dua, yaitu stasioner dalam variansi dan

stasioner dalam rata-rata [14]. Stasioneritas dalam variansi dievaluasi menggunakan transformasi Box-Cox, yang bergantung pada nilai parameter λ [5]. Apabila data sudah stasioner dalam variansi, langkah selanjutnya adalah melakukan pemeriksaan stasioner data dalam rata-rata dengan melihat grafik *Autocorrelation Function* (ACF). Data yang tidak stasioner dalam rata-rata menunjukkan grafik ACF yang turun secara perlahan seiring bertambahnya lag, yang mengindikasikan adanya pola tren, sehingga perlu dilakukan proses *differencing*. Selanjutnya menentukan orde ARIMA berdasarkan plot ACF dan PACF. Setelah didapatkan model ARIMA, dilakukan uji signifikansi parameter berdasarkan nilai p -value nya. Model dinyatakan signifikan apabila p -value $< \alpha$. Model yang signifikan dilakukan uji asumsi residu yang terdiri dari uji asumsi *white noise* dan uji normalitas. Uji asumsi *white noise* dilakukan menggunakan Uji Ljung-Box [5]. Uji normalitas digunakan untuk mengetahui apakah residu berdistribusi normal atau tidak. Uji ini dapat dilakukan dengan uji Kolmogorov-Smirnov [15].

2.3 Fuzzy Time Series (FTS) Cheng

Model FTS Cheng merupakan pengembangan lebih lanjut dari model *Fuzzy Time Series* yang lebih memperhatikan panjang interval serta bobot elemen yang mempengaruhi peramalan [16].

Berikut merupakan langkah-langkah peramalan FTS Cheng.

- Menentukan himpunan semesta U dengan menentukan nilai terkecil dan terbesar pada data aktual.
- Menentukan panjang interval menggunakan metode *average-based* dengan membagi himpunan semesta ke beberapa interval dengan panjang yang sama. Langkah-langkah menentukan panjang interval dengan metode berbasis rata-rata adalah yang pertama, menentukan nilai mutlak selisih antara Y_{t+1} dengan Y_t , selanjutnya menghitung setengah dari rata-rata nilai mutlak selisih, yang ketiga, menentukan basis panjang interval berdasarkan nilai yang diperoleh pada langkah sebelumnya sesuai dengan Tabel 1, dan yang terakhir membulatkan nilai panjang interval sesuai dengan basis interval yang terpilih dan digunakan sebagai panjang interval [17].

Tabel 1. Basis Interval

Rentang	Basis
0,1-1	0,1
1,1-10	1
11-100	10
101-1000	100

- Melakukan partisi interval dari himpunan semesta U apabila suatu interval memiliki jumlah data (frekuensi) yang lebih besar dari rata-rata frekuensi maka keseluruhan interval akan dibagi menjadi 2 [18].
- Menentukan himpunan *fuzzy* dari himpunan semesta U dan melakukan fuzzifikasi. Himpunan *fuzzy* $A_1, A_2, \dots, A_n$ dapat didefinisikan sebagai berikut [19].

$$A_1 = \left\{ \frac{1}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \dots + \frac{0}{u_n} \right\}$$

⋮

$$A_n = \left\{ \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \dots + \frac{0,5}{u_{n-1}} + \frac{1}{u_n} \right\}$$

- Menetapkan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) pada data yang sudah di fuzzifikasi, dua himpunan fuzzy yang berurutan $A_{i(t-1)}$ dan A_{j_t} dapat dinyatakan sebagai FLR $A_i \rightarrow A_j$.
- Membentuk *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG). FLR yang memiliki A_i (*current state*) yang sama dapat dikelompokkan menjadi grup FLR.
- Menentukan matriks pembobot dari FLRG. Selanjutnya mentransfer bobot FLRG ke bentuk matriks pembobot yang telah di standardisasi (W^*) dengan rumus yang dapat dilihat pada Persamaan (2).

$$W_n(A_i) = W_1^*, W_2^*, \dots, W_j^* = \frac{w_1}{\sum_{i=1}^j w_i}, \frac{w_2}{\sum_{i=1}^j w_i}, \dots, \frac{w_j}{\sum_{i=1}^j w_i} \quad (2)$$

- Menentukan nilai peramalan. Berdasarkan langkah sebelumnya, dapat dilakukan perhitungan nilai peramalan dengan mengalikan matriks pembobot terstandarisasi ($W_n(A_i)$) dengan matriks defuzzifikasi (L_{df}) yang ditulis pada Persamaan (3).

$$F_t = L_{df(t-1)} \times W_{n(t-1)} \quad (3)$$

- Menentukan peramalan adaptif. Rumus menghitung nilai peramalan adaptif ditulis pada Persamaan (4).

$$\hat{Z}_t = Z_{t-1} + h(F_t - Z_{t-1}) \quad (4)$$

dengan Z_{t-1} adalah nilai aktual pada waktu ke $t-1$ dan h adalah parameter pembobotan dengan nilai berkisar dari 0,001-1.

