



INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research

Volume 4 Nomor 4 Tahun 2024 Page 1981-1997

E-ISSN 2807-4238 and P-ISSN 2807-4246

Website: <https://j-innovative.org/index.php/Innovative>

Penerapan Fuzzy Time Series Markov Chain dalam Meramalkan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Yuan, Dollar Amerika dan Dollar Singapura

Ade Siti Amanda^{1✉}, Parapat Gultom², Sutarman³, Asima⁴

Universitas Sumatera Utara

Email: adesitiamanda@gmail.com^{1✉}

Abstrak

Peramalan nilai tukar mata uang merupakan aspek penting dalam analisis ekonomi karena fluktuasi nilai tukar dapat mempengaruhi berbagai sektor ekonomi suatu negara, termasuk perdagangan internasional, investasi, dan kebijakan moneter. Indonesia, sebagai negara dengan perekonomian terbuka, sangat rentan terhadap dinamika ekonomi global. Oleh karena itu, memahami dan memproyeksi pergerakan nilai tukar mata uang menjadi krusial untuk perencanaan ekonomi dan pengambilan keputusan yang lebih baik. Penelitian ini bertujuan untuk memproyeksi harga beli nilai tukar Rupiah terhadap Yuan, Dollar Amerika, dan Dollar Singapura pada bulan Januari-Februari 2024 menggunakan metode Fuzzy Time Series Markov Chain dengan data historis tahun 2023. Metode ini menggunakan dua fungsi keanggotaan yakni sigmoid dan gauss untuk menangani kompleksitas data, karena kemampuannya untuk merepresentasikan tingkat keanggotaan dan menangkap perubahan secara lebih halus antara keanggotaan rendah dan tinggi. Hasil penelitian menunjukkan kinerja yang baik dengan error prediksi rendah (0-10%). Hasil Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dengan metode FTS-Markov Chain untuk ketiga nilai tukar yakni Yuan, Dollar Amerika dan Dollar Singapura dengan fungsi keanggotaan sigmoid 1,127% sedangkan fungsi keanggotaan gauss 2,435%. Nilai tukar Rupiah terhadap Yuan mengalami fluktuasi, terhadap Dollar Amerika diprediksi mengalami apresiasi, dan terhadap Dollar Singapura mengalami penurunan awal namun meningkat kembali.

Kata Kunci: *Fuzzy Time Series, Markov Chain, Peramalan Nilai Tukar, Tingkat Akurasi*

Abstract

Forecasting currency exchange rates is an important aspect of economic analysis as exchange rate fluctuations can affect various sectors of a country's economy, including international trade, investment, and monetary policy. Indonesia, as an open economy, is highly vulnerable to the dynamics of the global economy. Therefore, understanding and projecting currency exchange rate movements is crucial for better economic planning and decision-making. This study aims to project the purchase price of the Rupiah exchange rate against Yuan, US Dollar, and Singapore Dollar in January-February 2024 using the Fuzzy Time Series Markov Chain method with historical data in 2023. This method uses two membership functions, namely sigmoid and gauss, to handle data complexity, because of its ability to represent membership levels and capture changes more subtly between low and high membership. The results show good performance with low prediction error (0-10%). The Mean Absolute Percentage Error (MAPE) results with the FTS-Markov Chain method for the three exchange rates namely Yuan, US Dollar and Singapore Dollar with sigmoid membership function 1.127% while gauss membership function 2.435%. The Rupiah exchange rate against Yuan fluctuates, against the US Dollar is predicted to appreciate, and against the Singapore Dollar experiences an initial decline but increases again.

Keywords: *Accuracy, Exchange Rate Forecasting, Fuzzy Time Series, Markov Chain*

PENDAHULUAN

Matematika adalah ilmu yang berkaitan dengan konsep, kerangka, pola, dan keterkaitan abstrak. Perkembangannya melibatkan evolusi ide dan aplikasi dalam berbagai bidang kehidupan, termasuk dalam pengembangan metode peramalan seperti Fuzzy Time Series Markov Chain (FTS-Markov Chain). Analisis deret waktu (time series) memerlukan asumsi-asumsi tertentu, seperti stasioneritas data, sifat white noise pada sisaan, dan distribusi normal sisaan. Namun, dalam praktiknya, sulit memenuhi semua asumsi tersebut. Fuzzy time series adalah pendekatan alternatif yang tidak bergantung pada asumsi kaku tersebut dan menggunakan himpunan fuzzy untuk merumuskan aturan peramalan berdasarkan pola data deret waktu (Song & Chissom, 1993). Metode ini mampu menangkap fluktuasi nilai tukar yang tidak terduga dan memodelkan perilaku non-linear yang sulit diprediksi dengan pendekatan linier. Markov Chain adalah konsep dari proses stokastik yang menganalisis karakteristik variabel saat ini dengan mempertimbangkan masa lalu untuk memproyeksikan masa depan (Hidayah & Sugiman, 2021). Dalam FTS-Markov Chain, pengelompokan data berdasarkan tingkat keanggotaan fuzzy dan hubungan logika fuzzy digunakan untuk membentuk matriks transisi, sehingga dapat menangkap perilaku non-linear yang kompleks dalam data.

