

Perbandingan Peramalan Harga Saham Menggunakan *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* dan *Fuzzy Time Series Markov Chain* (Studi Kasus: Saham PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk)

Safira Dwiyanti Laskarjati, dan Imam Safawi Ahmad
Departemen Aktuaria, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)
e-mail: imam.safawi@aktuaria.its.ac.id

Abstrak—Investasi adalah komitmen sejumlah uang atau sumber daya lainnya yang dilakukan saat ini dengan tujuan menerima manfaatnya di kemudian hari. Saham memiliki harga sebagai nilai pada sebuah perusahaan salah satu cara meminimalisir terjadi risiko dalam berinvestasi saham dengan mempelajari pola data *time series* pergerakan harga saham. Terdapat beberapa metode untuk mengetahui pola pergerakan data harga saham dan meramalkan data *time series* seperti metode *Autoregressive Intergrated Moving Average (ARIMA)*, dan *Fuzzy Time Series Markov Chain*. ARIMA merupakan metode peramalan data *time series* yang mampu menangani data yang tidak stasioner dalam mean dan varians seperti harga saham yang mengalami pergerakan secara naik-turun tidak menentu. Sedangkan *Fuzzy Time Series Markov Chain* merupakan metode peramalan data yang menggunakan prinsip-prinsip logika *fuzzy* sebagai dasar proses perhitungan peramalan. Penelitian ini akan mengkaji metode ARIMA dan *Fuzzy Time Series Markov Chain* untuk diperbandingkan metode yang terbaik dalam meramalkan harga saham dengan studi kasus data harga penutupan saham PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk. Saham PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk adalah salah satu emiten yang memiliki kapitalisasi pasar pada posisi ke-16 periode Januari tahun 2022 sebesar Rp 101.750.147,30 dan termasuk ke dalam indeks LQ45. Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dengan data *training*, metode yang memiliki tingkat akurasi terbaik adalah *Fuzzy Time Series Markov Chain* dengan nilai MAPE sebesar 0,876% atau tingkat akurasi mencapai 99,124% daripada metode ARIMA. Sedangkan hasil data *testing* menunjukkan pada metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* menghasilkan nilai MAPE sebesar 0,949% yang berarti tingkat akurasi mencapai 99,051% daripada metode ARIMA. Oleh karena itu, metode terbaik yang digunakan untuk meramalkan data harga saham PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk adalah *Fuzzy Time Series Markov Chain* menghasilkan pola data yang lebih akurat baik pada data *training* dan data *testing*.

Kata Kunci—ARIMA, *Fuzzy Time Series*, *Fuzzy Time Series Markov Chain*, Peramalan, PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk, Saham.

I. PENDAHULUAN

INVESTASI merupakan komitmen sejumlah uang atau sumber daya lainnya yang dilakukan saat ini dengan tujuan menerima manfaatnya di kemudian hari bagi investor dan untuk mengurangi dampak inflasi. Investasi dapat dibedakan menjadi dua jenis yaitu aset riil atau *real asset*, seperti tanah, bangunan, ataupun emas dan surat berharga atau sekuritas seperti obligasi, reksadana, saham dan sekuritas derivatif yang diawasi oleh suatu lembaga tertentu. Salah satu bentuk investasi yang banyak diminati yaitu investasi saham. Saham

Tabel 1.
Skala MAPE

MAPE	Kriteria Keakuratan
Kurang dari 10%	Sangat baik
10% - 20%	Baik
20% - 50%	Cukup
50% atau lebih	Buruk

Tabel 2.
Struktur data harga penutupan saham harian
PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk

Periode (t)	Tanggal	Harga Penutupan Saham Harian (Y_t)
1	Jan 2017	Y_1
2	Feb 2017	Y_2
⋮	⋮	⋮
1301	Feb 2022	Y_{1301}

Tabel 3.
Analisis deskriptif data *training* harga penutupan saham
PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk

Karakteristik	Nilai
Minimal	7.750
Kuartil Pertama	8.625
Mean	9.340,654
Median	8.875
Kuartil Ketiga	10.025
Maksimal	12.400
Jumlah Data	1.301

didefinisikan sebagai tanda penyertaan modal seseorang atau pihak (badan usaha) dalam suatu perusahaan atau perseroan terbatas semua orang dapat berinvestasi saham di pasar modal. Ada beberapa komponen yang terdapat dalam harga saham harian yaitu harga pembukaan (*open*), harga tertinggi (*High*), harga terendah (*Low*), harga penutupan (*close*) dan harga penutupan dimana sudah termasuk harga setelah *stock split* dan pembagian dividen yang disebut dengan *Adjusted Close*.