2.4 Hibrida ARIMA-FTS Cheng

Model hibrida merupakan gabungan dari dua model yang berbeda sehingga diharapkan memiliki hasil yang lebih baik. Model ARIMA digunakan untuk memodelkan pola linear, lalu nilai residu yang didapat digunakan untuk pemodelan pola non linear dengan FTS Cheng. Model hibrida ARIMA–FTS Cheng dituliskan dalam Persamaan (5) [7].

$$\hat{Z}_t = \hat{Z}_t^{(1)} + \hat{Z}_t^{(2)} \quad (5)$$

dengan $\hat{Z}_t$ merupakan nilai peramalan model hibrida ARIMA–FTS Cheng pada waktu ke- t , $\hat{Z}_t^{(1)}$ merupakan nilai peramalan model ARIMA pada waktu ke- t , dan $\hat{Z}_t^{(2)}$ merupakan nilai peramalan model FTS Cheng pada waktu ke- t .

2.5 Evaluasi Data

Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui seberapa baik model yang terbentuk berdasarkan nilai residu yang dihasilkan. MAPE sangat cocok digunakan untuk data yang memiliki nilai aktual yang besar. Evaluasi model ini menggambarkan seberapa besar kesalahan dalam melakukan peramalan dibandingkan dengan nilai aktual, seperti yang dirumuskan pada Persamaan (6) [20].

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{|Z_t|} \times 100\% \quad (6)$$

Setelah diperoleh nilai MAPE dari hasil peramalan, langkah selanjutnya adalah menginterpretasikan tingkat akurasi peramalan tersebut. Untuk itu, digunakan klasifikasi tingkat akurasi berdasarkan nilai MAPE yang telah. Tabel 2 berikut menjelaskan kriteria interpretasi tingkat akurasi berdasarkan nilai MAPE [21].

Tabel 2. Kriteria MAPE

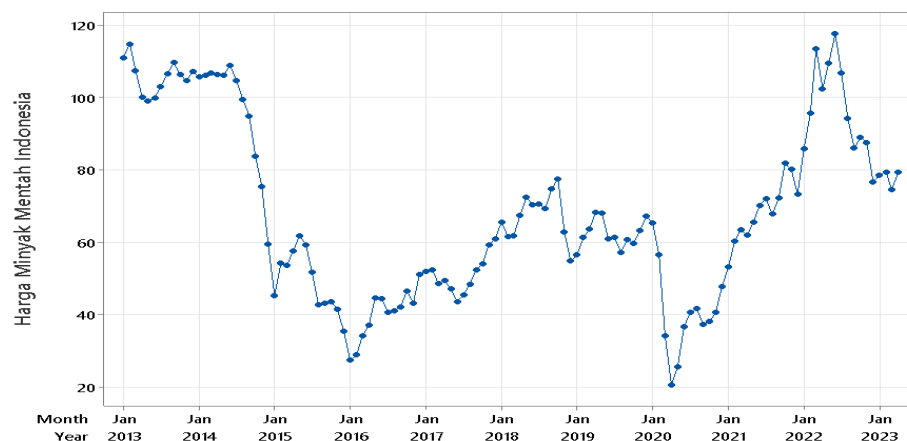
Tingkat Akurasi	Persentase MAPE
Sangat Akurat	<10%
Akurat	10% - 20%
Kurang Akurat	20% - 50%
Tidak Akurat	>50%

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini, menjelaskan terkait hasil penelitian pada peramalan harga minyak mentah Indonesia menggunakan metode hibrida ARIMA–FTS Cheng.

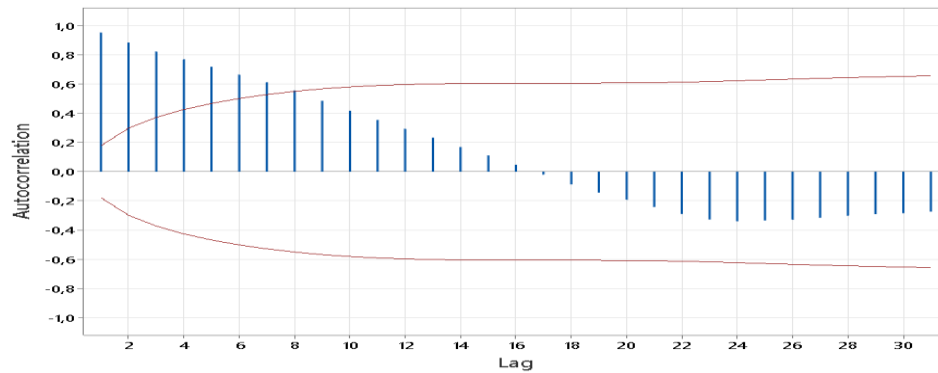
3.1 Pemodelan dengan ARIMA

Pemodelan menggunakan metode ARIMA dilakukan dengan beberapa tahap, diantaranya identifikasi model, estimasi dan pengujian parameter, serta uji diagnostik model yang diuji menggunakan software Minitab. Tahap identifikasi model dimulai dengan memeriksa stasioneritas data dalam rata-rata dan variansi. Plot data *training* harga minyak mentah Indonesia pada periode Januari 2013 hingga April 2023 disajikan pada Gambar 2. Pemeriksaan ini dilakukan untuk mengetahui apakah data perlu dilakukan transformasi dan *differencing*.