Beberapa penelitian menunjukkan bahwa penggabungan Fuzzy Time Series dan Markov Chain meningkatkan akurasi peramalan. Tsaur (2012) menemukan bahwa kombinasi

ini lebih akurat daripada Fuzzy Time Series tanpa Markov Chain. Sri Bintang et al. (2019) juga menunjukkan bahwa metode ini menghasilkan nilai MAPE dan MSE yang lebih rendah dalam peramalan ekspor rumput laut Indonesia. Mangkunegara (2020) melaporkan tingkat akurasi 96,78% dalam prediksi nilai tukar Rupiah terhadap Ringgit Malaysia menggunakan FTS-Markov Chain.

Salah satu peramalan yang penting dilakukan adalah peramalan nilai tukar mata uang karena fluktuasinya mempengaruhi banyak aspek ekonomi. Indonesia, sebagai negara dengan perekonomian terbuka, rentan terhadap fluktuasi ekonomi global (Theodoridis & Kraemer, 2020). Dengan Indonesia sebagai negara dengan perekonomian terbuka, analisis peramalan nilai tukar menjadi sangat krusial untuk mengantisipasi fluktuasi ekonomi global.

Dalam penelitian ini, nilai tukar yang akan diramalkan terhadap Rupiah adalah Yuan, Dollar Amerika, dan Dollar Singapura, mengingat pentingnya ketiga mata uang tersebut dalam perdagangan dan ekonomi Indonesia (BPS, 2023; Suprpto et al., 2023; Adhista, 2022; KBRI, 2023). Banyak penelitian tidak memberikan penjelasan mendetail mengenai penggunaan fungsi keanggotaan dalam fuzzy time series. Fungsi keanggotaan seperti sigmoid dan gaussian dapat memberikan representasi yang lebih jelas dan akurat.

Perubahan nilai tukar yang cepat dan tidak pasti membuat stakeholder mempertimbangkan transaksi atau investasi untuk meminimalkan kerugian, terutama terkait nilai tukar Yuan, Dollar Amerika, dan Dollar Singapura. Penerapan Fuzzy Time Series Markov Chain dengan menggunakan fungsi keanggotaan sigmoid dan Gaussian dapat menjadi solusi untuk menangani ketidakpastian ini.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode *fuzzy time series markov chain* untuk meramalkan nilai tukar mata uang. Fokus utama penelitian ini adalah analisis metode dan penerapannya pada peramalan nilai tukar, menggunakan data sekunder. Metode ini dipilih karena kemampuannya dalam mengatasi ketidakpastian dan fluktuasi nilai tukar yang cepat, serta potensinya untuk memberikan prediksi yang akurat. Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa harga beli nilai tukar per minggu mata uang Yuan, Dollar Amerika, dan Dollar Singapura terhadap Rupiah pada tahun 2023. Data diperoleh dari situs web resmi Bank Indonesia (<https://www.bi.go.id/id/statistik/informasi-kurs>). Adapun tahapan dalam penelitian ini, sebagai berikut:

1. Mencari himpunan semesta U .

U ialah himpunan data historis yang terbagi menjadi interval-interval dengan panjang yang sama. Dengan nilai terkecil (D_{min}) dan terbesar (D_{max}), D_1 , D_2 adalah bilangan

bulat positif yang menentukan interval panjang yang efektif. Semesta pembicaraan U didefinisikan pada Persamaan 1.

$$U = [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2] \quad (1)$$

- Menetapkan jumlah interval dan panjang interval fuzzy

Dalam menentukan jumlah interval kelas dengan rumus *sturges* berikut:

$$K = 1 + 3,322 \times \log(n) \quad (2)$$

dan penentuan panjang interval kelas dengan persamaan:

$$l = \frac{[(D_{max} + D_2) - (D_{min} - D_1)]}{K} \quad (3)$$

Himpunan semesta dibagi menjadi beberapa kelas sesuai dengan jumlah dan panjang interval yang telah ditentukan, dengan rumus

$$u_n = [D_{min} - D_1; D_{min} - D_1 + nl] \quad (4)$$

- Menyatakan himpunan *fuzzy* pada semesta U

Mendefinisikan himpunan *fuzzy* pada semesta U adalah proses mendefinisikan himpunan *fuzzy* yang terdiri dari elemen-elemen dalam semesta U, di mana setiap elemen memiliki derajat keanggotaan dalam himpunan tersebut. Dalam penelitian ini digunakan fungsi keanggotaan sigmoid dan gauss. Dengan persamaan berikut (Abidin, 2014).

$$S(x; a, b, c) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ 2 \left(\frac{x-a}{c-a} \right)^2 & a \leq x \leq b \\ 1 - 2 \left(\frac{c-x}{c-a} \right)^2 & b \leq x \leq c \\ 1 & x \geq c \end{cases} \quad (5)$$

$$\text{Gauss}(x; c, \sigma) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-c}{\sigma} \right)^2} \quad (6)$$

- Data historis diubah menjadi bentuk kabur (*fuzzified*)

- Membentuk *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) dan FLRG.

Fuzzy Logical Relationship (FLR) mengaitkan nilai-nilai linguistik yang telah dihasilkan dari proses fuzzifikasi. FLRG kemudian dibentuk dengan mengelompokkan FLR berdasarkan nilai linguistik pada sisi kiri atau *current state* yang tetap. Dengan pembentukan FLRG, analisis pola dan hubungan antara data menjadi lebih mudah dan lebih terorganisir.