Peramalan *time series* bertujuan untuk menemukan pola dalam data historis yang kemudian memprediksi nilai yang akan datang. Terdapat beberapa metode untuk meramalkan data *time series* seperti metode *smoothing*, metode *Autoregressive Intergrated Moving Average (ARIMA)*, dan *Fuzzy Time series*. ARIMA merupakan metode peramalan data *time series* yang mampu menangani data yang tidak stasioner seperti harga saham yang mengalami pergerakan secara naik-turun tidak menentu. ARIMA menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat. Sedangkan *Fuzzy Time series* adalah metode prediksi data

Tabel 4.
Nilai dugaan parameter identifikasi model sementara data nilai harga saham

Model	Parameter	Koefisien	s.e. Koefisien	T	P-value	Signifikan
ARIMA(1,1,0)	ϕ_1	-0,099	0,028	-3,536	0,000	Ya
ARIMA(0,1,1)	θ_1	-0,113	0,029	-3,897	0,000	Ya
ARIMA(1,1,1)	ϕ_1	0,717	0,094	7,628	0,000	Ya
	θ_1	-0,810	0,080	-10,125	0,000	
ARIMA(0,1,2)	θ_1	-0,105	0,028	-3,750	0,000	Ya
	θ_2	-0,064	0,030	-2,133	0,030	
ARIMA(2,1,0)	ϕ_1	-0,106	0,028	-3,786	0,000	Ya
	θ_1	-0,070	0,028	-2,500	0,011	
ARIMA(1,1,2)	ϕ_1	-0,678	0,270	-2,511	0,012	Ya
	θ_1	0,572	0,268	2,134	0,033	
ARIMA(2,1,2)	θ_2	-0,127	0,030	-4,233	0,000	
	ϕ_1	-0,205	0,143	-1,432	0,153	
	ϕ_2	0,628	0,139	4,518	0,000	Tidak
	θ_1	0,120	0,130	0,923	0,355	
	θ_2	-0,729	0,128	-0,093	0,000	

Tabel 5.
Hasil uji white noise

Model	Pvalue	Keterangan	AIC
ARIMA(1,1,0)	0,009	Tidak White Noise	16.808,924
ARIMA(0,1,1)	0,012	Tidak White Noise	16.807,051
ARIMA(1,1,1)	0,059	White Noise	16.800,854
ARIMA(0,1,2)	0,023	White Noise	16.804,346
ARIMA(2,1,0)	0,023	White Noise	16.804,484
ARIMA(1,1,2)	0,031	White Noise	16.804,946

C. Peramalan (Forecasting)

Peramalan adalah melakukan perkiraan atau memprediksi pada pengujian masa yang akan datang dengan data historis. Peramalan pada harga saham bertujuan untuk melihat peluang investasi saham pada perusahaan yang akan datang sehingga dapat mengurangi risiko bagi investor dalam berinvestasi agar mendapatkan keuntungan yang diharapkan atau mendapatkan kerugian yang jauh lebih kecil [3].

D. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) sering juga disebut metode Box-Jenkins. ARIMA menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat, sedangkan untuk peramalan jangka panjang ketepatan peramalannya kurang baik dan biasanya akan cenderung mendatar atau konstan untuk periode yang cukup panjang. ARIMA cocok digunakan untuk pengamatan data time series yang berhubungan satu sama lain (dependent). Model ARIMA terdiri dari lima langkah dasar yaitu tahap identifikasi model, estimasi parameter, uji signifikansi parameter, uji diagnostik model, dan uji pemilihan model terbaik. Secara umum model ARIMA (p,d,q) dapat dituliskan sebagai berikut [4].

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Y_t = \theta_q(B)a_t \quad (1)$$

dimana, Y_t adalah pengamatan pada waktu ke- t , ϕ_p adalah koefisien (AR) pada order ke- p , θ_q adalah koefisien (MA) pada order ke- q , a_t adalah error pada waktu ke- t , d adalah derajat pembedaan (differencing), dan B adalah operator backshift.

E. Fuzzy Time series Markov Chain

Fuzzy time series merupakan metode prediksi data yang menggunakan konsep himpunan fuzzy sebagai dasar

perhitungannya. Sistem prediksi dengan metode ini bekerja dengan menangkap pola dari data yang telah lalu kemudian digunakan untuk memproyeksikan data yang akan datang. Selain itu metode fuzzy time series telah dikembangkan oleh berbagai peneliti antara lain adalah penggunaan metode fuzzy time series dalam mengatasi masalah peramalan terhadap data historis berupa nilai-nilai linguistic [5]. Penggunaan fuzzy time series markov chain dilakukan setelah melalui langkah-langkah fuzzy time series dengan metode Song dan Chissom [2]. Berikut ini langkah-langkah peramalan fuzzy time series markov chain [6]:

1) Mendefinisikan himpunan semesta (U).

Pada tahap ini, mencari nilai minimum dan maksimum dari data historis.

$$U = [Y_{t(min)} - Y_1, Y_{t(max)} + Y_2] \quad (2)$$

dengan $Y_{t(min)}$ dan $Y_{t(max)}$ adalah nilai terkecil dan nilai terbesar dari suatu data historis, Y_1 dan Y_2 adalah bilangan positif sembarang.

2) Mempartisi himpunan semesta dengan mencari nilai banyak kelas dan interval

$$k = 1 + 3,322 \log n \quad (3)$$

dengan k adalah banyak kelas yang terbentuk

$$l = \frac{[(Y_{t(max)}+Y_2)-(Y_{t(min)}-Y_1)]}{k} \quad (4)$$

dengan l adalah lebar interval berturut-turut

3) Mendefinisikan himpunan fuzzy pada himpunan semesta.

Tahap ini mengubah himpunan semesta yang telah terbagi yang masih berupa himpunan bilangan angka menjadi himpunan fuzzy berdasarkan interval yang diperoleh.