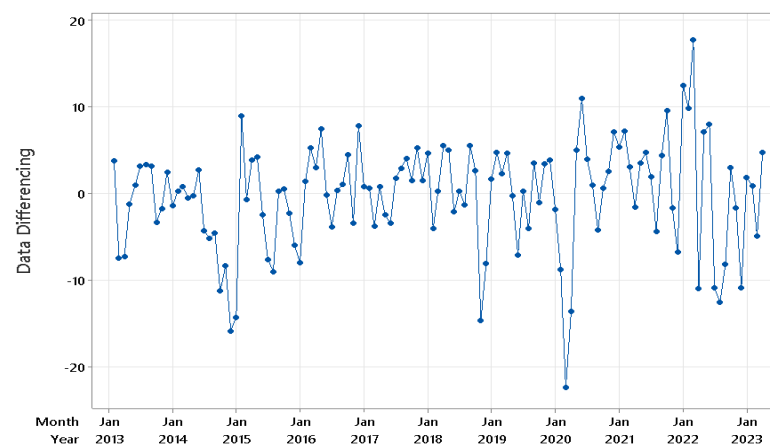
Gambar 2. Plot Data Harga Minyak Mentah Indonesia

Berdasarkan Gambar 2, data menunjukkan penurunan yang cukup signifikan pada periode Juni 2013 hingga Januari 2014, diikuti dengan tren naik seiring berjalannya waktu. Selain itu, plot ACF data harga minyak mentah pada Gambar 3 menunjukkan penurunan secara perlahan menuju nilai nol, yang mengindikasikan bahwa data tidak stasioner dan memiliki pola tren.



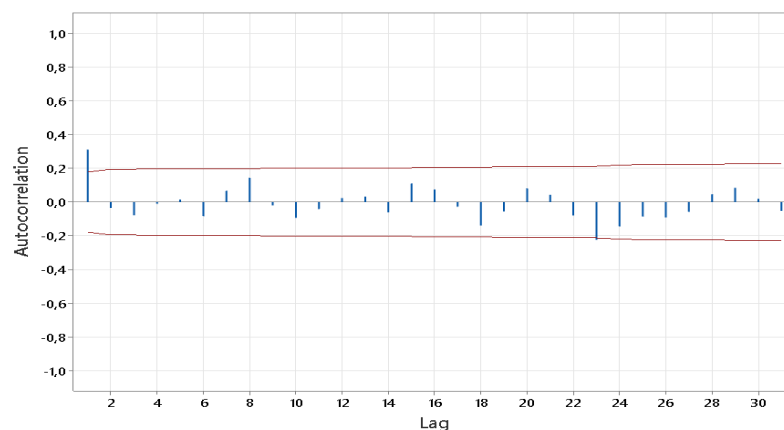
Gambar 3. Plot ACF Data Harga Minyak Mentah Indonesia

Stasioneritas data terhadap variansi dapat dilihat berdasarkan nilai lambda yang diperoleh melalui transformasi Box-Cox. Hasil uji Box-Cox menunjukkan bahwa nilai lambdanya sebesar satu ($\lambda = 1$) yang mengindikasikan bahwa data sudah stasioner terhadap variansi dan tidak memerlukan transformasi.



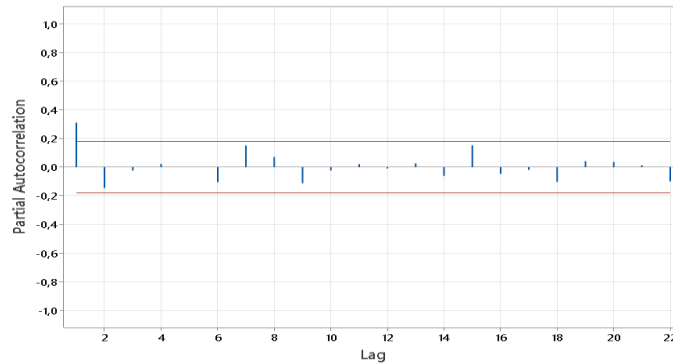
Gambar 4. Plot Data Harga Minyak Mentah Indonesia *Differencing 1*

Setelah itu, dilakukan pemeriksaan stasioneritas data terhadap rata-rata. Gambar 3 menunjukkan bahwa data harga minyak mentah Indonesia belum stasioner, yang ditandai dengan adanya pola tren sehingga perlu dilakukan proses *differencing*. Gambar 4 menunjukkan plot data harga minyak mentah Indonesia setelah dilakukan *differencing* satu kali telah berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata. Selain itu, Gambar 5 menunjukkan bahwa ACF pada lag pertama melewati batas kritis dan lag selanjutnya mendekati nilai nol. Oleh karena itu, dapat diketahui bahwa data telah stasioner terhadap rata-rata.