- Menghitung hasil peramalan awal.

- Menentukan nilai penyesuaian yang berguna untuk mengevaluasi kembali kesalahan peramalan. Adapun aturan dalam perhitungan nilai penyesuaian (Astri Frianti et al., 2023):

- a. Jika terjadi transisi naik ke state A_j pada saat t , (dengan $i < j$), maka nilai penyesuaian dihitung sebagai berikut.

$$D_{t1} = \left(\frac{1}{2}\right) \quad (7)$$

dengan l adalah panjang interval.

- b. Jika terjadi transisi turun, maka nilai penyesuaian dihitung sebagai berikut

$$D_{t1} = -\left(\frac{1}{2}\right) \quad (8)$$

- c. Jika terjadi perpindahan transisi maju ke *state* A_{i+s} pada saat t , $1 \leq s \leq n - 1$, maka nilai penyesuaian dihitung sebagai berikut.

$$D_{t2} = \left(\frac{1}{2}\right) s, (1 \leq s \leq n - 1) \quad (9)$$

dengan s adalah banyaknya perpindahan transisi maju.

- d. Jika terjadi perpindahan transisi mundur ke *state* A_{i-v} pada saat t , $1 \leq v \leq i$, maka nilai penyesuaian dihitung sebagai berikut.

$$D_{t2} = \left(\frac{l}{2}\right) v, (1 \leq v \leq n - 1) \quad (10)$$

- e. Menentukan nilai akhir dari proses peramalan atau nilai peramalan yang telah disesuaikan.

- f. Menghitung tingkat akurasi nilai tukar mata uang dengan metode MAPE.

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) memberikan gambaran seberapa dekat nilai peramalan dengan nilai historisnya dalam bentuk persentase. MAPE dirumuskan sebagai berikut.

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - F'_t}{Y_t} \right| \times 100\%}{n} \quad (11)$$

dimana:

Y_t = nilai historis pada waktu ke t

F'_t = nilai peramalan pada waktu ke t dan

n = banyaknya data

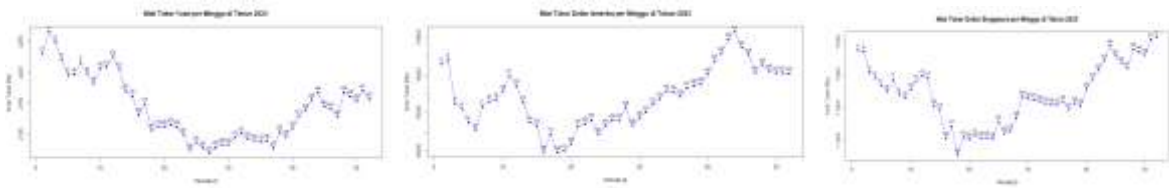
Menurut (Mustawinar et al., 2022) Nilai MAPE pada Persamaan 11 dapat dikelompokkan ke dalam empat kategori untuk diinterpretasikan.

Tabel 1. Kategori nilai MAPE

Persentase	Kriteria peramalan
MAPE <10%	Sangat Baik
MAPE 10%-20%	Baik
MAPE 20%-50%	Wajar
MAPE >50%	Tidak Akurat

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam penelitian adalah data harga beli nilai tukar per minggu mata uang Yuan, Dollar Amerika, dan Dollar Singapura terhadap Rupiah pada tahun 2023 disajikan dalam Gambar 1.



Grafik 1. Plot harga beli nilai tukar Yuan, Dollar Amerika, dan Dollar Singapura 2023

1. Proyeksi Nilai Tukar Fungsi Keanggotaan Sigmoid Yuan

Langkah pertama dalam metode ini adalah menentukan himpunan semesta (U). Berdasarkan data, diperoleh nilai-nilai yang akan digunakan dalam menentukan himpunan semesta U . Nilai $D_{\min} = 2069,93$, $D_{\max} = 2266,47$, $D_1 = 1,93$, dan $D_2 = 2,53$. Dengan persamaan 1 diperoleh $U = [2068,00 ; 2269,00]$. Jumlah interval untuk setiap data adalah 7 dan panjang interval untuk data nilai tukar Yuan 28,71. Sehingga diperoleh interval untuk nilai tukar Yuan seperti Tabel 2.

Tabel 2. Himpunan semesta U nilai tukar Yuan

Interval	Batas Bawah	Batas Atas	Nilai Tengah	Fuzzy
u_1	2068,00	2096,71	2082,36	A1
u_2	2096,71	2125,43	2111,07	A2
u_3	2125,43	2154,14	2139,79	A3
u_4	2154,14	2182,86	2168,50	A4
u_5	2182,86	2211,57	2197,21	A5
u_6	2211,57	2240,29	2225,93	A6
u_7	2240,29	2269,00	2254,64	A7

Langkah selanjutnya adalah menghitung derajat keanggotaan sigmoid dengan persamaan 5 dan melakukan fuzzifikasi.

