Penerapan Metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* dalam Meramalkan Nilai Ekspor Indonesia

Ilmi Aulia[1*], Ade Naila Muthiah[2], Annisa Nurjannah[3], Nayla Yasyra Kanaya[4], Tri Annisya Aini Nasution[5], Didi Febrian[6]
[1,2,3,4,5,6] Matematika, Universitas Negeri Medan, Kota Medan, 20221, Indonesia
*Coresponding Author: ilmiauliaa24@gmail.com

Abstrak

Ekspor merupakan pilar utama perekonomian Indonesia yang nilainya menunjukkan pola fluktuasi. Peramalan yang akurat diperlukan untuk membantu pemerintah dan pelaku dalam menyusun strategi. Penelitian ini bertujuan meramalkan nilai ekspor Indonesia menggunakan metode Fuzzy Time Series Markov Chain (FTS-MC) yang mampu menangani data time series yang fluktuatif dan tidak pasti. Data yang digunakan adalah data sekunder time series bulanan nilai ekspor Indonesia dalam miliar USD dari Badan Pusat Statistik (BPS) periode Agustus 2023 hingga Agustus 2025. Langkah-langkah analisis meliputi pembentukan himpunan semesta, pembagian interval, fuzzifikasi data, pembentukan Fuzzy Logical Relationship (FLR) dan Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG), perhitungan matriks probabilitas transisi Markov, serta perhitungan nilai peramalan awal dan akhir. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode FTS-MC menghasilkan peramalan nilai ekspor 12 periode ke depan (September 2025 hingga Agustus 2026) dengan tingkat akurasi sangat tinggi, yang ditunjukkan oleh nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 2,37%. Metode FTS-MC efektif dan akurat untuk meramalkan nilai ekspor Indonesia, sehingga dapat dijadikan acuan dalam perencanaan dan pengambilan kebijakan.

Kata kunci: Ekspor; Peramalan; Fuzzy Time Series; Markov Chain

Abstract

Exports are a main pillar of the Indonesian economy, the value of which shows a fluctuating pattern. Accurate forecasting is needed to assist the government and economic actors in formulating strategies. This study aims to forecast the value of Indonesian exports using the Fuzzy Time Series Markov Chain (FTS-MC) method, which is capable of handling fluctuating and uncertain time series data. The data used was secondary time series data of monthly Indonesian export values in billion USD from the Central Statistics Agency (BPS) for the period August 2023 to August 2025. The analysis steps included the formation of the universe of discourse, interval partitioning, data fuzzification, formation of Fuzzy Logical Relationship (FLR) and Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG), calculation of the Markov transition probability matrix, and calculation of initial and final forecast values. The results show that the FTS-MC method produces forecasts of export values for the next 12 periods (September 2025 to August 2026) with a very high level of accuracy, as indicated by a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of 2.37%. The FTS-MC method is effective and accurate for forecasting Indonesian export value, so it can be used as a reference in planning and policy making.

Keywords: Export; Forecasting; Fuzzy Time Series; Markov Chain.

Citation : Aulia, I., dkk. (2025). Penerapan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain dalam Meramalkan Nilai Ekspor Indonesia. *Prodising Seminar Nasional Jurusan Matematika 2025*. 670 – 677.

PENDAHULUAN

Ekspor merupakan salah satu pilar utama dalam perekonomian Indonesia, di mana kegiatan pengiriman barang ke luar negeri (Rinaldo et al., 2025). Salah satu indikator terpenting untuk mengukur kemajuan suatu negara adalah tingkat pertumbuhan ekonominya, yang dapat meningkatkan kesejahteraan dan kemakmuran masyarakat pada tingkat pendapatan per kapita (Annisa & Sekti Kartika Dini, 2023). Kegiatan ekspor memainkan peran penting dalam mendorong pertumbuhan ekonomi suatu negara (Jannah & Efendi, 2024). Nilai ekspor Indonesia menunjukkan pola fluktuasi yang cukup tajam, dipengaruhi oleh faktor musiman, tren (Rinaldo et al., 2025). Karena nilai ekspor bersifat fluktuatif atau tidak memiliki nilai pasti, maka diperlukan konversi data nilai ekspor menjadi bentuk fuzzy. Hampir seluruh negara di dunia melakukan kegiatan ekspor komoditas yang dimiliki, termasuk Indonesia. Nilai pada ekspor di Indonesia ialah data deret waktu atau *time series* yang disajikan secara bulanan oleh Badan Pusat Statistik (BPS) (Puspita, 2022).