Gambar 5. Plot ACF Data Harga Minyak Mentah Differencing 1

Langkah selanjutnya adalah identifikasi model ARIMA menggunakan plot ACF dan PACF dari data yang telah stasioner. Gambar 5 menunjukkan plot ACF signifikan pada lag pertama sehingga diperoleh orde MA yaitu $q = 1$. Selanjutnya Gambar 6 menunjukkan bahwa plot PACF signifikan pada lag pertama sehingga diperoleh orde AR yaitu $p = 1$. Oleh karena itu, beberapa model dugaan ARIMA yang diperoleh pada data harga minyak mentah Indonesia adalah ARIMA(1,1,0), ARIMA(0,1,1), dan ARIMA(1,1,1).

**Gambar 6.** Plot PACF Data Harga Minyak Mentah Differencing 1

Berdasarkan model yang diperoleh pada tahap identifikasi model, selanjutnya dilakukan estimasi dan pengujian parameter menggunakan metode *maximum likelihood*. Hasil estimasi parameter dan nilai signifikansi setiap model ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Estimasi Parameter Model ARIMA

Model	Parameter	Koefisien	$p - value$	Keterangan
ARIMA(1,1,0)	ϕ_1	0,3155	0,000	Signifikan
ARIMA(0,1,1)	θ_1	-0,3608	0,000	Signifikan
ARIMA(1,1,1)	ϕ_1	0,017	0,946	Tidak signifikan
	θ_1	-0,346	0,148	Tidak signifikan

Sebuah *parameter* dikatakan signifikan apabila nilai $p-value < \alpha = 0,05$. Tabel 3 menunjukkan bahwa model ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(0,1,1) memiliki nilai $p-value = 0$ sehingga dapat diketahui bahwa terdapat dua parameter yang signifikan yaitu pada model ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(0,1,1).

Setelah melakukan estimasi dan uji signifikansi parameter, dilakukan uji diagnostik model dengan melakukan uji normalitas dan uji asumsi *white noise* atau independensi residu. Residu *white noise* memenuhi asumsi apabila nilai $p-value > \alpha = 0,05$ dan residu berdistribusi normal memenuhi asumsi apabila nilai $p-value > \alpha = 0,05$. Hasil uji diagnostik model dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Uji Diagnostik Model

Model	Uji Normalitas	<i>White Noise</i>
ARIMA(1,1,0)	Tidak Memenuhi	Memenuhi
ARIMA(0,1,1)	Memenuhi	Memenuhi

Berdasarkan Tabel 4, model yang memenuhi uji diagnostik adalah ARIMA(0,1,1). Selanjutnya melakukan peramalan data *training* dengan model ARIMA(0,1,1) yang dituliskan dengan simbol $\hat{Z}_t^{(1)}$ dan dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai Peramalan ARIMA(0,1,1)

Tanggal	Z_t	$\hat{Z}_t^{(1)}$	a_t
Januari 2013	111,07	-	-
Februari 2013	114,86	111,798	3,062
⋮	⋮	⋮	⋮
April 2023	79,34	72,955	6,385

3.2 Pemodelan dengan FTS Cheng

Pemodelan FTS Cheng menggunakan data residu dari model ARIMA(0,1,1). Langkah pertama adalah mendefinisikan himpunan semesta U . Berdasarkan data residu model ARIMA(0,1,1) pada Tabel 6 dapat diketahui nilai residu minimum (D_{min}) sebesar -19,56 dan nilai residu maksimum (D_{maks}) sebesar 16,11. Misalkan $D_1 = 0,24$ dan $D_2 = 0,09$ maka diperoleh himpunan semesta U adalah $U = [-19,8 ; 16,2]$.