Tabel 3. Derajat keanggotaan sigmoid nilai tukar Yuan

Data	Derajat Keanggotaan							Fuzzifikasi	FLR
	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7		
2230,730	1	1	1	1	1	0,779	0	A6	-
2266,470	1	1	1	1	1	1	0,984	A7	A6→A7
2248,800	1	1	1	1	1	1	0,176	A7	A7→A7

2220,590	1	1	1	1	1	0,197	0	A6	A7→A6
2195,990	1	1	1	1	0,418	0,000	0	A5	A6→A5
2197,640	1	1	1	1	0,529	0,000	0	A5	A5→A5
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2157,330	1	1	1	0,025	1	1	1	A4	A4→A4

Selanjutnya mengelompokkan FLR yang telah diperoleh dan membuat matriks probabilitasnya, disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. FLRG fungsi keanggotaan sigmoid nilai tukar Yuan

Current State	Next State	Jumlah	Matriks probabilitas						
			A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7
A1	1A1,3A2	14	0,78	0,21	0	0	0	0	0
A2	3A1,5A2,1A3	9	0,33	0,55	0,11	0	0	0	0
A3	1A2,4A3,3A4	8	0	0,12	0,5	0,375	0	0	0
A4	3A3,4A4,1A5	8	0	0	0,37	0,500	0,125	0	0
A5	2A4,2A5,2A6	6	0	0	0	0,33	0,33	0,33	0
A6	3A5,1A7	4	0	0	0	0	0,75	0	0,167
A7	1A6,1A7	2	0	0	0	0	0	0,50	0,667

Perhitungan peramalan menggunakan data historis sebelumnya, sehingga perhitungan dimulai pada saat $t = 2$. Misalnya nilai tukar Yuan pada saat $t = 2$ bernilai 2266,47 dan pada saat $t = 1$ bernilai 2230,73 dimana saat data $1 \rightarrow 2$ memiliki FLR $A7 \rightarrow A7$ sehingga perhitungan peramalan awalnya adalah sebagai berikut.

$$F_2 = F(A_7) = m_6(P_{7,6}) + Y(t-1)(P_{7,7}) = (2225,93)(0,5) + (2230,73)(0,5) = 2228,33$$

Nilai penyesuaian menggunakan persamaan 6, 7, 8 dan 9. Misalnya untuk data $2 \rightarrow 3$ diketahui FLR nya adalah $A6 \rightarrow A7$ yang artinya terjadi transisi naik 1, maka nilai penyesuaiannya adalah $D_{t=3} = \frac{l}{2} = \frac{28,71}{2} = 14,3571429$.

Tabel 5. Ramalan fungsi keanggotaan sigmoid nilai tukar Yuan

t	Data Historis	Fuzzy	Ramalan Awal	D_t	Ramalan Akhir	MAPE	Tingkat Akurasi
1	2230,73	A6	-	-	-	-	-
2	2266,47	A7	2228,33	14,357	2242,69	0,23%	99,77%
3	2248,8	A7	2246,20	0	2246,20	0,43%	99,57%
4	2220,59	A6	2211,57	-14,357	2197,21	0,22%	99,78%
5	2195,99	A5	2205,01	-14,357	2190,65	0,04%	99,96%
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
52	2157,33	A4	2162,40	0	2162,40	1,50%	98,50%

MAPE	0,95%	99,05%
------	-------	--------

2. Proyeksi Nilai Tukar Fungsi Keanggotaan Gauss Yuan

Sama seperti FTS-Markov Chain dengan fungsi keanggotaan sigmoid diperoleh $U = [2068,00 ; 2269,00]$. Selanjutnya yaitu menghitung derajat keanggotaan gauss dengan persamaan 5 dan fuzzifikasi.

Tabel 6. Derajat keanggotaan gauss nilai tukar Yuan

Data	Derajat Keanggotaan							Fuzzifikasi	FLR
	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7		
2230,73	0	0	0	0	0,023	0,925	0,146	A7	-
2266,47	0	0	0	0	0	0,004	0,625	A7	A7→A7
2248,80	0	0	0	0	0	0,172	0,892	A6	A7→A6
2220,59	0	0	0	0	0,159	0,909	0,020	A5	A6→A5
2195,99	0	0	0	0,079	0,995	0,049	0	A4	A5→A4
2197,64	0	0	0	0,058	0,999	0,068	0	A6	A4→A6
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2157,33	0	0,001	0,355	0,657	0,005	0	0	A3	A5→A3

Kemudian mengelompokkan FLR yang telah diperoleh dan membuat matriks probabilitasnya.

Tabel 7. FLRG fungsi keanggotaan gauss nilai tukar Yuan

Current State	Next State	Jumlah	Matriks probabilitas						
			A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7
A1	4A1,5A2,1A3	10	0,40	0,5	0,1	0	0	0	0
A2	4A1,6A2,2A3, 1A4	13	0,30	0,46	0,15	0,07	0	0	0
A3	1A1,1A2,5A3, 2A4	9	0,11	0,1	0,5	0,22	0	0	0
A4	1A1,1A2,1A4, 1A5,1A6	5	0,20	0,2	0	0,2	0,20	0,20	0
A5	2A3,1A4,3A6	6	0	0	0,3	0,16	0	0,5	0,1
A6	5A5,1A6	6	0	0	0	0	0,83	0,16	0,28
A7	1A6,1A7	2	0	0	0	0	0	0,50	0

Perhitungan peramalan menggunakan data historis sebelumnya, sehingga perhitungan dimulai pada saat $t = 2$. Untuk kesalahan peramalan menggunakan MAPE dengan persamaan 11.

