

# Perbandingan Autoregressive Integrated Moving Average dan Average-Based Fuzzy Time Series dalam Peramalan Harga Penutupan Saham (Studi Kasus: PT Adaro Energy Tbk) \*

Dzaki Amali Muhamdani<sup>1</sup>, Yenni Angraini<sup>2‡</sup>, Mohammad Masjkur<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Department of Statistics, IPB University, Indonesia

<sup>‡</sup>corresponding author: [agusms@apps.ipb.ac.id](mailto:agusms@apps.ipb.ac.id)

Copyright © 2023 Dzaki Amali Muhamdani, Yenni Angraini, Mohammad Masjkur. This is an open-access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

## Abstract

The advances in the field of economics have made many methods of fulfilling financial needs emerge. One of those methods is investing in the stock market. Prediction methods are needed to forecast future stock prices. This study aims to forecast stock closing price using Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) and Average-Based Fuzzy Time Series (FTS). The data used in this study is historical stock closing price data of PT. Adaro Energy Tbk from April 12th 2021 to April 28th 2022. Forecasting with ARIMA produced MAPE value of 10,75% and RMSE of 372,11 while forecasting with average-based FTS produced MAPE value of 2,74% and RMSE of 125,49. The values of MAPE and RMSE produced by the average-based FTS method are better than ARIMA, which indicates that average-based FTS is better than ARIMA in forecasting stock closing price of PT. Adaro Energy Tbk. A forecast of 10 days ahead using average-based FTS produced a MAPE score of 2,57% and RMSE score of 105,92.

**Keywords:** ARIMA, Fuzzy Time Series, stock, forecast.

## 1. Pendahuluan

Perkembangan zaman telah memunculkan banyak metode baru untuk memenuhi kebutuhan finansial. Salah satu metode tersebut adalah dengan berinvestasi. Investasi merupakan penggunaan modal untuk menciptakan uang, baik melalui sarana yang menghasilkan pendapatan maupun melalui ventura yang lebih berorientasi ke risiko yang dirancang untuk mendapatkan perolehan modal (Downes dan Goodman 1999). Ada harapan untuk mendapat keuntungan di masa depan sebagai hasil dari

---

\* Received: Oct 2022; Reviewed: Jan 2023; Published: Jun 2023

berinvestasi. Menurut Widoatmodjo (2005), seiring berkembangnya zaman maka pilihan instrumen investasi semakin berkembang. Di antara instrumen investasi yang paling banyak digunakan ialah saham terutama saham batu bara, di mana sektor batu bara merupakan sektor saham terbesar ketiga di Indonesia dengan kapitalisasi pasar sebesar 1184,384 trilyun rupiah dengan pertumbuhan tahunan 233,32% (Tradingview 2023).

Tingginya kapitalisasi pasar saham sektor batu bara disebabkan oleh tingginya permintaan batu bara sebagai sumber energi. Menurut Baig dan Yousef (2017), 40% listrik yang diproduksi dunia bersumber dari batu bara. Perdagangan batu bara dunia didominasi oleh beberapa negara, di mana Indonesia merupakan eksportir batu bara terbesar di dunia. Dari 616 juta ton batu bara yang diproduksi Indonesia pada 2019, 455 juta ton dialokasikan untuk ekspor atau setara dengan 31% total ekspor seluruh dunia (IEA 2020).

Fluktuasi harga dan permintaan batu bara berpengaruh terhadap saham perusahaan batu bara. Dari sisi domestik, Indonesia telah meratifikasi Perjanjian Paris (Paris Agreement) di mana Indonesia berkomitmen untuk mengurangi emisi gas rumah kaca sebesar 29% pada tahun 2030. Hal ini diwujudkan salah satunya dengan melakukan transisi dari Pembangkit Listrik Tenaga Uap ke Pembangkit Listrik Tenaga Energi Baru Terbarukan (EBT) hingga 55% dari total pembangkit listrik yang ada. Penggunaan batu bara sebagai sumber energi hingga tahun 2030 diproyeksikan akan terus bertambah namun dengan laju lebih lambat dibanding EBT (PLN 2021). Selain itu, produksi juga menurun akibat pandemi COVID-19 yang menyebabkan harga menurun di bawah US\$50 per ton sehingga perusahaan tidak dapat mengimbangi biaya produksi (Kontan 2020). Dari sisi internasional, invasi Rusia ke Ukraina menyebabkan harga batu bara melonjak naik, berpuncak di Maret 2022 dengan harga US\$603 per tonnya. Hal ini diakibatkan negara-negara Eropa yang kembali menggunakan batu bara sebagai sumber energi setelah adanya sanksi atas energi yang diimpor dari Rusia (Mining Technology 2022).

Diperlukan peramalan untuk mengetahui harga saham perusahaan batu bara di masa mendatang. Menurut Sugiarto dan Harijono (2000) ARIMA dapat digunakan untuk meramal harga saham berdasarkan pola perubahan harga saham yang telah lalu. Adapun menurut Zhang dalam Wikantara (2016) Ketika model linier menghasilkan tingkat akurasi peramalan yang relatif kecil dan kesalahan dalam peramalan yang besar, kemungkinan model nonlinier mampu menjelaskan dan meramalkan time series dengan lebih baik dibandingkan dengan model linier. Fuzzy Time Series (FTS) dapat mengolah data non-linear secara langsung tanpa memerlukan asumsi terhadap data dengan hasil peramalan yang lebih baik dibanding model konvensional (Huarng *et al.* 2007).