Kegiatan ekonomi masyarakat secara tidak langsung akan dipengaruhi oleh pertumbuhan nilai ekspor. Sehingga perlu adanya pengendalian nilai ekspor Indonesia dengan menyusun strategi yang tepat (Puspita, 2022). Oleh karena itu, perlu dilakukan suatu peramalan (forecasting) nilai ekspor dimasa akan datang untuk membantu pemerintah dan pelaku ekonomi dalam mengantisipasi perubahan, menyusun strategi, serta mengambil kebijakan yang tepat guna menjaga stabilitas dan meningkatkan kinerja ekspor nasional (Rinaldo et al., 2025). Ada beberapa metode yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan, salah satunya yaitu analisis time series. Metode time series adalah metode peramalan yang digunakan untuk data yang terurut berdasarkan waktu. Dalam perkembangannya, terdapat metode-metode peramalan baru yang telah dikembangkan, salah satunya yaitu metode Fuzzy Time Series (FTS). Fuzzy time series merupakan

penerapan matematika fuzzy di bidang time series. Fuzzy Time Series Markov Chain (FTS-MC) adalah konsep baru yang diusulkan oleh Tsaur, untuk menganalisis keakuratan prediksi nilai tukar mata uang Taiwan dengan dolar AS (Hidayatullah et al., 2023).

Penelitian terdahulu oleh Hidayatullah et al., (2023) mengenai 'Penerapan Metode Fuzzy *Time Series* Markov *Chain* dalam Meramalkan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat' memperoleh hasil bahwa metode Fuzzy *Time Series* Markov *Chain* menghasilkan tingkat akurasi peramalan yang sangat tinggi dengan nilai MAPE di bawah 10%, sehingga cocok untuk peramalan nilai tukar Rupiah terhadap Dolar AS dalam jangka pendek. Penelitian terdahulu oleh Wahyudi et al., (2023) mengenai 'Studi Penentuan Jumlah Produksi Botol Kemasan Minuman Yang Optimal Dengan Fuzzy *Time Series* Markov *Chain* Dan Fuzzy *Inference System*' memperoleh hasil bahwa kedua model yang dibangun, yaitu FTSMC Fuzzy Mamdani dan FTSMC Fuzzy Sugeno, mampu memberikan solusi optimal dalam merencanakan produksi botol kemasan minuman dengan tingkat akurasi yang baik (nilai MAPE di bawah 20%), dimana model FTSMC Fuzzy Mamdani memberikan nilai MAPE paling kecil.

Berdasarkan hal diatas, penulis tertarik untuk melakukan penelitian yang bertujuan untuk menganalisis peramalan nilai ekspor Indonesia dengan mengaplikasikan metode Fuzzy Time Series-Markov Chain (FTS-MC). Metode ini dipilih karena kemampuannya dalam memodelkan data deret waktu yang fluktuatif dan telah terbukti memberikan tingkat akurasi yang tinggi (nilai MAPE di bawah 10%) dalam penelitian terdahulu, seperti pada peramalan nilai tukar. Hasil analisis dari penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan ramalan nilai ekspor yang akurat, sehingga dapat menjadi acuan bagi pemerintah dan pelaku ekonomi dalam menyusun strategi dan mengambil kebijakan yang tepat guna menjaga stabilitas serta meningkatkan kinerja ekspor nasional.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder *time series* bulanan nilai ekspor Indonesia dalam miliar USD yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS), dengan periode data historis Agustus 2023 hingga Agustus 2025 untuk keperluan training model, yang akan digunakan untuk meramalkan nilai ekspor 12 periode ke depan yaitu September 2025 hingga Agustus 2026. Metode analisis yang diterapkan adalah *Fuzzy Time Series-Markov Chain* (FTS-MC) yang dipilih karena kemampuannya dalam menangani ketidakpastian dan pola non-linear pada data *time series* ekonomi tanpa memerlukan asumsi distribusi data tertentu. Model *Fuzzy Time Series Markov Chain* (FTS-MC) adalah model hibrida *Fuzzy Time Series* dengan proses stokastik rantai markov. Matrik peluang transisi digunakan sebagai dasar perhitungan peramalan dalam model FTS-MC. (Wahyudi, Giyanti, & Kristiana, 2023). Metode peramalan pada metode ini diberikan pada tahapan; (1) penentuan *universe of discourse* (U) dengan persamaan 1 dengan D_{min} adalah nilai terkecil dalam data aktual dan D_{max} adalah data terbesar dalam data aktual. Sedangkan D_1 dan D_2 merupakan bilangan positif dan bilangan tersebut ditentukan dari peneliti; (2) menghitung banyaknya interval kelas metode *Sturges* persamaan 2 Di mana k yaitu banyaknya interval sedangkan n yaitu banyaknya data; (3) penentuan panjang interval kelas (persamaan 3) dengan l : panjang interval; D_{min} : nilai minimum; D_{max} : nilai maksimum; dan k : jumlah interval.