Tabel 8. Ramalan fungsi keanggotaan gauss nilai tukar Yuan

t	Data Historis	Fuzzy	Ramalan Awal	D_t	Ramalan Akhir	MAPE	Tingkat Akurasi
1	2230,73	A7	-	-	-	-	-
2	2266,47	A7	2228,33	0	2228,33	1,683%	98,31%
3	2248,8	A6	2208,76	-14,357	2194,40	2,419%	97,58%
4	2220,59	A5	2187,64	-14,357	2173,29	2,130%	97,87%
5	2195,99	A4	2167,43	-14,357	2153,08	1,954%	98,04%
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
52	2157,33	A4	2162,40	-28,714	2125,03	1,50%	98,50%
MAPE						0,95%	99,05%

3. Proyeksi Nilai Tukar Fungsi Keanggotaan Sigmoid Dollar Amerika

Langkah pertama dalam metode ini adalah menentukan himpunan semesta (U). Berdasarkan data, diperoleh nilai-nilai yang akan digunakan dalam menentukan himpunan semesta U . Nilai $D_{\min} = 14587,69$, $D_{\max} = 15861,30$, $D_1 = 1,69$ dan $D_2 = 1,7$. Dengan persamaan 1 diperoleh $U = [14586,00 ; 15863,00]$. Jumlah interval untuk setiap data adalah 7 dan panjang interval untuk data nilai tukar Dollar Amerika 182,43. Sehingga diperoleh interval untuk masing-masing nilai tukar seperti Tabel 9.

Tabel 9. Himpunan semesta U nilai tukar Dollar Amerika

Interval	Batas Bawah	Batas Atas	Nilai Tengah	Fuzzy
u_1	14586,00	14768,43	14677,21	A1
u_2	14768,43	14950,86	14859,64	A2
u_3	14950,86	15133,29	15042,07	A3
u_4	15133,29	15315,71	15224,50	A4
u_5	15315,71	15498,14	15406,93	A5
u_6	15498,14	15680,57	15589,36	A6
u_7	15680,57	15863,00	15771,79	A7

Langkah selanjutnya adalah menghitung derajat keanggotaan sigmoid dan melakukan fuzzifikasi.

Tabel 10. Derajat keanggotaan sigmoid nilai tukar Dollar Amerika

Data	Derajat Keanggotaan							Fuzzifikasi	FLR
	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7		
2230,730	1	1	1	1	1	0,001	0	A6	-
2266,470	1	1	1	1	1	0,004	0	A6	A6→A6
2248,800	1	1	0,938	0	0	0	0	A3	A6→A3
2220,590	1	1	0,536	0	0	0	0	A3	A3→A3
2195,990	1	0,863	0	0	0	0	0	A2	A3→A2
2197,640	1	0,182	0	0	0	0	0	A2	A2→A2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2157,330	1	1	1	1	0,549	0	0	A5	A5→A5

Selanjutnya mengelompokkan FLR yang telah diperoleh dan membuat matriks probabilitasnya, disajikan pada Tabel 11.

Tabel 11. FLRG fungsi keanggotaan sigmoid nilai tukar Dollar Amerika

Current State	Next State	Jumlah	Matriks probabilitas						
			A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7
A1	2A1,2A2	4	0,50	0,50	0	0	0	0	0
A2	2A1,8A2,3A3	13	0,15	0,61	0,23	0	0	0	0
A3	3A2,4A3,2A4	9	0	0,33	0,44	0,22	0	0	0
A4	1A3,7A4,2A5	10	0	0	0,10	0,7	0,2	0	0
A5	1A4,3A5,2A6	6	0	0	0	0,16	0,5	0,33	0
A6	1A3,2A5,2A6,1A7	6	0	0	0,16	0	0,33	0,33	0,16
A7	1A6,2A7	3	0	0	0	0	0	0,33	0,66

Tabel 12. Ramalan fungsi keanggotaan sigmoid nilai tukar Dollar Amerika

t	Data Historis	Fuzzy	Ramalan Awal	D_t	Ramalan Akhir	MAPE	Tingkat Akurasi
1	15514,04	A6	-	-	-	-	-
2	15556,83	A6	15442,63	0	15442,63	0,73%	99,26%
3	15101,11	A3	15212,30	-273,6	14938,66	1,07%	98,92%
4	15045,40	A3	15041,41	0	15041,41	0,02%	99,97%
5	14903,11	A2	14992,09	-91,21	14900,87	0,01%	99,99%
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
52	15411,56	A4	2162,40	0	2162,40	0,22%	99,77%
MAPE						0,95%	99,05%

4. Proyeksi Nilai Tukar Fungsi Keanggotaan Gauss Dollar Amerika

Sama seperti FTS-Markov Chain dengan fungsi keanggotaan sigmoid diperoleh $U = [2068,00 ; 2269,00]$. Selanjutnya yaitu menghitung derajat keanggotaan dan fuzzifikasi.