Pada penelitian ini akan dilakukan peramalan terhadap harga penutupan saham perusahaan batu bara PT Adaro Energy Tbk menggunakan metode ARIMA dan Fuzzy Time Series berbasis rata-rata. Evaluasi model akan dilakukan dengan membandingkan nilai RMSE dan MAPE terhadap galat peramalan. Nilai yang didapat akan digunakan untuk mengidentifikasi model terbaik.

## 2. Metodologi

### 2.1 Bahan dan Data

Data pada penelitian ini bersumber dari data historis harga penutupan saham PT Adaro Energy Tbk yang didapat dari laman [www.investing.com](http://www.investing.com) dari tanggal 12 April 2021 hingga 28 April 2022. Data yang dipakai adalah data harga harian dari Senin sampai Jumat kecuali hari libur. Data yang telah didapat dibagi menjadi data latih sebesar 75% atau 195 hari dari 12 April 2021 hingga 21 Januari 2022 dan data uji sebesar 25% atau 65 hari dari 24 Januari 2022 hingga 24 April 2022.

### 2.2 Metode Penelitian

#### 2.2.1. Pemodelan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Notasi umum model ARIMA ialah ARIMA  $(p, d, q)$  di mana  $p$  merupakan orde *autoregressive* (AR),  $d$  merupakan orde *differencing*, dan  $q$  merupakan orde *moving average* (MA). Model ARIMA  $(p, d, q)$  adalah sebagai berikut (Montgomery et al. 2015):

$$\phi_p(B)(1 - B)^d y_t = \theta_q(B)\varepsilon_t \quad (1)$$

Keterangan:

- $Y_t$  : amatan pada waktu ke- $t$
- $\phi_p$  : koefisien *autoregressive* pada ordo  $p$
- $\theta_q$  : koefisien *moving average* pada ordo ke- $q$
- $\varepsilon_t$  : galat pada waktu ke- $t$
- $d$  : derajat *differencing*
- $B$  : notasi *backshift*

Berikut langkah-langkah pemodelan yang akan dilakukan dengan ARIMA:

1. Mengeksplorasi data dengan tujuan mencari tahu pola dan karakteristik data.
2. Mengidentifikasi stasioneritas data. Suatu data dapat dikatakan stasioner apabila rata-rata dan ragam data tersebut konstan terhadap perubahan waktu (Cryer dan Chan 2008). Identifikasi stasioneritas dilakukan dengan menggunakan plot *autocorrelation function* (ACF) dan *partial autocorrelation function* (PACF), serta uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Ketidakstasioneran terhadap rata-rata data diatasi dengan *differencing* sedangkan ketidakstasioneran ragam diatasi dengan transformasi Box-Cox (Brockwell dan Davis 2002).
3. Identifikasi model tentatif ARIMA dengan plot ACF, PACF dan EACF berdasarkan data stasioner, dan dihasilkan model terbaik dengan *overfitting* yaitu menambah atau mengurangi orde AR atau MA dari model tentatif.
4. Menguji diagnostik model untuk menentukan signifikansi penduga parameter dan pemenuhan asumsi *white noise* sisaan ( $\varepsilon_t$ ) yaitu sisaan menyebar bebas dan normal. Untuk menguji asumsi digunakan Uji Ljung-Box (Makridakis et al. 1997).
5. Mencari model ARIMA yang terbaik berdasarkan nilai AIC paling kecil. Menurut Wei (2006), rumus untuk menghitung AIC adalah sebagai berikut:

$$AIC = -2 \ln[\text{maximum likelihood}] + 2M \quad (2)$$

6. Membuat peramalan berdasarkan model paling sesuai.
7. Mengevaluasi akurasi model peramalan berdasarkan data uji.

### 2.2.2. Fuzzy Time Series (FTS) Berbasis Rataan

Menurut Song dan Chissom (1993), FTS dapat didefinisikan sebagai berikut: Misalkan  $Y(t) (t = \dots, 0, 1, 2, \dots)$  merupakan himpunan semesta di mana himpunan fuzzy  $f_i(t) (i = 1, 2, \dots)$  terdefiniskan dan  $F(t)$  merupakan koleksi dari  $f_1(t), f_2(t), \dots$  maka  $F(t)$  disebut *fuzzy time series* yang terdefiniskan pada  $Y(t)$ . Xihao dan Yimin (2008) menggunakan FTS berbasis rataan yang dikembangkan berdasarkan model FTS Chen (1996). Perbedaan kedua model terletak pada penentuan interval. Langkah peramalan FTS yang akan dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Tentukan himpunan semesta ( $U$ ). Misalkan  $D_{min}$  dan  $D_{max}$  adalah nilai paling kecil dan nilai paling besar berdasarkan data historis. Himpunan semesta dapat dikalkulasikan sebagai berikut:

$$U = [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2] \quad (3)$$

2. Membagikan himpunan semesta  $U$  ke beberapa buah interval berdasarkan algoritme panjang berbasis rataan. Algoritme panjang berbasis rataan memiliki langkah perhitungan sebagai berikut:
  - a. Kalkulasi nilai selisih absolut antara  $A_i + 1$  dan  $A_i (i = 1, 2, \dots, n - 1)$ , tentukan nilai rataan dari selisih absolut tersebut.
  - b. Nilai rataan dibagi dua sebagai panjang interval.
  - c. Berdasarkan hasil langkah (b), menentukan basis panjang interval sesuai Tabel 1.