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

$$k = 1 + 3{,}332 \log n \quad (2)$$

$$l = \frac{|D_{min} - D_1 - D_{max} + D_2|}{k} \quad (3)$$

Kemudian membagi semesta pembicaraan U menjadi beberapa kelas sesuai panjang dan banyaknya interval yang diperoleh, maka setiap interval yang diperoleh yaitu:

$$\begin{aligned} u_1 &= [D_{min} - D_1, D_{min} - D_1 + l] \\ u_2 &= [D_{min} - D_1 + l, D_{min} - D_1 + 2l] \\ &\vdots \\ u_k &= [D_{min} - D_1 + (k-1)l, D_{min} - D_1 + kl] \end{aligned} \quad (4)$$

Menentukan nilai tengah dengan rumus berikut:

$$m_k = \frac{(batas\ bawah + batas\ atas)}{2} \quad (5)$$

Menentukan Himpunan *fuzzy* A_i menerangkan variabel linguistik dari data penelitian, di mana $1 \leq i \leq k$. Himpunan *fuzzy* didefinisikan sebagai berikut:

$$A_i = \left\{ \frac{f_{A_i}(u_1)}{u_1}, \frac{f_{A_i}(u_2)}{u_2}, \frac{f_{A_i}(u_3)}{u_3}, \ldots, \frac{f_{A_i}(u_k)}{u_k} \right\} \quad (6)$$

Dengan f_{A_i} merupakan fungsi keanggotaan dari himpunan *fuzzy set* A_i, sehingga $f_{A_i}: U \rightarrow [0,1]$. Jika $u_j \in A_j$, maka $f_{A_i}(u_j)$ ditentukan berdasarkan aturan-aturan berikut; **Aturan 1**: Jika data historis X_t termasuk dalam u_i, maka derajat keanggotaan dari u_i yaitu 1, dan u_{i+1} yaitu 0,5 dan jika tidak termasuk u_i dan u_{i+1}, maka dapat dinyatakan 0; **Aturan 2**: Jika data historis X_t termasuk dalam u_i, dengan $1 \leq i \leq k$ maka derajat keanggotaan untuk u_i yaitu 1, lalu untuk u_{i-1} dan u_{i+1} yaitu 0,5 dan jika tidak termasuk u_i, u_{i-1}, dan u_{i+1} maka dapat dinyatakan 0; **Aturan 3**: Jika data historis X_t termasuk dalam u_i, maka derajat keanggotaan untuk u_i yaitu 1, dan untuk u_{i-1} yaitu 0,5 dan jika tidak termasuk u_i dan u_{i-1} maka dapat dinyatakan 0.

Pembentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR), digunakan untuk menentukan hubungan logika *fuzzy* $A_i \rightarrow A_j$. Dengan A_i yaitu kondisi saat ini $Y(t-1)$ dan A_j yaitu keadaan berikutnya pada waktu ke t. Pembentukan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG). Langkah tersebut digunakan untuk mengklasifikasikan FLR ke dalam beberapa kelas/kelompok.Penentukan matriks peluang transisi Markov. Sehingga didapat peluang matriks transisi Markov dimensinya $k \times k$. Peluang transisi untuk *state* dapat ditulis:

$$P_{ij} = \frac{M_{ij}}{M_i}; i, j = 1,2, \dots, k \tag{7}$$

Di mana M_{ij} merupakan banyak transisi *state* $A_i \rightarrow A_j$ dan M_i merupakan banyaknya data yang termasuk dalam *state* A_i. Matriks peluang transisi *state* R dapat ditulis:

$$R = \begin{bmatrix} P_{11} & \cdots & P_{1k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{k1} & \cdots & P_{kk} \end{bmatrix} \tag{8}$$

Di mana $\sum_{j=1}^{k} P_{ij} = 1; i = 1,2, \dots, k$. Menentukan nilai peramalan awal menggunakan aturan berikut:

Apabila FLRG A_i merupakan relasi satu ke satu ($R: A_j \rightarrow A_k$ di mana $P_{ij} = 0$ dan $P_{ik} = 1, j \neq k$), sehingga hasil peramalan dari m_k merupakan nilai tengah dari u_k dengan rumus tersebut:

$$F(t) = m_k p_{ik} = m_k \tag{9}$$

Apabila FLRG A_j merupakan relasi satu ke banyak $(R: A_j \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_k, j = 1,2, \dots k)$, jika data $Y(t-1)$ pada saat $t-1$ yang berada pada *state* A_j, sehingga hasil peramalan adalah sebagai berikut:

$$F(t) = m_1 p_{j1} + m_2 p_{j2} + \cdots + m_{j-1} p_{j(j-1)} + Y(t-1) p_{ij} + m_{j+1} p_{j(j+1)} + \cdots + m_k p_k \tag{10}$$