Tabel 6. Nilai Absolut Selisih Residu

Tanggal	a_t	$ a_t - a_{t+1} $
Februari 2013	3,062	-
Maret 2013	-8,545	11,607
⋮	⋮	⋮
April 2023	6,385	10,917

Selanjutnya, menentukan panjang interval menggunakan metode *average-based*. Berdasarkan Tabel 6, nilai rata-rata residu diperoleh sebesar 6,23 sehingga dapat diketahui nilai setengah rata-rata residu sebesar 3,116. Berdasarkan Tabel 1, nilai 3,116 masuk pada basis 1 dan dapat dibulatkan menjadi 3. Oleh karena itu, ditetapkan bahwa panjang interval pada model hibrida ARIMA–FTS Cheng adalah 3. Setelah diketahui nilai U dan panjang interval, dilakukan partisi interval yang dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Interval Nilai Residu

Interval	Frekuensi
$u_1 = [-19,8; -16,8]$	2
$u_2 = [-16,8; -13,8]$	2
$\vdots$	$\vdots$
$u_{12} = [13,2; 16,2]$	2

Nilai rata-rata frekuensi pada Tabel 7 sebesar 10,25. Dapat diketahui bahwa interval u_5 , u_6 , u_7 , u_8 , dan u_9 memiliki nilai frekuensi yang lebih besar dari nilai rata-rata frekuensi sehingga interval tersebut akan dipartisi menjadi masing-masing dua interval yang lebih kecil dan sama besar. Hasil proses partisi interval dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Interval Nilai Residu setelah dilakukan Partisi

Interval	Frekuensi	Nilai Tengah
$u_1 = [-19,8; -16,8]$	2	-18,30
$u_2 = [-16,8; -13,8]$	2	-15,30
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$u_{17} = [13,2; 16,2]$	2	14,70

Berdasarkan Tabel 8, interval nilai residu bertambah dari 12 interval menjadi 17 interval. Selanjutnya, 17 interval tersebut diubah ke dalam bentuk himpunan *fuzzy*. Setelah didapatkan himpunan *fuzzy*, dilakukan fuzzifikasi nilai residu model ARIMA(0,1,1). Berdasarkan data yang telah di fuzzifikasi, dua himpunan fuzzy yang berurutan, yaitu $A_{i(t-1)}$ dan A_{j_t} dapat dinyatakan sebagai FLR $A_i \rightarrow A_j$. Tabel 9 menunjukkan hasil fuzzifikasi dan FLR dari nilai residu model ARIMA.

Tabel 9. Fuzzifikasi dan FLR Nilai Residu Data *Training*

Bulan	a_t	Fuzifikasi	FLR
Februari 2013	3,062	A_{12}	-
Maret 2013	-8,545	A_4	$A_{12} \rightarrow A_4$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
Maret 2023	-4,532	A_7	$A_9 \rightarrow A_7$
April 2023	6,385	A_{14}	$A_7 \rightarrow A_{14}$

Berdasarkan FLR yang sudah didapatkan pada Tabel 9, ditentukan nilai FLRG seperti pada Tabel 10.

Tabel 10. FLRG Model ARIMA–FTS Cheng

FLRG
$A_1 \rightarrow A_5(1), A_{16}(1)$
$A_2 \rightarrow A_4(1), A_8(1)$
$\vdots$
$A_{16} \rightarrow A_6(1), A_{12}(1)$
$A_{17} \rightarrow A_1(1), A_{13}(1)$

Setelah didapatkan FLRG pada Tabel 10, dapat ditentukan matriks pembobot hibrida ARIMA-FTS Cheng. Matriks pembobot tersebut selanjutnya dilakukan standarisasi sehingga didapatkan hasil perhitungan matriks pembobot terstandarisasi pada Tabel 11.

Tabel 11. Matriks Pembobot Terstandarisasi

	A_1	A_2		A_{16}	A_{17}
A_1	0	0	$\dots$	$\frac{1}{2}$	0
A_2	0	0		0	0
			$\vdots$		
A_{16}	0	0		0	0
A_{17}	$\frac{1}{2}$	0	$\dots$	0	0

Berdasarkan Tabel 11, dapat dilakukan perhitungan nilai peramalan dengan melihat matriks pembobot terstandarisasi yang dikalikan dengan nilai tengah interval dari data sebelumnya. Langkah selanjutnya adalah menentukan nilai peramalan adaptif menggunakan Persamaan (4). Penelitian ini menggunakan konstanta $h = 1$ dan didapatkan nilai peramalan adaptif model FTS Cheng yang dituliskan dengan simbol $\hat{Z}_t^{(2)}$ pada Tabel 12.

Tabel 12. Nilai Peramalan Adaptif Model FTS Cheng

Bulan	$\hat{Z}_t^{(2)}$
Februari 2013	-
Maret 2013	-1,048
$\vdots$	$\vdots$
April 2023	-1,860

3.3 Peramalan Hibrida ARIMA-FTS Cheng

Setelah mendapatkan nilai peramalan dari model ARIMA dan FTS Cheng, langkah selanjutnya menghitung nilai peramalan menggunakan model hibrida. Hasil perhitungan nilai peramalan hibrida ARIMA(0,1,1)-FTS Cheng data *training* dapat dilihat pada Tabel 13.