Tabel 1: Basis panjang interval

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

- d. Panjang interval dibulatkan berdasarkan basis panjang yang sesuai.
3. Menentukan himpunan fuzzy ( $A$ ) berdasarkan himpunan semesta ( $U$ ) yang sudah dibentuk di langkah dua.
4. Fuzzifikasi data, proses pemetaan nilai riil (*crisp*) ke dalam himpunan fuzzy yang telah dibentuk untuk mengubah bentuk nilai dari riil menjadi samar (*fuzzy*).
5. Menentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) dan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG). FLR dan FLRG dapat didefinisikan sebagai berikut (Xihao dan Yimin 2008):
  - a. Misalkan  $F(t - 1) = A_i$  dan  $F(t) = A_j$ . Hubungan antara  $F(t)$  dan  $F(t - 1)$  (disebut sebagai FLR) dapat dinotasikan dengan  $A_i \rightarrow A_j$  di mana  $A_i$

disebut *left-hand side* (LHS) dan  $A_j$  disebut *right hand side* (RHS) dari FLR tersebut.

- b. Misalkan terdapat dua FLR dengan LHS yang sama  $A_i \rightarrow A_{j1}$ ,  $A_i \rightarrow A_{j2}$ . Kedua FLR tersebut dapat digabung menjadi satu FLRG  $A_i \rightarrow A_{j1}, A_{j2}$ .
6. Defuzzifikasi (penyamaran balik), yaitu proses mengembalikan nilai *fuzzy* kembali ke bentuk nilai *crisp*.
7. Mengevaluasi akurasi model peramalan berdasarkan data uji.

### 2.2.3. Perbandingan ARIMA dan FTS Berbasis Rataan

Menentukan model peramalan terbaik dapat dilakukan dengan cara melakukan perbandingan dari nilai galat yang didapat dari metode peramalan yang dilakukan. Semakin kecil nilai galat sebuah metode maka hasil peramalan akan semakin baik (Cao et al. 2012). Tolak ukur yang akan dipakai pada penelitian ini adalah *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Proses mengkalkulasi nilai MAPE dan RMSE dilakukan berdasarkan rumus berikut (Montgomery et al. 2015):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{At - Ft}{At} \right| \times 100\% \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{(At - Ft)^2}{n}} \quad (5)$$

Keterangan:

$n$  : jumlah amatan

$At$  : amatan di periode  $t$

$Ft$  : dugaan di periode  $t$

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1 Eksplorasi Data

Tidak terdapat pencilan dan data hilang sehingga tidak diperlukan perlakuan khusus. Berdasarkan eksplorasi data, dilakukan pembagian data dengan rasio data latih sebesar 75% atau 195 amatan data dari tanggal 12 April 2021 hingga 21 Januari 2022 dan data uji sebesar 25% atau 65 amatan data dari tanggal 24 Januari 2022 hingga 28 April 2022. Dikarenakan transaksi saham tidak dilakukan pada hari Sabtu, Minggu dan hari libur maka hari-hari tersebut tidak dianggap data hilang.



Gambar 1: Plot harga saham PT Adaro Energy Tbk

Berdasarkan Gambar 1, terlihat bahwa nilai harga saham PT Adaro Energy Tbk meningkat sebesar 183,05% dari harga awal pada tanggal 12 April 2021 sebesar Rp1180,00 menjadi Rp3340,00 pada 28 April 2022. Kenaikan harga ini tidak terjadi secara terus menerus melainkan juga diiringi penurunan di mana harga saham terkecil berada pada tanggal 13 April 2021 senilai Rp1160,00. Dapat dilihat pada Gambar 1 bahwa kenaikan harga saham PT Adaro Energy Tbk selalu diikuti dengan penurunan harga sebelum kembali meningkat. Pada 111 hari pertama nilai harga saham cenderung naik perlahan dari harga awal sebesar Rp1180,00 diikuti kenaikan drastis dengan puncaknya pada 11 Oktober 2021 sebesar Rp1915,00. Puncak ini diikuti penurunan hingga 28 Oktober dengan harga Rp1630,00 sebelum akhirnya nilai harga saham kembali naik. Pola ini akan berulang dan didapatkan nilai harga saham tertinggi sebesar Rp3350,00 pada tanggal 13 April 2022.