Menentukan nilai penyesuaian pada peramalan. Nilai penyesuaian menggunakan aturan berikut; Apabila *state* A_i berelasi $A_j(R: A_i \rightarrow A_j), (i < j)$, sehingga nilai penyesuaiannya dapat ditentukan para rumus berikut:

$$D_{t1} = \frac{1}{2} \tag{11}$$

Apabila *state* A_i berelasi $A_j(R: A_i \rightarrow A_j), (i > j)$, sehingga nilai penyesuaiannya dapat ditentukan pada rumus berikut:

$$D_{t1} = -\frac{1}{2} \tag{12}$$

Apabila *state* $Y(t-1) = A_i$ mengalami perpindahan transisi maju menuju *state* A_{i+s} pada saat $t, (1 \leq s \leq n-i)$, sehingga nilai penyesuaiannya dapat ditentukan dengan rumus berikut:

$$D_{t2} = \left(\frac{1}{2}\right) s, (1 \leq s \leq n-i) \tag{13}$$

Apabila *state* $Y(t-1) = A_i$ mengalami perpindahan transisi mundur ke *state* A_{i-v} pada saat $t, (1 \leq v \leq n-i)$, sehingga nilai penyesuaiannya dapat ditentukan dengan rumus berikut:

$$D_{t2} = -\left(\frac{1}{2}\right) v, (1 \leq v \leq n-i) \tag{14}$$

Menghitung nilai peramalan akhir. Nilai peramalan akhir menggunakan rumus berikut (Safitri, Kusnandar, & Debataraja, 2023):

$$F_t' = F_t \pm D_{t1} \pm D_{t2} = F_t \pm \left(\frac{1}{2}\right) \pm \left(\frac{1}{2}\right) \tag{15}$$

Pengukuran akurasi merupakan cara untuk mengetahui seberapa besar tingkat kesalahan (*error*) suatu hasil peramalan. Kesalahan tersebut dihitung dengan membandingkan antara nilai aktual (nilai asli) dengan nilai hasil peramalan. Selisih antara keduanya disebut dengan *error*. Semakin kecil nilai kesalahan yang diperoleh, maka semakin tinggi tingkat akurasi dari model peramalan yang digunakan. Beberapa ukuran statistik yang umum digunakan untuk mengukur kesalahan peramalan pertama *Mean Absolute Deviation* digunakan untuk mengevaluasi hasil peramalan dengan menghitung rata-rata dari nilai absolut kesalahan. MAD menggambarkan seberapa besar kesalahan rata-rata yang terjadi tanpa memperhatikan arah kesalahan (positif atau negatif) dangen rumus MAD (persamaan 16)

$$MAD = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}|Y(t) - F(t)| \quad (16)$$

di mana:$Y(t)$ = nilai aktual pada periode ke-t; $F(t)$ = nilai hasil peramalan pada periode ke-t; n = jumlah data atau periode. Nilai MAD yang lebih kecil menunjukkan hasil peramalan yang lebih akurat.

MSE merupakan rata-rata dari kuadrat kesalahan peramalan. Pendekatan ini memberikan penalti yang lebih besar terhadap kesalahan besar karena nilai kesalahan dikuadratkan, sehingga cocok untuk mengevaluasi model yang sensitif terhadap kesalahan ekstrem. Rumus MSE seperti pada persamaan 17

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(Y(t) - F(t))^2 \quad (17)$$

Semakin kecil nilai MSE, semakin baik hasil peramalan karena nilai ramalan mendekati nilai aktual. Kemudian MAPE digunakan untuk mengukur rata-rata persentase kesalahan absolut dari hasil peramalan terhadap nilai aktual. Metrik ini sering digunakan karena memberikan interpretasi dalam bentuk persentase, sehingga memudahkan dalam membandingkan akurasi antar model peramalan dengan persamaan MAPE (persamaan 18)

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

Adapun kriteria penilaian tingkat akurasi peramalan berdasarkan nilai MAPE; MAPE < 10% → Ketepatan sangat baik (*highly accurate*); 10% ≤ MAPE < 20% → Ketepatan baik (*good*); 20% ≤ MAPE < 50% → Ketepatan cukup (*reasonable*); dan MAPE ≥ 50% → Ketepatan rendah atau tidak akurat (*inaccurate*).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Menentukan himpunan semesta U, berdasarkan data nilai ekspor yang telah disajikan diperoleh data minimum (D_{min}) pada Februari 2024 sebesar 19348,7US$ dan data maksimum (D_{max}) pada Agustus 2025 sebesar 24963,2US$. Dari nilai D_{min} dan D_{max}, dapat ditentukan nilai $D_1 = 1{,}1$ dan $D_2 = 0{,}9$, sehingga diperoleh semesta U sebagai berikut:

$$U = [D_{min} - D_1; D_{max} + D_2] = [19348{,}7 - 1{,}1; 24963{,}2 + 0{,}9] = [19347{,}6; 24964{,}1]$$