Tabel 6.
Hasil uji distribusi normal

Model	P-value	Keterangan
ARIMA(1,1,0)	0,000	Tidak berdistribusi normal
ARIMA(0,1,1)	0,000	Tidak berdistribusi normal
ARIMA(1,1,1)	0,000	Tidak berdistribusi normal
ARIMA(0,1,2)	0,000	Tidak berdistribusi normal
ARIMA(2,1,0)	0,000	Tidak berdistribusi normal
ARIMA(1,1,2)	0,000	Tidak berdistribusi normal

Tabel 7.
Interval dan nilai tengah

ke-	Interval	Nilai Tengah (m)
u_1	[7.750, 8.173]	7.961,5
u_2	[8.173, 8.595]	8.384
u_3	[8.595, 9.018]	8.806,5
u_4	[9.018, 9.441]	9.229,5
u_5	[9.441, 9.864]	9.654,5
u_6	[9.864, 10.286]	10.075
u_7	[10.286, 10.709]	10.497,5
u_8	[10.709, 11.132]	10.920,5
u_9	[11.132, 11.555]	11.343,5
u_{10}	[11.555, 11.977]	11.766
u_{11}	[11.977, 12.400]	12.188,5

Tabel 8.
Pengkategorian himpunan *fuzzyfikasi*

<i>Fuzzyfikasi</i>	Nilai Linguistik
A_1	Terendah
A_2	Sangat Rendah
A_3	Cukup Rendah
A_4	Sedikit Rendah
A_5	Rendah
A_6	Menengah
A_7	Tinggi
A_8	Sedikit Tinggi
A_9	Cukup Tinggi
A_{10}	Sangat Tinggi
A_{11}	Tertinggi

4) Melakukan *fuzzyfikasi* terhadap data historis.

Tahap ini dimana kita akan mencari himpunan *fuzzy* dari setiap data historis yang ada. Metode yang digunakan adalah untuk mendefinisikan setiap potongan set kepada $A_i (i = 1, 2, \dots, n)$.

5) Menentukan *Fuzzy Logical Relationships (FLR)*.

Misalkan $F(t)$ adalah *Fuzzy time series*. Jika $F(t)$ disebabkan $F(t - 1), F(t - 2), \dots, \text{ dan } F(t - n)$. maka FLR ini direpresentasikan dengan,

$$F(t - n), \dots, F(t - 2), F(t - 1) \rightarrow F(t) \quad (5)$$

6) Membentuk kelompok *Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG)*.

Jika $F(t) = A_j$ disebabkan oleh $F(t - 1) = A_i$, maka *Fuzzy Logical Relationship Group-nya* adalah $A_i \rightarrow A_j$. Setiap FLR yang memiliki kondisi saat ini yang sama akan digabungkan menjadi satu kelompok.

7) Membentuk matriks probabilitas transisi state P berdasarkan kelompok FLRG yang telah dikelompokkan.

Didapatkan probabilitas transisi state dengan persamaan sebagai berikut.

$$P_{ij} = \frac{M_{ij}}{M_i} \quad (6)$$

Matriks probabilitas transisi P dapat ditulis seperti pada persamaan (7).

Tabel 9.
Data *fuzzyfikasi fuzzy time series markov chain*

t	Data		t	Data	
	Historis	Nilai Linguistik		Historis	Nilai Linguistik
1	8.575	A_2	11	8.450	A_2
2	8.600	A_3	12	8.425	A_2
3	8.600	A_3	13	8.575	A_2
4	8.575	A_2	14	8.600	A_3
5	8.525	A_2	15	8.500	A_2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1287	8.650	A_3	1297	8.500	A_2
1288	8.625	A_3	1298	8.525	A_2
1289	8.675	A_3	1299	8.700	A_3
1290	8.625	A_3	1300	8.525	A_2
1291	8.650	A_3	1301	8.500	A_2

Tabel 10.
Hasil *fuzzy logical relation (FLR)*

Urutan Data	FLR	Urutan Data	FLR
1 → 2	$A_2 \rightarrow A_3$	6 → 7	$A_3 \rightarrow A_3$
2 → 3	$A_3 \rightarrow A_3$	7 → 8	$A_3 \rightarrow A_2$
3 → 4	$A_3 \rightarrow A_2$	8 → 9	$A_2 \rightarrow A_2$
4 → 5	$A_2 \rightarrow A_2$	9 → 10	$A_2 \rightarrow A_2$
5 → 6	$A_2 \rightarrow A_3$	10 → 11	$A_2 \rightarrow A_2$
⋮	⋮	⋮	⋮
1291 → 1292	$A_3 \rightarrow A_3$	1296 → 1297	$A_2 \rightarrow A_2$
1292 → 1293	$A_3 \rightarrow A_2$	1297 → 1298	$A_2 \rightarrow A_2$
1293 → 1294	$A_2 \rightarrow A_2$	1298 → 1299	$A_2 \rightarrow A_2$
1294 → 1295	$A_2 \rightarrow A_2$	1299 → 1300	$A_2 \rightarrow A_3$
1295 → 1296	$A_2 \rightarrow A_2$	1300 → 1301	$A_3 \rightarrow A_2$