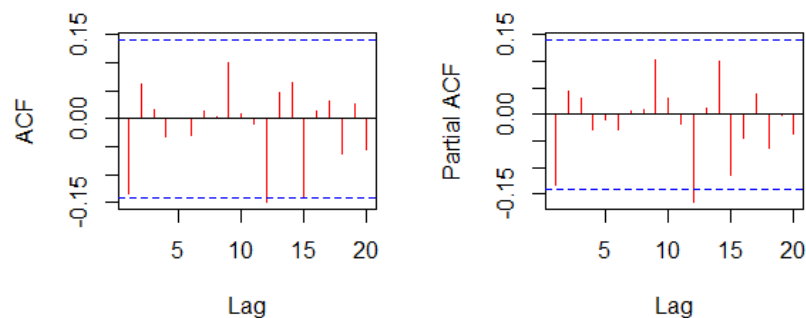
### 3.2 Pemodelan ARIMA

Sebelum model ARIMA dibentuk, perlu dilakukan pengecekan stasioneritas data terlebih dahulu. Data dikatakan stasioner apabila rata-rata dan ragam pada data konstan terhadap perubahan waktu. Berdasarkan plot harga saham pada Gambar 1, dapat disimpulkan data tidak stasioner pada ragam dan rata-rata karena memiliki tren meningkat. Hal ini dibuktikan dengan dilakukan pemeriksaan stasioneritas pada ragam dengan memanfaatkan uji Box-Cox didapat nilai  $\lambda$  sebesar -0,51 yang berarti data belum stasioner pada ragam, sehingga diperlukan perlakuan khusus berupa transformasi Box-Cox. Berdasarkan transformasi dihasilkan  $\lambda$  sebesar 1,02 yang mendekati nilai 1 sehingga dapat dikatakan bahwa data ragam sudah stasioner.

Pengecekan stasioneritas terhadap rata-rata dilakukan menggunakan plot ACF di mana plot menunjukkan pola menurun secara perlahan sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa data terindikasi tidak stasioner. Stasioneritas juga diperiksa secara formal menggunakan uji ADF dengan hipotesis nol data tidak stasioner dan hipotesis

alternatif data stasioner. Didapatkan nilai  $p$  senilai 0,56 yang lebih besar dari taraf nyata 5% sehingga tidak tolak  $H_0$  atau data tidak stasioner.

Untuk mengatasi stasioneritas pada rata-rata dilakukan *differencing* sebanyak satu kali pada data saham PT Adaro Energy Tbk. Pengecekan dilakukan menggunakan plot ACF di mana plot ACF setelah *differencing* satu kali menunjukkan pola *cut-off* sehingga dapat dikatakan bahwa data sudah stasioner. Pengujian secara formal juga dilakukan dengan uji ADF di mana didapatkan nilai  $p$  sebesar 0,01 atau lebih kecil dari taraf nyata 5% sehingga tolak  $H_0$ , dapat dianggap data telah stasioner. Plot ACF dan PACF dari data yang sudah mengalami *differencing* satu kali ditampilkan pada Gambar 2.



Gambar 2: Plot ACF dan Plot PACF setelah *differencing* satu kali

AR/MA		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
0	0	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	x	o	o
1	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
2	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
3	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
4	x	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
5	x	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
6	x	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
7	x	x	o	x	o	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o

Gambar 3: Plot EACF

Dari data yang sudah stasioner selanjutnya akan dilakukan tahap pemilihan model tentatif ARIMA ( $p, d, q$ ) menggunakan plot ACF dan PACF. Selain plot ACF dan PACF, pemilihan model tentatif juga dilakukan menggunakan plot EACF yang ditampilkan pada Gambar 3. Berdasarkan ketiga plot tersebut, didapatkan tiga kandidat model yaitu ARIMA(1,1,0), ARIMA(0,1,1) dan ARIMA(1,1,1). Model ARIMA(0,1,1) dan ARIMA(1,1,0) memiliki nilai parameter yang nyata pada taraf 0,05. Dari kedua model tersebut, model ARIMA(1,1,0) dipilih sebagai model tentatif karena memiliki nilai AIC terkecil. Nilai  $p$  dan AIC tiap model ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2: Perbandingan kandidat model tentatif

Model	Tipe	Nilai- $p$	AIC
ARIMA(0,1,1)	MA(1)	0,03	-2530,51
ARIMA(1,1,0)	AR(1)	0,04	-2530,86
ARIMA(1,1,1)	AR(1)*	0,18	-2529,12
	MA(1)*	0,30	

\*parameter tidak signifikan pada taraf nyata 5%

Untuk mendapatkan model terbaik, dilakukan proses *overfitting* dengan cara menambah atau mengurangi nilai pada ordo  $p$  dan  $q$  dari model tentatif yang telah didapat. Identifikasi model ARIMA(1,1,0) beserta model hasil *overfitting* disajikan pada Tabel 3. Berdasarkan Tabel 3, model tentatif ARIMA(1,1,0) sudah memenuhi syarat sebagai model terbaik karena model ARIMA(1,1,0) memiliki nilai AIC yang paling kecil dibandingkan model lain. Pemeriksaan asumsi *white noise* dilakukan dengan uji Ljung-Box untuk memeriksa kebebasan sisaan di mana kedua model memiliki nilai  $p$  di atas 0,05 sehingga tidak ada model yang memiliki autokorelasi antar sisaan. Adapun pemeriksaan kenormalan sisaan menggunakan uji Jarque-Bera terhadap kedua model menghasilkan nilai  $p$  di bawah 0,05 sehingga sisaan tidak menyebar normal. Menurut Maas dan Hox (2004) pendugaan parameter yang dihasilkan penduga kemungkinan maksimum tidak bias meskipun sisaan tidak menyebar normal. Hal ini menyebabkan pengujian parameter tidak valid, namun hal tersebut bukanlah masalah apabila data berukuran besar.