Tabel 13. Derajat keanggotaan gauss nilai tukar Dollar Amerika

Data	Derajat Keanggotaan							Fuzzifi kasi	FLR
	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7		
15514,04	0	0	0	0,001	0,385	0,623	0,004	A5	-
15556,83	0	0	0	0	0,154	0,916	0,021	A5	A5→A5
15101,11	0	0,008	0,748	0,281	0	0	0	A4	A5→A4
15045,40	0	0,056	0,999	0,069	0	0	0	A4	A4→A4
14903,11	0,01	0,854	0,200	0	0	0	0	A3	A4→A3
14823,51	0,16	0,897	0,019	0	0	0	0	A1	A3→A1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
15411,56	0	0	0	0,054	0,998	0,072	0	A3	A5→A3

Selanjutnya mengelompokkan FLR yang telah diperoleh dan membuat matriks probabilitasnya.

Tabel 14. FLRG fungsi keanggotaan gauss nilai tukar Dollar Amerika

Current State	Next State	Jumlah	Matriks probabilitas							
			A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	
A1	3A1, 1A2, 1A3, 1A4	6	0,50	0,16	0,167	0,16	0	0	0	
A2	1A2, 1A3, 1A4	3	0	0,33	0,33	0,33	0	0	0	
A3	3A1, 1A2, 6A3, 1A4, 3A5	14	0,21	0,07	0,43	0,07	0,21	0	0	
A4	5A3, 2A4, 1A5	8	0	0	0,62	0,25	0,12	0	0	
A5	1A3, 3A4, 3A5, 2A6, 1A7	10	0	0	0,1	0,3	0,3	0,20	0,1	
A6	2A5, 3A6, 2A7	7	0	0	0	0	0,29	0,43	0,286	
A7	3A6	3	0	0	0	0	0	1	0	

Perhitungan peramalan menggunakan data historis sebelumnya, sehingga perhitungan dimulai pada saat $t = 2$.

Tabel 15. Ramalan fungsi keanggotaan gauss nilai tukar Dollar Amerika

t	Data Historis	Fuzzif y	Ramalan Awal	D_t	Ramalan Akhir	MAPE	Tingkat Akurasi
1	15514,04	A5	-	-	-	-	-
2	15556,83	A5	15490,89	0	15490,89	0,424%	99,57%

3	15101,11	A4	15475,37	-91,214	15384,16	1,874%	98,12%
4	15045,4	A4	15156,37	0	15156,37	0,738%	99,26%
5	14903,11	A3	15020,52	-91,214	14929,30	0,176%	99,82%
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
52	15411,56	A6	15413,12	0	15413,12	0,010%	99,99%
MAPE						0,813%	99,19%

5. Proyeksi Nilai Tukar Fungsi Keanggotaan Sigmoid Dollar Singapura

Langkah pertama dalam metode ini adalah menentukan himpunan semesta (U). Berdasarkan data, diperoleh nilai-nilai yang akan digunakan dalam menentukan himpunan semesta U . Nilai $D_{\min} = 10909,95$, $D_{\max} = 11634,00$, $D_1 = 1,95$, dan $D_2 = 2$. Dengan persamaan 1 diperoleh $U = [10908,00 ; 11636,00]$. Jumlah interval untuk setiap data adalah 7 dan panjang interval untuk data nilai tukar Dollar Singapura 104,00. Sehingga diperoleh interval untuk masing-masing nilai tukar seperti Tabel 16.

Tabel 16. Himpunan semesta U nilai tukar Dollar Singapura

Interval	Batas Bawah	Batas Atas	Nilai Tengah	Fuzzy
u_1	10908,00	11012,00	10960,00	A1
u_2	11012,00	11116,00	11064,00	A2
u_3	11116,00	11220,00	11168,00	A3
u_4	11220,00	11324,00	11272,00	A4
u_5	11324,00	11428,00	11376,00	A5
u_6	11428,00	11532,00	11480,00	A6
u_7	11532,00	11636,00	11584,00	A7

Langkah selanjutnya adalah menghitung derajat keanggotaan dan melakukan fuzzifikasi.

Tabel 17. Derajat keanggotaan sigmoid nilai tukar Dollar Singapura

Data	Derajat Keanggotaan							Fuzzifikasi	FLR
	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7		
2230,730	1	1	1	1	1	1	0,003	A7	-
2266,470	1	1	1	1	1	1	0,002	A7	A7→A7
2248,800	1	1	1	1	0,981	0	0	A5	A7→A5
2220,590	1	1	1	1	0,632	0	0	A5	A5→A5
2195,990	1	1	1	1	0,002	0	0	A5	A5→A5
2197,640	1	1	1	0,902	0	0	0	A4	A5→A4
2215,830	1	1	1	1	0,009	0	0	A5	A4→A5

⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2157,330	1	1	1	1	1	1	0,999	A7	A7→A7

Selanjutnya mengelompokkan FLR yang telah diperoleh dan membuat matriks probabilitasnya, disajikan pada Tabel 18.