Tabel 11.
Hasil *fuzzy logical relationship group (FLRG)*

Current State	Total Current State (A_i)	Next State
A_1	37	$21(A_1), 16(A_2)$
A_2	246	$16(A_1), 187(A_2), 42(A_3), 1(A_5)$
A_3	468	$43(A_2), 408(A_3), 16(A_4), 1(A_5)$
A_4	88	$17(A_3), 59(A_4), 10(A_5), 2(A_6)$
A_5	105	$1(A_3), 11(A_4), 84(A_5), 9(A_6)$
A_6	121	$1(A_4), 8(A_5), 95(A_6), 16(A_7), 1(A_8)$
A_7	73	$1(A_4), 1(A_5), 15(A_6), 50(A_7), 6(A_8)$
A_8	32	$7(A_7), 21(A_8), 4(A_9)$
A_9	70	$4(A_8), 57(A_9), 9(A_{10})$
A_{10}	46	$8(A_9), 32(A_{10}), 6(A_{11})$
A_{11}	14	$1(A_9), 5(A_{10}), 8(A_{11})$

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1p} \\ P_{12} & P_{22} & \dots & P_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{1p} & P_{p2} & \dots & P_{pp} \end{bmatrix} \quad (7)$$

8) Menghitung hasil peramalan awal.

Dengan aturan-aturan sebagai berikut.

- a. Jika FLRG A_i hubungan satu ke satu (misal $A_j \rightarrow A_k$ dengan $P_{ij} = 0$ dan $P_{ik} = 1, j \neq k$) maka hasil peramalan untuk $F_{(t)}$ adalah m_k merupakan nilai titik tengah dari interval u_k

$$F_{(t)} = m_k P_{ik} = m_k \quad (8)$$

- b. Jika FLRG A_i adalah berhubungan satu ke banyak (misal $A_i \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_k, i = 1, 2, \dots, k$) ketika data $Y_{(t-1)}$ pada saat $t - 1$ yang berada di state A_i maka hasil peramalan untuk $F_{(t)}$

$$F_{(t)} = m_1 P_{i1} + m_2 P_{i2} + \dots + m_{i-1} P_{i(i-1)} + Y_{(t-1)} P_{ii} + m_{i+1} P_{i(i+1)} + \dots + m_k P_{ik} \quad (9)$$

Tabel 12.

Hasil peramalan awal pada metode <i>fuzzy time series markov chain</i>			
t	Tanggal	Data Historis	Peramalan Awal
1	02/01/2017	8.575	-
2	03/01/2017	8.600	8.579,019
3	04/01/2017	8.600	8.603,636
4	05/01/2017	8.575	8.603,636
5	06/01/2017	8.525	8.579,019
6	09/01/2017	8.800	8.541,019
7	10/01/2017	8.775	8.778,036
8	11/01/2017	8.575	8.756,236
9	12/01/2017	8.550	8.579,019
10	13/01/2017	8.525	8.560,019
⋮	⋮	⋮	⋮
1295	17/02/2022	8.525	8.522,019
1296	18/02/2022	8.525	8.541,019
1297	21/02/2022	8.500	8.541,019
1298	22/02/2022	8.525	8.522,019
1299	23/02/2022	8.700	8.541,019
1300	24/02/2022	8.525	8.690,836
1301	25/02/2022	8.500	8.541,019

Tabel 13.

Hasil peramalan setelah disesuaikan pada <i>fuzzy time series markov chain</i>					
t	Tanggal	$Y_{(t)}$	$F_{(t)}$	$D_{(t)}$	$F'_{(t)}$
1	02/01/2017	8575	-	-	-
2	03/01/2017	8600	8579,019	211,5	8790,519
3	04/01/2017	8600	8603,636	0	8603,636
4	05/01/2017	8575	8603,636	-211,5	8392,136
5	06/01/2017	8525	8579,019	0	8579,019
6	09/01/2017	8800	8541,019	211,5	8752,519
7	10/01/2017	8775	8778,036	0	8778,036
8	11/01/2017	8575	8756,236	-211,5	8544,736
9	12/01/2017	8550	8579,019	0	8579,019
10	13/01/2017	8525	8560,019	0	8560,019
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1292	14/02/2022	8550	8647,236	-211,5	8435,736
1293	15/02/2022	8550	8560,019	0	8560,019
1294	16/02/2022	8500	8560,019	0	8560,019
1295	17/02/2022	8525	8522,019	0	8522,019
1296	18/02/2022	8525	8541,019	0	8541,019
1297	21/02/2022	8500	8541,019	0	8541,019
1298	22/02/2022	8525	8522,019	0	8522,019
1299	23/02/2022	8700	8541,019	211,5	8752,519
1300	24/02/2022	8525	8690,836	-211,5	8479,336
1301	25/02/2022	8500	8541,019	0	8541,019

dengan m_1, m_2, \dots, m_k nilai titik tengah dari u_1, u_2, \dots, u_k dan $Y_{(t-1)}$ adalah nilai state A_i pada waktu $t - 1$.

9) Mengatur penyesuaian kecenderungan nilai Peramalan (D_t).

Aturan penyesuaian untuk nilai peramalan yang harus diperhatikan sebagai berikut.