Tabel 3: Nilai dugaan parameter identifikasi model *overfitting*

Model	Tipe	Nilai- $p$	Uji Ljung-Box	AIC
ARIMA(1,1,0)	AR(1)	0,03	0,93	-2530,86
ARIMA(2,1,0)	AR(1)	0,04	0,98	-2529,26
	AR(2)*	0,26		

\*parameter tidak signifikan pada taraf nyata 5%

### 3.3 FTS

Data latih harga penutupan saham PT Adaro Energy memiliki nilai terendah Rp1160,00 dan tertinggi Rp2430,00. Untuk  $D_1$  dan  $D_2$  ditetapkan pada angka 60 dan 1070 sehingga semesta dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$U = [1100, 3500] \quad (6)$$

Semesta yang telah didapatkan dibagi menjadi beberapa kelas interval dengan panjang yang sama menggunakan algoritme panjang berbasis rata-rata. Panjang kelas yang didapat berdasarkan metode algoritme panjang berbasis rata-rata adalah 20 dan



jumlah kelas yang didapat adalah 120 kelas. Masing-masing kelas yang sudah dibentuk akan disebut sebagai himpunan *fuzzy*.

Himpunan *fuzzy* yang sudah dibentuk selanjutnya akan dijadikan sebagai acuan untuk melakukan fuzzifikasi terhadap data harga saham PT Adaro Energy. Selanjutnya FLR dengan *left-hand side* (LHS) yang sama akan digabungkan menjadi satu kelompok yang disebut *Fuzzy Logical Relationship* Group (FLRG). FLRG yang sudah terbentuk akan menjadi acuan dalam proses defuzzifikasi untuk mencari nilai peramalan harga saham PT. Adaro Energy Tbk.

Semesta yang telah didapatkan memiliki panjang selang 2400 dan selanjutnya akan dibagi menjadi beberapa kelas interval dengan panjang yang sama menggunakan algoritme panjang berbasis rata-rata. Panjang interval yang didapat berdasarkan metode algoritme panjang berbasis rata-rata adalah 20 sehingga jumlah interval yang didapat adalah 120. Masing-masing interval yang sudah dibentuk akan disebut sebagai himpunan *fuzzy*. Contoh 10 himpunan *fuzzy* pertama beserta nilai tengah yang telah dibentuk ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4: Himpunan *fuzzy*

Himpunan	Batas bawah	Batas atas	Nilai tengah ( $m_i$ )
A1	1100,00	1120,00	1110,00
A2	1120,00	1140,00	1130,00
A3	1140,00	1160,00	1150,00
A4	1160,00	1180,00	1170,00
A5	1180,00	1200,00	1190,00
A6	1200,00	1220,00	1210,00
A7	1220,00	1240,00	1230,00
A8	1240,00	1260,00	1250,00
A9	1260,00	1280,00	1270,00
A10	1280,00	1300,00	1290,00

Himpunan *fuzzy* sejumlah 120 yang sudah dibentuk selanjutnya akan dijadikan sebagai acuan untuk melakukan fuzzifikasi terhadap data harga saham PT Adaro Energy. Fuzzifikasi dilakukan dengan cara memetakan nilai data harian yang berbentuk numerik ke himpunan *fuzzy* yang mengandung rentang yang sesuai. Misalkan harga penutupan saham PT Adaro Energy Tbk pada periode 12/04/2021 adalah Rp1180,00 dan berada pada interval  $u_4 = [1160, 1180]$ . Maka hasil fuzzifikasi yang didapat adalah A4.

Setelah seluruh amatan sudah selesai dipetakan dalam proses fuzzifikasi, hasil yang didapat akan menjadi dasar dalam pembentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR), yaitu hubungan antar amatan himpunan hasil fuzzifikasi periode  $t$  dan  $t + 1$ . Misalkan hasil fuzzifikasi pada periode  $t$  adalah  $A_i$  dan hasil fuzzifikasi pada periode  $t + 1$  adalah  $A_j$ , maka FLR yang didapat adalah  $A_i \rightarrow A_j$  dengan  $A_i$  disebut *current state* dan  $A_j$  disebut *next state*. Hal ini dapat diartikan bahwa himpunan *fuzzy* periode  $t$  mempengaruhi himpunan *fuzzy* yang muncul pada periode  $t + 1$ . Contoh hasil proses

fuzzifikasi dan pembentukan FLR untuk 10 periode pertama dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5: Hasil fuzzifikasi data

Periode	Harga saham (Rp)	Fuzzifikasi	FLR
12/04/202	1180	A4	A4→A3
13/04/202	1160	A3	A3→A5
14/04/202	1195	A5	A5→A5
15/04/202	1190	A5	A5→A5
16/04/202	1185	A5	A5→A5
19/04/202	1185	A5	A5→A5
20/04/202	1185	A5	A5→A4
21/04/202	1180	A4	A4→A4
22/04/202	1170	A4	A4→A5
23/04/202	1200	A5	A5→A6

Selanjutnya FLR dengan *current state* yang sama akan digabungkan menjadi satu kelompok yang disebut *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG). Dari proses ini didapatkan 120 kelompok. FLRG yang sudah terbentuk selanjutnya akan menjadi acuan dalam proses defuzzifikasi untuk mencari nilai peramalan harga saham PT. Adaro Energy Tbk. Contoh 10 kelompok FLRG pertama ditampilkan pada Tabel 6.