Setelah menentukan himpunan semesta U pada langkah 1, maka langkah selanjutnya adalah menentukan banyaknya interval menggunakan rumus *Sturges* sebagai berikut:

$$n = 1 + 3{,}322\log N = 1 + 3{,}322\log 25 = 5{,}54 \approx 6$$

Himpunan semesta U yang telah ditentukan sebelumnya dibagi ke dalam 6 interval yang sama panjang untuk menentukan nilai linguistik di setiap data, sehingga diperoleh nilai ℓ sebagai berikut:

$$\ell = \frac{[(D_{max} + D_2) - (D_{min} - D_1)]}{n} = \frac{[(24963{,}2 + 0{,}9) - (19348{,}7 - 1{,}1)]}{6} = 936{,}08$$

Jadi himpunan semesta U terbagi atas 6 interval (Interval Linguistik) dengan panjang interval yang sama yaitu 936,08, sehingga

$$U = \{u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6\}$$

Dengan $u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6$ seperti terlihat pada Tabel 1

Tabel 1. Interval Linguistik

u_i	Interval Linguistik		Nilai Tengah (m_i)
	Batas Bawah	Batas Atas	
u_1	19347,6	20283,68	19815,64
u_2	20283,68	21219,76	20751,72
u_3	21219,76	22155,84	21687,8
u_4	22155,84	23091,92	22623,88
u_5	23091,92	24028	23559,96
u_6	24028	24964,04	24496,04

Tabel 1 merupakan fuzzifikasi, di mana seluruh rentang data nilai ekspor (himpunan semesta U) dibagi menjadi enam interval linguistik (u_1 hingga u_6). Pembagian ini mentransformasikan data numerik yang kontinu menjadi kelompok-kelompok nilai yang lebih mudah dikelola. Setiap interval, seperti u_1 [19347,6 - 20283,68] yang merepresentasikan kategori nilai ekspor "sangat rendah" dan u_6 [24028 - 24964,04] yang mewakili kategori "sangat tinggi", dilengkapi dengan nilai tengah (m_i). Nilai tengah inilah yang nantinya akan menjadi kandidat utama untuk hasil peramalan. Menentukan himpunan *fuzzy* di seluruh himpunan semesta U untuk setiap data

$$A_1 = \frac{1}{u_1} + \frac{0{,}5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6},$$

$$A_2 = \frac{0{,}5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0{,}5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6},$$
$$A_3 = \frac{0}{u_1} + \frac{0{,}5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0{,}5}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6},$$
$$A_4 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0{,}5}{u_3} + \frac{1}{u_4} + \frac{0{,}5}{u_5} + \frac{0}{u_6},$$
$$A_5 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0{,}5}{u_4} + \frac{1}{u_5} + \frac{0{,}5}{u_6},$$
$$A_6 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0{,}5}{u_5} + \frac{1}{u_6}.$$

Hasil fuzzifikasi terhadap data nilai ekspor berdasarkan pada himpunan *fuzzy* yang telah dibentuk, diberikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Data hasil difuzzifikasi

No	Bulan	Nilai Ekspor	Himp *Fuzzy*
1	Agustus 2023	22055,5	A_3
2	September 2023	20815,6	A_2
3	Oktober 2023	22220,1	A_4
4	November 2023	22075,6	A_3
5	Desember 2023	22464,9	A_4
6	Januari 2024	20569,8	A_2
7	Februari 2024	19348,7	A_1
8	Maret 2024	22620	A_4
9	April 2024	19693,3	A_1
10	Mei 2024	22442	A_4
11	Juni 2024	21058,3	A_2
12	Juli 2024	22526,8	A_4
13	Agustus 2024	23598,5	A_5
14	September 2024	22150,7	A_4
15	Oktober 2024	24808,8	A_6
16	November 2024	24112,7	A_5
17	Desember 2024	23599,6	A_5
18	Januari 2025	21428,3	A_3
19	Februari 2025	21944,2	A_3
20	Maret 2025	23247,3	A_5
21	April 2025	20743,8	A_2
22	Mei 2025	24613,8	A_6
23	Juni 2025	23436,5	A_5
24	Juli 2025	24748,9	A_6
25	Agustus 2025	24963,2	A_6

Tabel 2 memetakan setiap data ekspor bulanan yang aktual ke dalam himpunan fuzzy A_i tertentu. Sebagai contoh, nilai ekspor Agustus 2023 sebesar 22.055,5 dipetakan ke himpunan A_3, yang berarti secara linguistik bulan tersebut. Sementara itu, bulan Februari 2024 dengan nilai 19.348,7 masuk ke dalam A_1. Hasil *Fuzzy Logical Relation* (FLR) dan *Fuzzy Logical Relation Group* (FLRG). Hasil FLR dan FLRG diberikan pada Tabel 3 dan Tabel 4.