- a. Jika state A_i berhubungan dengan A_i , dimulai dari state A_i pada waktu $(t - 1)$ sebagai $F_{(t-1)} = A_i$ dan terjadi perpindahan transisi ke state A_j pada waktu t dimana $(i < j)$ maka persamaan penyesuaian kecenderungan nilai peramalan (D_t) adalah:

$$D_t = \left(\frac{l}{2}\right) \tag{10}$$

dengan, l adalah lebar interval berturut-turut

- b. Jika state A_i berhubungan dengan A_i , dimulai dari state A_i pada waktu $t - 1$ sebagai $F_{(t-1)} = A_i$ dan terjadi perpindahan transisi ke state A_j pada waktu t dimana $(i > j)$ maka persamaan penyesuaian kecenderungan nilai peramalan adalah:

$$D_t = -\left(\frac{l}{2}\right) \tag{11}$$

Tabel 14.

Perhitungan tingkat akurasi data training		
Metode	ARIMA (1,1,1)	Fuzzy Time series Markov Chain
Root Mean Square Error (RMSE)	153,919	109,299
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)	1,064%	0,876%

Tabel 15.

Perhitungan tingkat akurasi data testing		
Metode	ARIMA (1,1,1)	Fuzzy Time series Markov Chain
Root Mean Square Error (MSE)	134,760	108,813
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)	1,363%	0,949%

dengan, l adalah lebar interval berturut-turut

- c. Jika state A_i berhubungan dengan A_i pada waktu $(t - 1)$ sebagai $F_{(t-1)} = A_i$ dan mengalami melompat maju ke state A_{i+s} pada waktu t dimana $(i \leq s \leq k - 1)$ maka persamaan penyesuaian kecenderungan nilai peramalan adalah:

$$D_t = \left(\frac{l}{2}\right) s, (i \leq s \leq k - 1) \tag{12}$$

dengan, s adalah jumlah lompatan maju.

- d. Jika state A_i berhubungan dengan A_i pada waktu $(t - 1)$ sebagai $F_{(t-1)} = A_i$ dan mengalami melompat ke belakang ke state A_{i+v} pada waktu t dimana $(1 \leq v \leq k - 1)$ maka persamaan penyesuaian kecenderungan nilai peramalan adalah:

$$D_t = -\left(\frac{l}{2}\right) v, (1 \leq v \leq k - 1) \tag{13}$$

dengan, v adalah jumlah lompatan ke belakang

10) Menentukan hasil peramalan akhir.

Penyesuaian hasil peramalan dapat diperoleh yang harus diperhatikan sebagai berikut.

- a. Jika *fuzzy logical relationship group* A_i adalah satu ke satu dan state A_{i+1} dapat diakses dari A_i dimana state A_i berhubungan dengan A_i maka hasil peramalan menjadi

$$F'_t = F_{(t)} + l \tag{14}$$

- b. Jika *fuzzy logical relationship group* A_i adalah satu ke satu dan state A_{i+1} dapat diakses dari A_i dimana state A_i tidak berhubungan dengan A_i maka hasil peramalan menjadi

$$F'_t = F_{(t)} + \left(\frac{l}{2}\right) \tag{15}$$

- c. Jika *fuzzy logical relationship group* A_i adalah satu ke satu dan state A_{i-2} dapat diakses dari A_i dimana state A_i tidak berhubungan dengan A_i maka hasil peramalan menjadi

$$F'_t = F_{(t)} \pm \left(\frac{l}{2}\right) v \tag{16}$$

F. Metode Evaluasi Peramalan

Metode hasil peramalan yang telah dilakukan kemudian divalidasi menggunakan akurasi peramalan, yaitu *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

1) *Root Mean Square Error* (MSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2}{n}} \tag{17}$$

2) Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right|}{n} \times 100\% \quad (18)$$

dengan Y_t adalah data historis pada periode ke- t dan F_t adalah nilai hasil peramalan untuk periode ke- t Sedangkan n adalah nilai periode waktu.

Dapat dilihat pada Tabel 1, dimana suatu model dikatakan memiliki kinerja sangat baik apabila memiliki nilai MAPE dibawah 10% [7].

III. METODE PENELITIAN

A. Sumber Data

Penelitian ini menggunakan Data harga penutupan saham PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk (ICBP.JK) bersumber dari <https://finance.yahoo.com>. Data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data *training* data *testing*. Data *training* yang digunakan data dari Januari 2017-Februari 2022 sebanyak 1301 periode (diunduh pada tanggal 04 Maret 2022). Kemudian data *testing* diambil dari Maret 2022 sebanyak 22 periode (diunduh pada tanggal 01 April 2022).

B. Variabel Penelitian

Pada penelitian ini, variabel yang digunakan adalah harga penutupan saham harian PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk (Y_t) periode dari Januari 2017-Februari 2022. Struktur data pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 2.

C. Langkah Analisis

Langkah analisis yang digunakan adalah ARIMA dan *Fuzzy Time series Markov Chain*. Proses analisis data dilakukan dengan menggunakan Microsoft Excel dan RStudio. Berikut merupakan tahapan analisis dalam penelitian ini:

1. Studi Literatur mengenai ARIMA dan Fuzzy Time Series Markov Chain
2. Memilih saham yang akan digunakan dalam periode
3. Mengumpulkan data harga penutupan saham harian
4. Melakukan Preprocessing data
5. Melakukan analisis statistika deskriptif data menggunakan plot time series untuk mengetahui pola pergerakan data
6. Membagi data menjadi data training dan data testing. Data training digunakan untuk mendapatkan metode peramalan sedangkan data testing digunakan untuk menguji validasi metode yang telah didapatkan apakah metode tersebut dapat diterapkan dengan data lain.
7. Melakukan analisis model ARIMA: (a) Mengidentifikasi stasioneritas data dan membuat plot ACF dan PACF. (b) Membuat estimasi parameter dan uji signifikansi parameter. (c) Melakukan uji diagnostik model dengan pengujian white noise dan distribusi normal. (d) Menentukan pemilihan model terbaik dengan nilai Akaike's Information Criterion (AIC). (e) Menghitung nilai tingkat kesalahan peramalan.
8. Melakukan analisis fuzzy time series model markov chain: (a) Menentukan himpunan semesta (U). (b) Mempartisi himpunan semesta. (c) Mendefinisikan himpunan fuzzy dari himpunan semesta. (d) Melakukan fuzzifikasi data historis. (e) Menentukan Fuzzy Logical Relationship (FLR) dari dan Membentuk kelompok

Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG). (f) Membentuk matriks probabilitas markov chain dari FLRG. (g) Menghitung hasil peramalan awal. (h) Mengatur Penyesuaian kecenderungan nilai peramalan awal dengan memperbaiki error. (i) Menentukan hasil peramalan akhir. (j) Menghitung nilai tingkat kesalahan peramalan.

9. Membandingkan nilai tingkat kesalahan peramalan kedua metode pada data training
10. Menguji validasi kedua metode yang telah didapatkan apakah metode tersebut dapat diterapkan dengan data lain
11. Melakukan peramalan menggunakan kedua metode pada data testing
12. Analisis Hasil dan Penarikan Kesimpulan,

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Analisis Deskriptif

Penelitian ini menggunakan metode ARIMA dan *Fuzzy Time series Markov Chain* diterapkan data harga penutupan saham PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk (ICBP.JK) dimana dibagi menjadi dua bagian, yaitu data *training* dan data *testing*.

Berdasarkan Tabel 3, peneliti menggunakan data harga penutupan saham yang akan digunakan sebagai data *training* sebanyak 1301 data dari januari 2017 sampai dengan Februari 2022 dalam harian. Hasil analisis deskriptif, bahwa harga saham harian memiliki nilai minimal sebesar Rp. 7.750 dan nilai maksimal sebesar Rp. 12.400. Harga saham memiliki nilai rata-rata sebesar Rp. 9.340,654. Untuk lebih jelasnya plot dari harga saham dapat dilihat pada Gambar 1.

Berdasarkan Gambar 1, dapat dilihat bahwa plot data *time series* yang terbentuk menunjukkan bahwa pola data harga penutupan saham harian memiliki pola data *siklus* yaitu adanya kecenderungan naik turunnya data dalam waktu tertentu dan akan timbul kembali.

B. Analisis dengan ARIMA

Langkah awal dalam menghasilkan model ARIMA yang sesuai yaitu dengan melakukan uji stasioner pada data harga saham. Data harga saham harus memenuhi kondisi stasioner terhadap *varian* dan *mean*. Pertama, dilihat dari stasioner terhadap *varian*. hasil nilai *rounded value* sebesar -1,00 yang mengartikan data harga saham tidak stasioner terhadap *varian*, sehingga perlu dilakukan transformasi pada Box-Cox agar data harga saham menjadi stasioner terhadap *varian*. Sebelum melakukan transformasi Box-Cox, data harga saham harus dipangkatkan dengan nilai $\lambda = -1$ dengan memasukan nilai data historis pada $Z_t = \frac{1}{Z_t}$ maka didapatkan nilai *rounded value* menjadi sama dengan 1. Tahap selanjutnya yang kedua dengan melihat kondisi stasioneritas terhadap *mean* menggunakan pengujian ADF (Augmented Dickey-Fuller), plot ACF dan plot PACF. Uji ADF didapatkan hasil nilai P-value sebesar 0,6956 yang berarti $P - value > \alpha$ maka harga harga saham tidak stasioner sehingga perlu dilakukan *differencing* satu kali. Gambar 2, menunjukkan Plot ACF dan PACF setelah dilakukan *differencing* satu kali menghasilkan nilai *P-value* dari uji ADF lebih kecil yaitu 0,01 dapat dinyatakan data sudah stasioner pada *differencing* satu kali.

Selanjutnya peneliti melakukan uji hipotesis untuk setiap parameter koefisien model-model ARIMA yang mungkin. Hasil analisis perhitungan setiap model disajikan pada Tabel 4.

Berdasarkan Tabel 4, didapatkan parameter model yang signifikan adalah model ARIMA(1,1,0), ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,1), ARIMA(0,1,2), ARIMA(2,1,0), dan ARIMA(1,1,2). Estimasi parameter inilah yang akan digunakan dalam pemodelan dengan syarat residual memenuhi asumsi. Selanjutnya melakukan pengecekan residual data, tahap ini dilihat apakah residual *white noise* sudah memenuhi asumsi distribusi normal atau belum. Pengujian *white noise* dilakukan dengan hipotesis awal yang digunakan adalah residual data dimana *P-value* lebih besar dari α maka data sudah *white noise*. Sedangkan kenormalan residual menggunakan hipotesis awal yang digunakan residual data berdistribusi normal, maka gagal tolak H_0 dimana *P-value* lebih besar dari α .