Tabel 6: *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG)

No	FLRG
1	A1→NA
2	A2→NA
3	A3→A4,A5
4	A4→A3,A4,A5
5	A5→A4,A5,A6,A8
6	A6→A11,A6,A7,A8
7	A7→A10,A12,A6,A7,A8
8	A8→A10,A11,A5,A6,A7,A8,A9

Tabel 6 (lanjutan): *Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG)*

No	FLRG
9	$A9 \rightarrow NA$
10	$A10 \rightarrow A10, A12, A7, A8, A9$

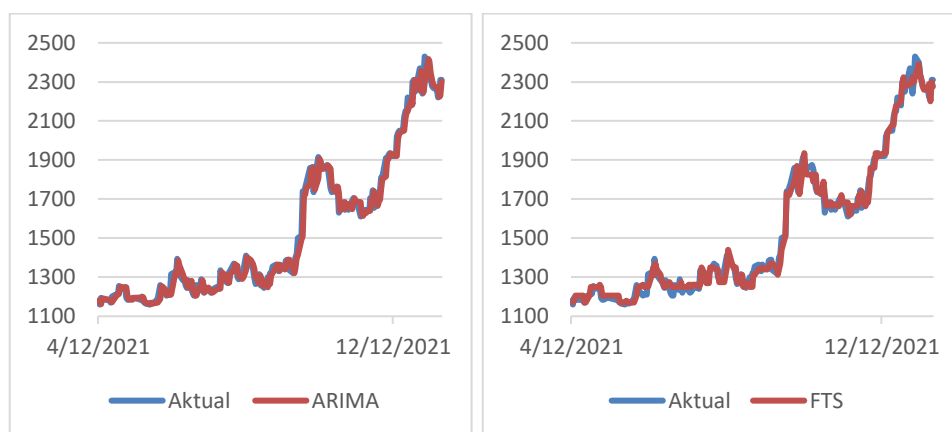
Setelah seluruh kelompok FLRG didapat selanjutnya dilakukan proses defuzzifikasi. Nilai hasil defuzzifikasi pada periode  $i$  akan dipakai untuk meramalkan harga saham PT Adaro Energy Tbk pada periode  $i + 1$ . Berdasarkan fuzzifikasi pada Tabel 5 dan FLRG yang telah dibentuk pada Tabel 6 dapat dilakukan peramalan mulai periode kedua hingga seterusnya. Sebagai contoh, dapat dilihat bahwa berdasarkan Tabel 5 fuzzifikasi periode pertama adalah  $A_4$ , dan berdasarkan Tabel 6 FLRG dengan  $A_4$  sebagai *current state* memiliki FLR sebagai berikut:

$$A_4 \rightarrow A_3, A_4 \rightarrow A_4, A_4 \rightarrow A_5$$

Di mana himpunan fuzzy  $A_3$ ,  $A_4$ , dan  $A_5$  secara berurutan memiliki nilai keanggotaan maksimum  $u_3, u_4$ , dan  $u_5$  dengan nilai tengah  $m_3 = 1150, m_4 = 1170, m_5 = 1190$ . Maka nilai peramalan untuk periode kedua adalah sebagai berikut:  $\frac{1}{3}(1150 + 1170 + 1190) = 1170$ .

### 3.4 Validasi Model ARIMA dan FTS

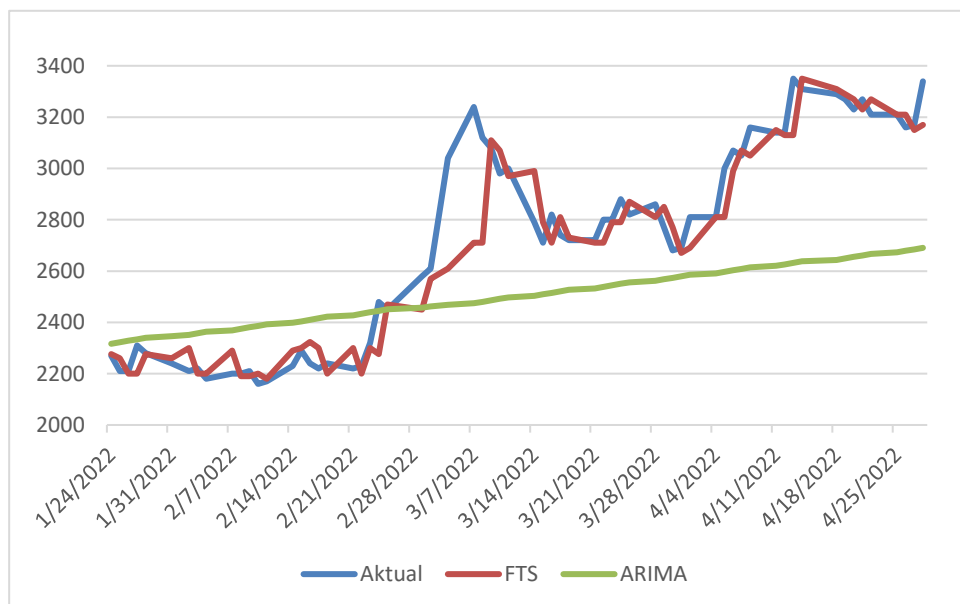
Hasil peramalan dapat dibandingkan kasat mata dengan membandingkan plot harga saham aktual dengan plot nilai hasil peramalannya, semakin mirip plot hasil peramalan dengan plot nilai aktual maka semakin baik. MAPE dan RMSE dipakai sebagai tolak ukur peramalan, semakin kecil nilai yang dihasilkan keduanya maka hasil peramalan dapat dianggap semakin baik.