Tabel 3. *Fuzzy Logical Relation* (FLR)

Bulan	FLR
Agustus 2023 → September 2023	$A_3 \rightarrow A_2$
September 2023 → Oktober 2023	$A_2 \rightarrow A_4$
Oktober 2023 → November 2023	$A_4 \rightarrow A_3$
November 2023 → Desember 2023	$A_3 \rightarrow A_4$
Desember 2023 → Januari 2024	$A_4 \rightarrow A_2$
Januari 2024 → Februari 2024	$A_2 \rightarrow A_1$
Februari 2024 → Maret 2024	$A_1 \rightarrow A_4$
Maret 2024 → April 2024	$A_4 \rightarrow A_1$
April 2024 → Mei 2024	$A_1 \rightarrow A_4$
Mei 2024 → Juni 2024	$A_4 \rightarrow A_2$
Juni 2024 → Juli 2024	$A_2 \rightarrow A_4$
Juli 2024 → Agustus 2024	$A_4 \rightarrow A_5$
Agustus 2024 → September 2024	$A_5 \rightarrow A_4$
September 2024 → Oktober 2024	$A_4 \rightarrow A_6$
Oktober 2024 → November 2024	$A_6 \rightarrow A_5$
November 2024 → Desember 2024	$A_5 \rightarrow A_5$
Desember 2024 → Januari 2025	$A_5 \rightarrow A_3$

Januari 2025 → Februari 2025	$A_3 \rightarrow A_3$
Februari 2025 → Maret 2025	$A_3 \rightarrow A_5$
Maret 2025 → April 2025	$A_5 \rightarrow A_2$
April 2025 → Mei 2025	$A_2 \rightarrow A_6$
Mei 2025 → Juni 2025	$A_6 \rightarrow A_5$
Juni 2025 → Juli 2025	$A_5 \rightarrow A_6$
Juli 2025 → Agustus 2025	$A_6 \rightarrow A_6$

Tabel 3 merepresentasikan hubungan logika fuzzy antar waktu, yang disebut ***Fuzzy Logical Relationship*** (FLR). Setiap baris dalam tabel ini menunjukkan transisi dari state suatu bulan ke bulan berikutnya. Misalnya, relasi $A_3 \rightarrow A_2$ dari Agustus 2023 ke September 2023 mengindikasikan bahwa terjadi pergeseran dari kondisi ekspor.

Tabel 4. *Fuzzy Logical Realtion Group* (FLRG)

No	FLRG	
	Current State	*Next State*
1	A_1	$\rightarrow 2(A_4)$
2	A_2	$\rightarrow A_1, 2(A_4), A_6$
3	A_3	$\rightarrow A_2, A_3, A_4, A_5$
4	A_4	$\rightarrow A_1, 2(A_2), A_3, A_5, A_6$
5	A_5	$\rightarrow A_2, A_3, A_4, A_5, A_6$
6	A_6	$\rightarrow 2(A_5), A_6$

Tabel 4 merupakan tahap lanjutan dari Tabel 3, di mana semua FLR yang memiliki *current state* yang sama dikelompokkan menjadi ***Fuzzy Logical Relationship Group*** (FLRG). Pengelompokan ini mengemukakan probabilitas transisi dari suatu state. Sebagai contoh, jika nilai ekspor sedang berada dalam state A_2, Tabel 4 menunjukkan bahwa di masa depan ia bisa berpindah ke A_1, A_4, atau A_6. Kelompok A_5 bahkan menunjukkan kemungkinan transisi ke hampir semua state lainnya (A_2, A_3, A_4, A_5, A_6). FLRG inilah yang menjadi dasar untuk menghitung matriks probabilitas transisi Markov. Matriks probabilitas transisi Markov (R)

$$R = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 2/2 & 0 & 0 \\ 1/4 & 0 & 0 & 2/4 & 0 & 1/4 \\ 0 & 1/4 & 1/4 & 1/4 & 1/4 & 0 \\ 1/6 & 2/6 & 1/6 & 0 & 1/6 & 1/6 \\ 0 & 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 2/3 & 1/3 \end{bmatrix}$$

Hasil nilai peramalan awal menggunakan matriks R yang diperoleh sebelumnya diberikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai Peramalan Awal dan Penyesuaian D_t