Pada Tabel 5, menunjukkan bahwa terdapat model yang sudah memenuhi asumsi *white noise* pada lag tertentu yaitu model ARIMA(0,1,1) dan untuk model ARIMA(1,1,0), ARIMA(1,1,1), ARIMA(1,1,2), ARIMA(2,1,0) dan ARIMA(1,1,2). Kemudian pada Tabel 6, dilakukan pengujian distribusi normal residual menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov, sehingga didapatkan bahwa residual untuk semua model belum berdistribusi normal. Ketidaknormalan dari residual dapat mengindikasikan kondisi heterokedastisitas.

Selanjutnya pemilihan model terbaik dilakukan ketika semua asumsi telah terpenuhi pada asumsi *white noise* dan berdistribusi normal akan tetapi pada penelitian ini, hasil distribusi tidak bisa normal. Kriteria pemilihan model terbaik didapatkan dengan melihat nilai AIC pada setiap model. Berdasarkan Tabel 5, model ARIMA(1,1,1) ditetapkan sebagai model terbaik pada data harga saham untuk acuan pada tahap peramalan dengan nilai AIC yaitu sebesar 16.800,854. Selanjutnya akan dituliskan model matematis dari model terbaik yakni ARIMA (1,1,1) pada *time series* harga saham diperoleh sebagai berikut.

$$Y_t = 1,717 Y_{t-1} + 0,7167 Y_{t-2} + a_t + 0,810 a_{t-1}$$

C. Analisis dengan Fuzzy Time series Markov Chain

Langkah awal dari peramalan *Fuzzy Time series Markov Chain* dengan menentukan himpunan semesta dimana hasilnya adalah $U = [7.750, 12.400]$ Setelah itu mempartisi himpunan semesta ke dalam beberapa interval menghasilkan $k = 11$ dan $l = 423$. Kemudian pembentukan tabel pembagian data ke dalam 11 bagian interval dengan anggota setiap intervalnya yang disajikan pada Tabel 7.

Langkah selanjutnya adalah mendefinisikan himpunan *fuzzy* untuk sebelas interval yang terbentuk, hal ini dapat dilihat pada Tabel 8.

Hasil himpunan *fuzzy* akan dilakukan *fuzzyfikasi* pada data historis. Hasil *fuzzyfikasi* disajikan pada Tabel 9.

Proses selanjutnya setelah melakukan *fuzzyfikasi* adalah menentukan *Fuzzy Logical Relation* (FLR). Hasil dari FLR dapat dilihat pada Tabel 10.

Nilai *Fuzzy Logical Relation* akan digunakan untuk memperoleh hasil *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG) dengan cara FLR kondisi saat ini yang sama akan digabungkan menjadi satu kelompok. Hasil dari FLRG kemudian akan dijadikan dalam proses matriks probabilitas

Gambar 3 dan mendapatkan nilai peramalan harga saham Tabel 13. Hasil dari FLRG yang terbentuk tersaji pada Tabel 11.

Tahap selanjutnya membentuk matriks probabilitas transisi *markov chain* dari *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG) yang sudah ditentukan pada tahap sebelumnya yang berorde 11×11 . Gambar 3 merupakan hasil dari matriks probabilitas transisi *markov chain*.

Hasil matriks probabilitas transisi *markov chain* digunakan untuk menghitung nilai peramalan awal sesuai dengan Tabel 12.

Setelah mendapatkan hasil nilai penyesuaian pada peramalan awal maka langkah selanjutnya menentukan hasil peramalan yang sesuai atau disebut juga hasil peramalan akhir. Maka hasil dari peramalan akhir tersaji pada Tabel 13.

D. Analisis Perbandingan Dua Metode Data Training

Perhitungan tingkat akurasi pada penelitian ini menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Adapun analisis hasil perhitungan tingkat akurasi dapat dilihat pada Tabel 14.

Visualisasi grafik perbandingan antara data historis dengan nilai peramalan menggunakan *fuzzy time series markov chain* dan ARIMA(1,1,1) dapat dilihat pada Gambar 4.

Berdasarkan Tabel 14, maka hasil peramalan menggunakan metode *fuzzy time series markov chain* dan ARIMA(1,1,1) memenuhi kriteria keakuratan hasil peramalan yang sangat baik karena nilai MAPE $< 10\%$. Pada Gambar 4, menunjukkan bahwa nilai peramalan pada data *training* menggunakan metode ARIMA(1,1,1) yang ditunjukkan dengan grafik berwarna merah dan *fuzzy time series markov chain* yang ditunjukkan dengan grafik berwarna oranye menjelaskan bahwa plot sebarang yang dihasilkan data peramalan hampir sama dengan pola data historis berwarna hitam yang diteliti. Sehingga dapat disimpulkan bahwa hasil peramalan data *training* menggunakan *Fuzzy Time series Markov Chain* lebih mendekati nilai data historis 99,124% dibandingkan dengan metode ARIMA(1,1,1).

E. Analisis Perbandingan Dua Metode Data Testing

Pemodelan dengan metode *fuzzy time series markov chain* dan ARIMA(1,1,1) pada data testing menunjukkan hasil yang berbeda. Perhitungan dengan metode MSE dan MAPE menghasilkan kesimpulan yang sama yakni *fuzzy time series markov chain* menghasilkan nilai yang lebih kecil. Hasil perhitungan tingkat akurasi disajikan dalam Tabel 15.