Tabel 13. Nilai Peramalan Hibrida ARIMA(0,1,1)-FTS Cheng Data *Training*

Bulan	$\hat{Z}_t^{(1)}$	$\hat{Z}_t^{(2)}$	$\hat{Z}_t$
Februari 2013	111,798	-	-
Maret 2013	115,965	-1,048	114,917
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
Maret 2023	79,122	-0,298	78,824
April 2023	72,955	-1,860	71,095

Berdasarkan nilai peramalan hibrida data *training* pada Tabel 13, dapat dilakukan perhitungan peramalan hibrida ARIMA(0,1,1)-FTS Cheng untuk data *testing*. Tabel 14 menunjukkan hasil peramalan ARIMA(0,1,1) untuk data *testing*.

Tabel 14. Nilai Peramalan dan Residu Data *Testing* Model ARIMA(0,1,1)

Bulan	Z_t	$\hat{Z}_t^{(1)}$	a_t
Mei 2023	70,12	81,644	-11,524
Juni 2023	69,36	65,962	3,398
Juli 2023	75,06	70,586	4,474
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
November 2024	71,83	74,471	-2,641
Desember 2024	71,61	70,877	0,733

Residu model yang didapatkan pada Tabel 14 digunakan untuk peramalan model FTS Cheng dengan model hibrida yang diperoleh pada pemodelan data *training*. Tabel 15 menunjukkan fuzzifikasi residu model ARIMA berdasarkan model FTS Cheng pada model hibrida.

Tabel 15. Fuzzifikasi Nilai Residu Data *Testing*

Bulan	Fuzzifikasi
Mei 2023	A_3
Juni 2023	A_{12}
Juli 2023	A_{13}
$\vdots$	$\vdots$
November 2024	A_8
Desember 2024	A_{10}

Setelah didapatkan nilai fuzzifikasi pada Tabel 15, langkah selanjutnya adalah melakukan peramalan data *testing* dengan tahapan yang sama seperti peramalan data *training*. Hasil nilai peramalan dan nilai peramalan adaptif dapat dilihat pada Tabel 16.

Tabel 16. Nilai Peramalan dan Peramalan Adaptif Data *Testing* Metode FTS Cheng

Bulan	F_t	$\hat{Z}_t^{(2)}$
Mei 2023	2,077	2,077
Juni 2023	-9,298	-9,298
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
November 2023	-0,016	-0,016

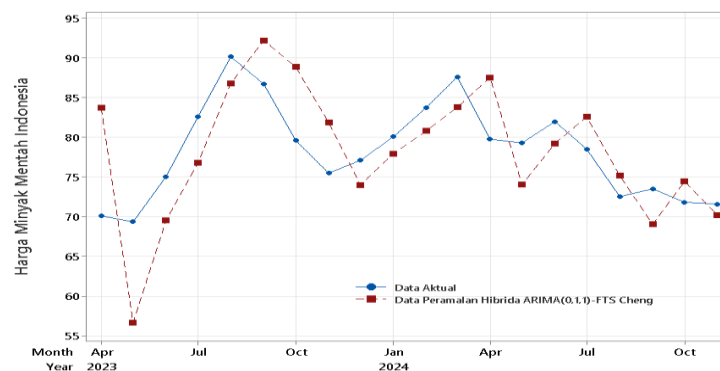
Bulan	F_t	$\hat{Z}_t^{(2)}$
Desember 2024	-0,673	-0,673

Setelah didapatkan nilai peramalan data *testing* pada model ARIMA dan FTS Cheng pada Tabel 16, dapat dilakukan perhitungan nilai peramalan hibrida ARIMA-FTS Cheng dengan menjumlahkan nilai peramalan pada model ARIMA dan model FTS Cheng. Hasil perhitungan nilai peramalan hibrida ARIMA(0,1,1)-FTS Cheng ditunjukkan pada Tabel 17.

Tabel 17. Nilai Peramalan Hibrida ARIMA(0,1,1)-FTS Cheng Data *Testing*

Bulan	$\hat{Z}_t^{(1)}$	$\hat{Z}_t^{(2)}$	$\hat{Z}_t$
Mei 2023	81,644	2,077	83,721
Juni 2023	65,962	-9,298	56,665
⋮	⋮	⋮	⋮
Desember 2024	70,877	-0,673	70,20

Berdasarkan Tabel 17, nilai peramalan model hibrida ARIMA(0,1,1)-FTS Cheng merupakan penjumlahan dari nilai peramalan model ARIMA(0,1,1) dan FTS Cheng. Plot perbandingan data aktual dan nilai peramalan data *testing* dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Plot Nilai Aktual dan Hasil Peramalan Data *Testing*

Berdasarkan Gambar 7, dapat diketahui bahwa pola data peramalan hibrida ARIMA(0,1,1)-FTS Cheng mengikuti pola data aktual meskipun terdapat beberapa perbedaan nilai antara hasil peramalan dan data aktual pada titik-titik tertentu. Oleh karena itu, perlu dilakukan evaluasi model untuk mengetahui lebih jelas apakah data peramalan hibrida ARIMA(0,1,1)-FTS Cheng cukup baik. Untuk mengevaluasi performa model, akurasi ARIMA(0,1,1)-FTS Cheng dihitung menggunakan MAPE dengan memilih dan dipilih nilai MAPE terkecil untuk meminimalkan kesalahan dalam peramalan. Nilai MAPE pada peramalan model ARIMA(0,1,1)-FTS Cheng ditunjukkan pada Tabel 18.