No	Bulan	$Y(t)$	$F(t)$	D_t	$F^*(t)$
1	Agustus 2023	22055,5	NA		
2	September 2023	20815,6	21842,1	-468,04	21374,06
3	Oktober 2023	22220,1	21085,3	+936,08	22021,38
4	November 2023	22075,6	21928,7	-468,04	21460,66
5	Desember 2023	22464,9	21895,4	+936,08	22831,48
6	Januari 2024	20569,8	22215,2	-936,08	21279,12
7	Februari 2024	19348,7	20845,6	-936,08	19909,52
8	Maret 2024	22620	19620,8	+1872,16	21492,96
9	April 2024	19693,3	22385,4	-1872,16	20513,24
10	Mei 2024	22442	19965,2	+1872,16	21837,36
11	Juni 2024	21058,3	22107,8	-1404,12	20703,68
12	Juli 2024	22526,8	21335,6	+1404,12	22739,72
13	Agustus 2024	23598,5	22215,9	+936,08	23152
14	September 2024	22150,7	23285,4	-468,04	22817,36
15	Oktober 2024	24808,8	22428,6	+1404,12	23832,72
16	November 2024	24112,7	24485,3	-468,04	24017,26
17	Desember 2024	23599,6	23895,8	0	23895,80
18	Januari 2025	21428,3	23345,2	-1404,12	21941,08
19	Februari 2025	21944,2	21705,4	0	21705,40
20	Maret 2025	23247,3	22220,8	+936,08	23156,88
21	April 2025	20743,8	22915,6	-1872,16	21043,44
22	Mei 2025	24613,8	21020,5	+2340,20	23360,700
23	Juni 2025	23436,5	24280,9	-468,04	23812,86
24	Juli 2025	24748,9	23115,7	+936,08	24051,78
25	Agustus 2025	24963,2	24425,3	0	24425,30

Tabel 5 menunjukkan hasil dari penerapan model FTS-MC, yang menampilkan **nilai peramalan awal** (F(t)), **faktor penyesuaian** (D_t), dan **nilai peramalan akhir** (F*(t)) untuk setiap bulan dalam data historis. Faktor penyesuaian D_t diterapkan untuk memperbaiki nilai peramalan awal dengan mempertimbangkan arah dan jarak transisi state yang terjadi, sehingga hasil ramalan akhir (F*(t)) menjadi lebih halus dan akurat. Selanjutnya nilai ekspor di Indonesia pada bulan September 2025 dapat diramalkan menggunakan metode FTS-MC, dengan jumlah keseluruhan data sebanyak 24, dan *current state* adalah A_5. Berikut ini beberapa perhitungan peramalan nilai ekspor di Indonesia.

$$F(25) = m_5P_{65} + Y(24)P_{66}$$
$$= (23559{,}96)\left(\frac{2}{3}\right) + (24963{,}2)\left(\frac{1}{3}\right)$$
$$= 24027{,}707$$
$$F(26) = m_2P_{52} + m_3P_{53} + Y(25)P_{55} + m_6P_{56}$$
$$= (20751{,}72)\left(\frac{1}{5}\right) + (21687{,}8)\left(\frac{1}{5}\right) + (22623{,}88)\left(\frac{1}{5}\right) + (23559{,}96)\left(\frac{1}{5}\right)$$
$$= 22623{,}8213$$
$$F(27) = m_1P_{41} + m_2P_{42} + m_3P_{43} + m_5P_{45} + m_6P_{46}$$
$$= (19347{,}6)\left(\frac{1}{6}\right) + (20751{,}72)\left(\frac{2}{6}\right) + (21687{,}8)\left(\frac{1}{6}\right) + (23559{,}96)\left(\frac{1}{6}\right) + (24496{,}04)\left(\frac{1}{6}\right)$$
$$= 21843{,}812$$

Berikut ini tabel lengkap nilai peramalan.

Tabel 6. Nilai Ramalan Pada September 2025-Agustus 2026

No	Bulan	Nilai Ramalan
1	September 2025	24027,707
2	Oktober 2025	22623,8214
3	November 2025	21843,812
4	Desember 2025	22077,833
5	Januari 2026	22253,348
6	Februari 2026	21843,813
7	Maret 2026	22077,823
8	April 2026	22253,346
9	Mei 2026	21843,813
10	Juni 2026	22077,823
11	Juli 2026	22253,346
12	Agustus 2026	21843,813

Tabel 6 adalah **ramalan nilai ekspor Indonesia untuk 12 periode selanjutnya** (September 2025 hingga Agustus 2026). Berdasarkan pola dan probabilitas transisi dari data historis, model FTS-MC memproyeksikan nilai ekspor yang masih akan terus berfluktuasi. Ramalan dimulai dengan nilai tertinggi sekitar 24.027,7 pada September 2025, kemudian turun dan berfluktuasi di kisaran 21.800 hingga 22.200 untuk bulan-bulan berikutnya. Pola ramalan yang naik-turun ini konsisten dengan karakteristik data ekspor historis yang tidak stabil. Setelah melakukan peramalan menggunakan metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* (FTS-MC), langkah terakhir yang harus dilakukan adalah pengukuran akurasi.