Visualisasi grafik pengujian perbandingan antara data historis dengan nilai peramalan menggunakan *Fuzzy Time series Markov Chain* dan ARIMA(1,1,1) dapat dilihat pada Gambar 5.

Berdasarkan Tabel 15, maka hasil peramalan menggunakan metode *fuzzy time series markov chain* dan ARIMA(1,1,1) memenuhi kriteria keakuratan hasil peramalan yang sangat baik karena nilai MAPE $< 10\%$. Pada Gambar 5, menunjukkan bahwa nilai peramalan pada data *testing* menggunakan metode ARIMA(1,1,1) yang ditunjukkan dengan grafik berwarna merah dan metode *fuzzy time series markov chain* yang ditunjukkan dengan grafik berwarna oranye menjelaskan bahwa plot sebarang yang dihasilkan data peramalan hampir sama dengan pola data historis berwarna hitam yang diteliti. Sehingga dapat disimpulkan bahwa hasil peramalan data *testing*

menggunakan *fuzzy time series markov chain* lebih mendekati nilai data historis 99,051% dibandingkan dengan metode ARIMA(1,1,1).

V. KESIMPULAN/RINGKASAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, didapatkan kesimpulan sebagai berikut: (1) Berdasarkan hasil analisis peramalan harga saham menggunakan metode ARIMA didapatkan model terbaik yaitu ARIMA(1,1,1) dengan model matematis dari model terbaik yang didapatkan sebagai berikut. $Y_t = 1,717 Y_{t-1} + 0,7167 Y_{t-2} + a_t + 0,810 a_{t-1}$. Selanjutnya hasil peramalan menggunakan metode ARIMA(1,1,1) untuk satu periode kedepan pada tanggal 01 April 2022 sebesar Rp. 7.425,001 sedangkan pada metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* didapatkan nilai peramalan 01 April 2022 sebesar Rp. 7.321,800. (2) Hasil data *training* menggunakan metode ARIMA diperoleh model terbaik yaitu ARIMA(1,1,1) dengan nilai RMSE sebesar 153,919 dan nilai MAPE sebesar 1,064% atau memiliki tingkat akurasi mencapai 98,936%. Hasil Peramalan menggunakan metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* menggunakan sebelas himpunan *fuzzy* menghasilkan nilai RMSE sebesar 109,299 dan nilai MAPE sebesar 0,876% atau memiliki tingkat akurasi mencapai 99,124%. Sedangkan Hasil data *testing* pemodelan dengan metode ARIMA(1,1,1) menghasilkan nilai RMSE sebesar 134,760 dan nilai MAPE sebesar 1,363% atau memiliki tingkat akurasi mencapai 98,637%. Hasil Peramalan menggunakan metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* menggunakan enam himpunan *fuzzy* menghasilkan nilai RMSE sebesar 108,813 dan nilai MAPE sebesar 0,949% atau memiliki tingkat akurasi mencapai 99,051%. Sehingga hasil metode terbaik yang digunakan

untuk meramalkan data harga saham PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk yaitu *Fuzzy Time Series Markov Chain*.

Saran untuk penelitian selanjutnya berdasarkan penelitian ini sebagai berikut: (1) Metode ARIMA memiliki keterbatasan salah satunya meramalkan hanya untuk jangka waktu pendek seperti 1 sampai dengan 2 bulan dan ada uji asumsi yang tidak terpenuhi. Oleh karena itu, disarankan menggunakan metode peramalan lainnya seperti *Adaptive Neuro Fuzzy Interface System* (ANFIS) yang dapat digunakan untuk meramalkan jangka panjang dan sebagai model pembandingan metode peramalan *fuzzy time series markov chain*. (2) Penambahan macam variasi jumlah interval seperti 20,40,60,80 dan perlu adanya pembuatan program agar mempermudah memperoleh hasil peramalan secara efektif.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. Ujianto and M. I. Irawan, "Perbandingan performansi metode peramalan fuzzy time series yang dimodifikasi dan jaringan syaraf tiruan backpropagation (studi kasus: penutupan harga IHSG)," *Jurnal Sains dan Seni ITS*, vol. 4, no. 2, 2016. doi: 10.12962/j23373520.v4i2.11955.
- [2] Q. Song, and B. S. Chissom, "Forecasting enrollment with fuzzy time series - part 1," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 54, no. 1, pp. 1-9, 1993. doi: 10.1016/0165-0114(93)90355-L.
- [3] J. E. Hanke and D. W. Wichern. *Business Forecasting 9th Ed.* New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2009. ISBN: 978-0-13-500933-8.
- [4] W. W. Wei. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods.* Boston: Pearson Addison Wesley, 2006.
- [5] L. Handayani and D. Anggriani, "Perbandingan model chen dan model lee pada metode fuzzy time series untuk prediksi harga emas," *Pseudocode*, vol. 2, no. 1, pp. 28-36, 2015. doi: 10.33369/pseudocode.2.1.28-36.
- [6] Tsaur, Ruey-Chyn, "A fuzzy time series markov chain model with an application to forecast the exchange rate between the Taiwan And US dollar," *International Journal of Innovative Computing, Information & Control (IJICIC)*, vol. 8, no. 7, 2012.
- [7] C. D. Lewis. *Industrial and Business Forecasting Methods: A Practical Guide to Exponential Smoothing and Curve Fitting.* London: Butterworth Scientific, 1982. ISBN: 0408005599.