Tabel 18. Nilai MAPE Model hibrida ARIMA(0,1,1)-FTS Cheng

Model	MAPE	
	<i>Training</i>	<i>Testing</i>
ARIMA(0,1,1)-FTS Cheng	7,46%	4,57%

Berdasarkan Tabel 18, nilai MAPE pada model hibrida ARIMA(0,1,1)-FTS Cheng <10%. Oleh karena itu, dapat diketahui bahwa model hibrida ARIMA(0,1,1)-FTS Cheng sangat akurat karena memiliki nilai MAPE <10%.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model hibrida ARIMA-FTS Cheng mampu mengatasi keterbatasan model tunggal ARIMA dalam menangkap ketidakpastian data. Nilai MAPE sebesar 4,57% pada data *testing* menunjukkan keunggulan model ini dalam menangani fluktuasi tajam harga minyak mentah. Dibandingkan dengan hasil pada penelitian Neyun dkk. [12] dan Mayanti dkk. [13], model ini menunjukkan performa yang setara atau lebih baik, sekaligus menggunakan rentang data yang lebih panjang hingga 12 tahun. Selain itu, penelitian ini berbeda dengan Fakhriyana dan Brilliant [9] yang hanya menggunakan FTS Cheng tanpa pendekatan tambahan, tetapi mengombinasikannya dengan ARIMA sehingga mampu memperbaiki kelemahan dari masing-masing model. Dengan demikian, penelitian ini dapat dijadikan dasar pengambilan keputusan yang lebih tepat dalam menghadapi ketidakpastian harga minyak di pasar global.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini dilakukan untuk meramalkan harga minyak mentah Indonesia dengan menggunakan pendekatan model hibrida ARIMA-FTS Cheng. Model ARIMA digunakan untuk menangani pola tren dalam data, sementara FTS Cheng digunakan untuk menganalisis residu dari model ARIMA agar informasi yang belum tertangkap sebelumnya dapat

dimodelkan lebih lanjut. Model ARIMA(0,1,1) terpilih setelah melalui serangkaian uji stasioneritas, identifikasi model, estimasi parameter, dan uji diagnostik. Selanjutnya, hasil residu dari model tersebut digunakan dalam pemodelan FTS Cheng dengan pendekatan penentuan interval berbasis rata-rata. Hasil peramalan dari kedua model digabungkan untuk membentuk peramalan akhir dari model hibrida. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan MAPE, dan hasilnya menunjukkan bahwa model hibrida ARIMA–FTS Cheng memiliki nilai MAPE sebesar 7,46% untuk data *training* dan 4,57% untuk data *testing*. Nilai tersebut termasuk dalam kategori sangat akurat, yang menunjukkan bahwa model ini dapat menangani data dengan fluktuasi harga tajam secara efektif. Penelitian ini juga memberikan kontribusi praktis dalam peramalan harga komoditas strategis serta dapat menjadi acuan dalam penyusunan kebijakan energi nasional dan perencanaan ekonomi. Selain itu, pendekatan hibrida ini membuka peluang untuk dikembangkan lebih lanjut dengan metode fuzzifikasi berbasis distribusi atau model peramalan lainnya dalam studi lanjutan yang lebih kompleks. Pada penelitian selanjutnya, disarankan mencoba pendekatan berbasis distribusi agar pembentukan interval lebih akurat secara statistik sehingga dapat dilakukan perbandingan dengan hasil pendekatan berbasis rata-rata yang digunakan pada penelitian saat ini untuk mengetahui mana yang lebih baik.