Gambar 4: Hasil peramalan terhadap data latih

Berdasarkan Gambar 4 (a), plot antara nilai aktual dan nilai peramalan harga saham menggunakan model  $ARIMA(1,1,0)$  memiliki pola yang hampir serupa. Dapat dikatakan bahwa model  $ARIMA(1,1,0)$  menghasilkan peramalan yang baik terhadap

data latih deret waktu harga penutupan saham PT Adaro Energy Tbk dari 12 April 2021 hingga 21 Januari 2022 dengan nilai MAPE sebesar 1,96% dan RMSE sebesar 44,42. Adapun plot antara nilai aktual dan nilai peramalan menggunakan metode FTS berbasis rata-rata ditampilkan pada Gambar 4 (b). Secara kasat mata, terlihat bahwa pendugaan dengan FTS berbasis rata-rata lebih akurat dibanding ARIMA (1,1,0) dibuktikan dengan plot yang lebih mirip. Hal ini juga didukung oleh nilai MAPE FTS berbasis rata-rata yang lebih kecil yaitu sebesar 1,87% dan RMSE sebesar 36,43. Berdasarkan nilai MAPE dan RMSE data latih kedua metode, dapat ditarik kesimpulan bahwa metode FTS berbasis rata-rata lebih baik dalam meramalkan data latih PT Adaro Energy Tbk dibanding model ARIMA(1,1,0). Untuk validasi, selanjutnya dilakukan perbandingan hasil peramalan terhadap 65 amatan data uji dari tanggal 24 Januari 2022 hingga 24 April 2022 untuk melihat akurasi peramalan di luar model. Perbandingan hasil peramalan data uji ditampilkan pada Gambar 5.



Gambar 5: Hasil peramalan data uji

Berdasarkan plot antara nilai harga saham aktual dan dugaan pada Gambar 5, dapat dilihat bahwa pola FTS berbasis rata-rata memiliki pola yang mirip dengan plot nilai harga saham aktual di mana kenaikan dan penurunan nilai pada harga saham aktual juga diikuti oleh FTS berbasis rata-rata. Nilai peramalan yang dihasilkan model ARIMA (1,1,0) sendiri tidak mengikuti pola nilai harga saham aktual dan menghasilkan nilai yang terus meningkat untuk 65 amatan. Selanjutnya dilakukan perbandingan antara nilai aktual dan nilai hasil peramalan berdasarkan data uji serta validasi berdasarkan nilai MAPE dan RMSE tiap model.

Berdasarkan validasi yang dilakukan, nilai MAPE yang diperoleh ARIMA (1,1,0) adalah sebesar 10,75% sedangkan FTS berbasis rata-rata sebesar 2,74%. Nilai RMSE yang didapatkan dari model ARIMA (1,1,0) sebesar 372,11 dan FTS berbasis rata-rata sebesar 125,49. Berdasarkan kedua nilai tersebut FTS berbasis rata-rata memiliki nilai yang lebih kecil dari ARIMA (1,1,0) sehingga dapat dikatakan bahwa metode FTS berbasis rata-rata lebih baik dalam meramalkan harga penutupan saham PT Adaro

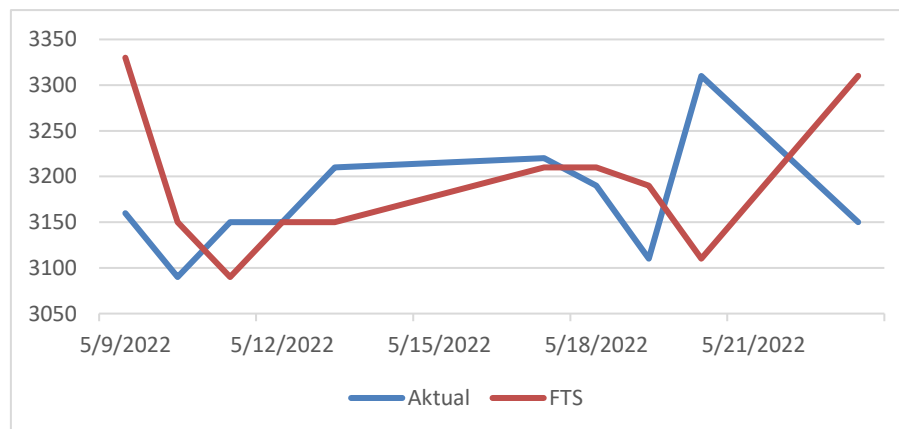
Energy Tbk dibandingkan model ARIMA (1,1,0). Hal ini sesuai dengan hasil MAPE dan RMSE pada data latih yang menunjukkan bahwa metode FTS berbasis rata-rata lebih baik.