Tabel 18. FLRG fungsi keanggotaan sigmoid nilai tukar Dollar Singapura

Current State	Next State	Jumlah	Matriks probabilitas						
			A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7
A1	4A2	4	0	1	0	0	0	0	0
A2	3A1,4A2,1A3	8	0,375	0,5	0,125	0	0	0	0
A3	1A1,2A3,4A4	7	0,142	0	0,285	0,57	0	0	0
A4	3A3,6A4,3A5	12	0	0	0,25	0,5	0,25	0	0
A5	1A3,2A4,4A5,1A6	8	0	0	0,125	0,25	0,5	0,125	0
A6	3A6,3A7	6	0	0	0	0	0	0,5	0,5
A7	1A5,2A6,3A7	6	0	0	0	0	0,16	0,33	0,5

Tabel 19. Ramalan fungsi keanggotaan sigmoid nilai tukar Dollar Singapura

t	Data Historis	Fuzzy	Ramalan Awal	D_t	Ramalan Akhir	MAPE	Tingkat Akurasi
1	11550,92	A7	-	-	-	-	-
2	11542,39	A6	11567,46	-52	11515,46	0,233%	99,767%
3	11417,75	A5	11420,20	-52	11368,20	0,434%	99,566%
4	11383,37	A5	11357,88	0	11357,88	0,224%	99,776%
5	11336,61	A5	11340,69	0	11340,69	0,036%	99,964%
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
52	11634	A7	11530,46	0	11530,46	0,890%	99,110%
MAPE						0,95%	99,05%

6. Proyeksi Nilai Tukar Fungsi Keanggotaan Gauss Dollar Singapura

Sama seperti FTS-Markov Chain dengan fungsi keanggotaan sigmoid diperoleh $U = [2068,00 ; 2269,00]$. Selanjutnya yaitu menghitung derajat keanggotaan dan fuzzifikasi.

Tabel 20. Derajat keanggotaan gauss nilai tukar Dollar Singapura

Data	Derajat Keanggotaan							Fuzzifikasi	FLR
	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7		
11550,92	0	0	0	0	0	0,275	0,755	A6	-
11542,39	0	0	0	0	0,001	0,369	0,642	A6	A6→A6
11417,75	0	0	0	0,004	0,640	0,370	0,001	A6	A6→A6

11383,37	0	0	0	0,042	0,986	0,091	0	A6	A6→A6
11336,61	0	0	0,001	0,343	0,672	0,005	0	A4	A6→A4
11300,99	0	0	0,011	0,806	0,236	0	0	A5	A4→A5
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
11634	0	0	0	0	0	0,002	0,527	A7	A7→A7

Selanjutnya mengelompokkan FLR yang telah diperoleh dan membuat matriks probabilitasnya.

Tabel 21. FLRG fungsi keanggotaan gauss nilai tukar Dollar Singapura

Current State	Next State	Jumlah	Matriks probabilitas						
			A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7
A1	4A2	4	0	1	0	0	0	0	0
A2	3A1, 4A2, 1A3	8	0,375	0,5	0,125	0	0	0	0
A3	1A1, 2A3, 4A4	7	0,142	0	0,285	0,57	0	0	0
A4	3A3, 6A4, 3A5	12	0	0	0,25	0,5	0,25	0	0
A5	1A3, 2A4, 4A5, 1A6	8	0	0	0,125	0,25	0,5	0,125	0
A6	3A6, 3A7	6	0	0	0	0	0	0,5	0,5
A7	1A5, 2A6, 3A7	6	0	0	0	0	0,1667	0,33	0,5

Perhitungan peramalan menggunakan data historis sebelumnya, sehingga perhitungan dimulai pada saat $t = 2$.

Tabel 22. Ramalan fungsi keanggotaan gauss nilai tukar Dollar Singapura

t	Data Historis	Fuzzy	Ramalan Awal	D_t	Ramalan Akhir	MAPE	Tingkat Akurasi
1	11550,92	A6	-	-	-	-	-
2	11542,39	A6	11567,46	0	11567,46	0,217%	99,783%
3	11417,75	A6	11563,20	0	11563,20	1,274%	98,726%
4	11383,37	A6	11500,88	0	11500,88	1,032%	98,968%
5	11336,61	A4	11327,69	-104	11223,69	0,996%	99,004%
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
52	11634	A7	11530,46	0	11530,46	0,675%	99,325%
MAPE						0,813%	99,19%

7. Rangkuman

Dari hasil yang diperoleh bahwa nilai dari MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) pada nilai tukar Yuan, Dollar Amerika, dan Dollar Singapura dalam kisaran 0-10%. Untuk fungsi keanggotaan sigmoid, dari hasil nilai MAPE pada nilai tukar Yuan, Dollar Amerika dan Dollar Singapura lebih baik daripada fungsi keanggotaan gauss. Semakin rendah nilai MAPE, semakin baik kualitas prediksinya/ramalannya.

Tabel 23. Rangkuman nilai MAPE

Nilai Tukar	MAPE		Kesimpulan
	Sigmoid	Gauss	
Yuan	0,356%	0,947%	Fuzzy Time Series Markov Chain fungsi keanggotaan Sigmoid lebih bagus untuk proyeksi nilai tukar.
Dollar Amerika	0,411%	0,813%	
Dollar Singapura	0,360%	0,675%	
Total	1,127%	2,435%	
Rata-Rata	0,376%	0,812%	

8. Peramalan periode berikutnya

Dari data periode yang sebelumnya, diperoleh proyeksi masing-masing nilai tukar yaitu Yuan, Dollar Amerika dan Dollar Singapura dengan menggunakan FTS-Markov Chain fungsi keanggotaan sigmoid. Untuk mencari nilai tukar periode berikutnya dapat dilihat dari data fuzzy terakhir.