REFERENCES

- [1] esdm.go.id, “ICP November 2014 Turun US\$ 8,33 per Barel,” www.esdm.go.id. Diakses: 22 Januari 2025. [Daring]. Tersedia pada: <https://www.esdm.go.id/id/media-center/arsip-berita/icp-november-2014-turun-u-833-per-barel>
- [2] esdm.go.id, “ICP Desember 2016 Naik Jadi US\$ 51,09 per Barel,” www.esdm.go.id. Diakses: 22 Januari 2025. [Daring]. Tersedia pada: [https://migas.esdm.go.id/post/icp-desember-2016-naik-jadi-us\\$-51,09-per-barel](https://migas.esdm.go.id/post/icp-desember-2016-naik-jadi-us$-51,09-per-barel)
- [3] esdm.go.id, “Pertumbuhan Ekonomi Global Melemah, ICP November 2018 Turun Lagi Jadi US\$ 62,98 per Barel,” www.esdm.go.id. Diakses: 22 Januari 2025. [Daring]. Tersedia pada: <https://www.esdm.go.id/id/berita-unit/direktorat-jenderal-minyak-dan-gas-bumi/pertumbuhan-ekonomi-global-melemah-icp-november-2018-turun-lagi-jadi-us-6298-per-barel>
- [4] esdm.go.id, “Covid-19 Meluas dan Lockdown Negara Konsumen Minyak, ICP Maret 2020 Tertekan Lagi Jadi US\$ 34,23 per Barel,” www.esdm.go.id. Diakses: 22 Januari 2025. [Daring]. Tersedia pada: <https://migas.esdm.go.id/post/covid-19-meluas-dan-lockdown-negara-konsumen-minyak-icp-maret-2020-tertekan-lagi-jadi-us-34-23-per-barel>
- [5] W. W. S. Wei, *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. Pearson Education, 2006.
- [6] Q. Song dan B. S. Chissom, “Forecasting enrollments with fuzzy time series - Part I,” *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 54, no. 1, hal. 1–9, 1993, doi: 10.1016/0165-0114(93)90355-L.
- [7] G. P. Zhang, “Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model,” *Neurocomputing*, vol. 50, hal. 159–175, 2003, doi: 10.1016/S0925-2312(01)00702-0.
- [8] A. Tunggal dan R. Prathivi, “Analisis Perbandingan Metode Arima Dan LSTM Untuk Prediksi Penjualan Harga Saham BNI,” *Kesatria J. Penerapan Sist. Inf. (Komputer dan Manajemen)*, vol. 6, no. 1, hal. 158–164, 2025.
- [9] D. Fakhriyana dan I. I. Brilliant, “Penerapan Metode Fuzzy Time Series (FTS) Cheng dan Markov-Chain untuk Peramalan Indonesia Crude Oil Price (ICP),” *Indones. J. Appl. Stat.*, vol. 6, no. 1, hal. 44–56, 2023, doi: 10.13057/ijas.v6i1.79907.
- [10] D. K. Sari dan A. Sa’adah, “Perbandingan Fuzzy Time Series Chen dan Cheng untuk Peramalan Harga Beras di Kabupaten Banyumas,” *Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol.*, vol. 12, no. 2, hal. 170–174, 2024.
- [11] J. Bidin, N. Sharif, S. F. S. Abas, K. A. K. Akil, dan N. A. Abdullah, “Cheng Fuzzy Time Series Model to Forecast the Price of Crude Oil in Malaysia,” *J. Comput. Res. Innov.*, vol. 7, no. 2, hal. 196–210, 2022, doi: 10.24191/jcrinn.v7i2.304.
- [12] I. N. G. Neyun, W. Sulandari, dan I. Slamet, “Hibrida Autoregresiive Integrated Moving Average dan Fuzzy Time Series Cheng untuk Prediksi Harga Saham Autoregresiive Integrated Moving Average and Fuzzy Time Series Cheng Hybrid for Predicting Stock Price,” *J. Bumigora Inf. Technol.*, vol. 5, no. 2, hal. 139–150, 2023.
- [13] U. S. Mayanti, O. Darnius, dan I. Sitepu, “Model Hibrida Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Dan Fuzzy Time Series (FTS) Untuk Peramalan Produksi Kelapa Sawit PT .Perkebunan Nusantara II,” *Cart. J. Pendidik. Mat.*, vol. 6, no. 1, hal. 33–40, 2023.
- [14] D. C. Montgomery, C. L. Jennings, dan M. Kulahci, *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. New Jersey: John Wiley & Sons. Inc., 2008.
- [15] Nuryadi, T. D. Astuti, E. S. Utami, dan M. Budiantara, *Dasar-dasar Statistik Penelitian*. 2017.
- [16] C. H. Cheng, T. L. Chen, H. J. Teoh, dan C. H. Chiang, “Fuzzy time-series based on adaptive expectation model for TAIEX forecasting,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 34, no. 2, hal. 1126–1132, 2008.
- [17] K. Huarnag, “Effective lengths of intervals to improve forecasting in fuzzy time series,” *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 123, no. 3, hal. 387–394, 2001.
- [18] W. Sulandari, Suhartono, dan Y. Yudhanto, *Aplikasi Fuzzy Pada Pemodelan Runtun Waktu*. 2020.
- [19] S. M. Chen, “Forecasting enrollments based on fuzzy time series,” *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 81, no. 3, hal. 311–319, 1996, doi: 10.1016/0165-0114(95)00220-0.
- [20] J. E. Hanke dan D. Wichern, *Business Forecasting*, Ninth. Pearson Education Limited, 2014.
- [21] P. C. Chang, Y. W. Wang, dan C. H. Liu, “The development of a weighted evolving fuzzy neural network for PCB sales forecasting,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 32, no. 1, hal. 86–96, 2007.