Tabel 7: Perbandingan nilai MAPE dan RMSE dua metode

Metode	MAPE	RMSE
ARIMA (1,1,0)	10,75%	372,11
FTS berbasis rata-rata	2,74%	125,49

### 3.5 Peramalan Periode ke Depan

Metode FTS berbasis rata-rata dengan 120 himpunan fuzzy sebagai metode terbaik selanjutnya digunakan untuk memproyeksikan penutupan harga saham PT Adaro Energy Tbk di luar data uji sebanyak 2 minggu atau 10 amatan ke depan, mulai tanggal 9 Mei 2022 hingga 23 Mei 2022. Hasil dari peramalan di luar data uji ditampilkan pada Gambar 6. Untuk memperoleh gambaran akurasi terhadap peramalan yang telah dilakukan, dilakukan penghitungan nilai MAPE dan RMSE dari peramalan setelah data uji. Didapat nilai MAPE sebesar 2,57% dan RMSE sebesar 105,92. Hasil penghitungan nilai MAPE dan RMSE yang didapat lebih baik dibandingkan nilai MAPE dan RMSE yang didapat dari peramalan terhadap data uji, sehingga dapat dikatakan bahwa metode FTS berbasis rata-rata telah melakukan peramalan dengan baik.



Gambar 6: Peramalan ke depan setelah data uji

## 4. Simpulan

Peramalan harga penutupan saham PT Adaro Energy Tbk dilakukan dengan membuat pemodelan ARIMA dan *Fuzzy Time Series* (FTS) berbasis rata-rata. Berdasarkan analisis terhadap data didapat model ARIMA(1,1,0) sebagai model ARIMA terbaik dan FTS berbasis rata-rata dengan 120 himpunan fuzzy. Berdasarkan hasil perbandingan peramalan terhadap data uji didapatkan nilai MAPE dan RMSE sebesar 10,75% dan 372,11 untuk ARIMA(1,1,0) dan nilai 2,74% dan 125,49 untuk FTS berbasis rata-rata. Nilai MAPE dan RMSE yang lebih kecil dihasilkan oleh metode FTS berbasis rata-rata sehingga dapat dikatakan bahwa metode FTS berbasis rata-rata

menghasilkan peramalan yang lebih baik dibanding metode ARIMA terhadap harga penutupan saham PT Adaro Energy Tbk. Adapun peramalan periode di luar data uji menggunakan metode FTS berbasis rata-rata menunjukkan hasil yang lebih baik lagi berdasarkan nilai MAPE sebesar 2,57% dan RMSE sebesar 105,92.

### Daftar Pustaka

- [IEA] International Energy Agency. 2020. Coal 2020. Paris: IEA.
- [PLN] Perusahaan Listrik Negara. 2021. Rencana Usaha Penyediaan Tenaga Listrik (RUPTL) 2021-2030. Jakarta: PLN.
- Baig, KS, Yousaf M. 2017, Coal fired power plants: Emission problems and controlling techniques. *Journal of Earth Science and Climatic Change*. 8(7): 1-10.
- Brockwell PJ, Davis RA. 2002. *Introduction to Time Series and Forecasting*: 2nd Edition. New York(US): Springer.
- Cao Q, Ewing BT, Thompson MA. 2012. Forecasting wind speed with recurrent neural networks. *European Journal of Operational Research*. 221(1):148-154.
- Chen MS. 1996. Forecasting enrollments based on fuzzy time series. *Fuzzy Sets and System*. 81(1): 311-319.
- Cryer JD, Chan KS. 2008. *Time Series Analysis with Applications in R*. New York(US): Springer.
- Downes J, Goodman JE. 1998. *Dictionary of Finance and Investment Terms*: 5th edition. New York(US): Barron's Educational Series, Inc.
- Farmer M. 2022 April 8. EU sanctions Russian coal and product transport. *Mining Technology*. [diakses 2022 Juni 20]. <https://www.mining-technology.com/news/eu-russia-coal-sanction-transport-war-ukraine/>
- Huarng KH, Yu THK, Hsu YW. 2007. A Multivariate Heuristic Model for Fuzzy Time-Series Forecasting. *IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics—Part B: Cybernetics*. 37(4): 836-846.
- Makridakis S, Wheelwright SC, Megee VE. 1997. *Forecasting : Methods and Applications*. 3rd edition. New York (US): John Wiley and Sons, Inc.
- Maas CJM, Hox JJ. 2003. The Influence of Violation of Assumptions on Multilevel Parameter Estimates and Their Standars Errors. *Journal of Camputational Statistics and Data Analysis*. 46(3):427-440.
- Montgomery DC, Jennings CL, Kulahci M. 2015. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*: 2nd Edition. New Jersey (US): J Wiley, Inc.
- Mulyana RN. 2020 Des 19. Akibat pandemic Covid-19, produksi batubara Indonesia anjlok 11%. *Kontan.co.id*. [diakses 2022 Juni 20]. <https://industri.kontan.co.id/news/akibat-pandemi-covid-19-produksi-batubara-indonesia-anjlok-11>
- Song Q, Chissom BS. 1993. Fuzzy time series and its models. *Fuzzy Sets and Systems*. 54(1): 269-277.
- Sugiarto dan Harijono. 2000. *Peramalan Bisnis*. Jakarta: PT Gramedia Pustaka Utama.

- Tradingview. 2023. Pasar Saham Indonesia. [Internet]. [Diakses pada 2023 Mar 1]. Tersedia pada: <https://id.tradingview.com/markets/stocks-indonesia/sectorandindustry-industry>
- Wei WWS. 2006. Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods. New York (US): Pearson Education.
- Widoatmodjo S. 2005. Cara Sehat Investasi di Pasar Modal. Jakarta: Elex Media Komputindo.
- Xihao S, Yimin L. 2008. Average-Based Fuzzy Time Series Models for Forecasting Shanghai Compound Index. World Journal of Modelling and Simulation. 4(2): 104-111.