Tabel 24. Peramalan harga beli nilai tukar periode berikutnya

t	Yuan		Dollar Amerika		Dollar Singapura	
	Fuzzy	Ramalan	Fuzzy	Ramalan	Fuzzy	Ramalan
53	A4	2168,50	A5	15406,93	A7	11584,00
54	A3	2139,79	A6	15589,36	A6	11480,00
55	A5	2197,21	A4	15224,50	A5	11376,00
56	A5	2197,21	A4	15224,50	A5	11376,00
57	A6	2225,93	A5	15406,93	A4	11272,00
58	A4	2168,50	A3	15042,07	A3	11168,00
59	A4	2168,50	A3	15042,07	A6	11480,00
60	A3	2139,79	A2	14859,64	A6	11480,00
61	A5	2197,21	A4	15224,50	A7	11584,00

SIMPULAN

Error prediksi untuk setiap data historis relatif rendah yakni berkisar 0-10% yang tergolong dalam kategori "Sangat Baik" menunjukkan bahwa metode ini mampu menangani ketidakpastian dalam data nilai tukar setiap periodenya. Penggunaan metode FTS-Markov Chain dengan fungsi keanggotaan sigmoid untuk ketiga nilai tukar memiliki Rata-Rata MAPE 0,376% dan fungsi keanggotaan gauss 0,812%. Sehingga FTS-Markov Chain dengan fungsi keanggotaan sigmoid lebih baik. Hasil peramalan 9 periode berikutnya nilai tukar rupiah terhadap Yuan menunjukkan dari minggu ke minggu mengalami peningkatan dan penurunan, hal tersebut menunjukkan bahwa nilai tukar rupiah terhadap dollar diprediksikan mengalami fluktuasi dalam beberapa waktu kedepan. Sedangkan hasil peramalan nilai tukar rupiah terhadap Dollar Amerika menunjukkan pergerakan yang semakin menurun atau dapat disimpulkan bahwa nilai tukar rupiah terhadap Dollar Amerika diprediksi akan mengalami apresiasi. Sedangkan nilai tukar Dollar Singapura dalam 5 periode mengalami penurunan, namun meningkat kembali pada periode berikutnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Abidin, Z. (2014). *Pengantar Teori Himpunan & Himpunan Kabur*.
- Adhista, M. (2022). *Analisis Ekspor, Impor, dan Jumlah Uang Beredar (M2) Terhadap Nilai Tukar Rupiah* Mira Adhista *Analysis of Exports, Imports, and Total Money Supply (M2) Against Value Exchange Rupiah*. 1(2), 73–92.
- Astri Frianti, A., Respitawulan, & Sukarsih, I. (2023). Prediksi harga Crude Palm OIL (CPO) di Indonesia dengan menggunakan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain. *Bandung Conference Series: Mathematics*, 3(1), 68–76. <https://doi.org/10.29313/bcsm.v3i1.6821>
- BPS. (2023). Perkembangan Ekspor dan Impor Indonesia. *Berita Resmi Statistik No. 30/04/Th. XXII, 15 April 2019, 64*, 1–8.
- Hidayah, D. Y., & Sugiman. (2021). Peramalan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika dengan Metode Fuzzy Time Series (FTS) Markov Chain. *UNNES Journal of Mathematics*, 10(2), 85–95. <http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujme>
- KBRI, K. L. N. R. I. (2023). *Singapura dan Indonesia Kokohkan Hubungan Bilateral di Resepsi Diplomati HUT RI ke-78*. 1–3.
- Mangkunegara, P. (2020). Fuzzy Time Series Markov Chain dalam Meramalkan Nilai Tukar Mata Uang (Kurs) Antara Ringgit Malaysia dengan Rupiah. *UNPjoMath*, 3(3), 100–105.

- Mustawinar, B. H., ADHALIA H, N. F., & SAM, M. (2022). Penerapan Fuzzy Time Series Dalam Meramalkan Jumlah Wisatawan Di Masa Pandemi Covid19. *E-Jurnal Matematika*, 11(3), 146. <https://doi.org/10.24843/mtk.2022.v11.i03.p374>
- Song, Q., & Chissom, B. S. (1993). Forecasting enrollments with fuzzy time series - Part I. *Fuzzy Sets and Systems*, 54(1), 1–9. [https://doi.org/10.1016/0165-0114\(93\)90355-L](https://doi.org/10.1016/0165-0114(93)90355-L)
- Sri Bintang, A., Huang, W.-C., & Asmara, R. (2019). Forecasting of Indonesia Seaweed Export: A Comparison of Fuzzy Time Series with and without Markov Chain. *Agricultural Social Economic Journal*, 19(3), 155–164. <https://doi.org/10.21776/ub.agrise.2019.019.3.4>
- Suprpto, Y., Leona, M., Putra, S., Phang, S., & Loo, E. (2023). *Pengaruh Ekspor ke Cina Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Nasional Negara Indonesia*. 6(1), 607–612. <https://doi.org/10.37531/sejaman.v6i1.3967>
- Theodoridis, T., & Kraemer, J. (2020). *PEREKONOMIAN INDONESIA SEJARAH DAN PERKEMBANGANNYA*.
- Tsaur, R. C. (2012). 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 and Control*, 8(7 B), 4931–4942.