Nilai MAPE

$$MAPE = \frac{100\%}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{Y(t) - F(t)}{Y(t)}\right| = 2{,}37\%$$

Dari nilai pengukuran akurasi peramalan tersebut dapat dikatakan bahwa metode FTS-MC memiliki tingkat akurasi yang tinggi karena nilai MAPE berada di bawah 10%. Semakin kecil nilai pengukuran akurasi yang didapatkan maka metode tersebut semakin baik keakuratan peramalannya. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) merupakan salah satu matriks yang paling banyak digunakan untuk mengukur kinerja model peramalan. Kelebihan utama MAPE adalah tidak bergantung pada skala data, sehingga memungkinkan untuk membandingkan akurasi peramalan antar data yang berbeda. Selain itu, hasil perhitungan MAPE dalam bentuk persentase membuatnya lebih mudah untuk diinterpretasikan oleh pengguna, terutama dalam menyampaikan hasil kepada pihak manajemen yang tidak teknis (Fauzan et al., 2022)

KESIMPULAN

Metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* (FTS-MC) terbukti efektif dalam meramalkan nilai ekspor Indonesia dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi. Hal ini ditunjukkan oleh nilai MAPE sebesar 2,37%, yang termasuk dalam kategori *highly accurate* (MAPE < 10%). Metode ini mampu menangani fluktuasi dan ketidakpastian data *time series* ekspor dengan baik, sehingga hasil peramalan yang dihasilkan dapat diandalkan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada dosen pengampu mata kuliah Aplikasi Matematika Fuzzy yang telah memberikan arahan, masukan, dan bimbingan selama proses penyusunan karya ilmiah ini. Terima kasih juga disampaikan kepada panitia Seminar Nasional yang telah menyediakan wadah bagi penulis untuk mempresentasikan hasil penelitian. Penghargaan yang sama diberikan kepada rekan-rekan serta semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu atas segala bantuan dan dukungannya

DAFTAR PUSTAKA

Afkar, M. N., Randa, D. T., & Saputra, R. A. (2023). Prediksi penjualan mobil Toyota di Indonesia menggunakan Multi-Layer sPerceptron. *Jurnal Informatika Polinema*, 11(1), 91-98

Al-adawiyah, S. H., Alisah, E., & Aziz, A. (2022). Perbandingan Tingkat Akurasi Metode Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain dan Algoritma Novel Fuzzy Time Series. *Jurnal Riset Mahasiswa Matematika*, *1*(3), 129–142. https://doi.org/10.18860/jrmm.v1i3.14332

Annisa, A. A. M., & Sekti Kartika Dini. (2023). Perbandingan Metode ARIMA dan Single Exponential Smoothing dalam Peramalan Jumlah Peserta Baru di Kota Yogyakarta. *Emerging Statistics and Data Science Journal*, *1*(1), 70–80. https://doi.org/10.20885/esds.vol1.iss.1.art8

Fauzan, M. A., & Suryanto, Y. (2022). Perbandingan Akurasi Peramalan Permintaan Produk dengan Metode ARIMA dan Neural Network. Jurnal Ilmiah Teknik Industri, 21(1), 13-24

Hidayatullah, M. P., Yozza, H., & Rahmi, I. H. (2023). Penerapan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain Dalam Meramalkan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dollar Amerika Serikat (AS). *Jurnal Matematika UNAND*, *Volume 12*(2), 121–134.

Jannah, A. R., & Efendi, B. (2024). Pengaruh Ekspor terhadap Pertumbuhan Ekonomi di Indonesia. *Edunomika*, *08*(04), 1–9.

Mahendra, F. R., Putri, D. M., & Rianjaya, I. D. (2024). Analisis Peramalan Indeks Saham Syariah Indonesia (Issi) Menggunakan Fuzzy Time Series Chen Dan Fuzzy Time Series Cheng. *MAp (Mathematics and Applications) Journal*, *6*(2), 141–153. https://doi.org/10.15548/map.v6i2.10151

Puspita, R. N. (2022). Perbandingan Metode Double Exponential Smoothing dan Triple Exponential Smoothing pada Peramalan Nilai Ekspor di Indonesia. *Jambura Journal of Probability and Statistics*, *3*(2), 141–150.

Rinaldo, R., Kurniawati, Y., Permana, D., & Fitria, D. (2025). Application of Singular Spectrum Analysis for Prediction Indonesia's Total Export Value. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, *3*(2), 240–248.

Safitri, K., Kusnandar, D., & Debataraja, N. N. (2023). PERAMALAN CURAH HUJAN DENGAN METODE FUZZY TIME SERIES MARKOV CHAIN. *Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, 35-42.

Sembiring, B. P., & Sitompul, P. (2024). *Peramalan laju inflasi di Kota Medan dengan menggunakan metode Fuzzy Time Series Average-Based*. *Cendikia: Jurnal Pendidikan dan Pengajaran*, 2(5), 36-50

Wahyudi, A. T., Giyanti, I., & Kritiana, B. V. (2023). Studi Penentuan Jumlah Produksi Botol Kemasan Minuman Yang Optimal Dengan Fuzzy Time Series Markov Chain Dan Fuzzy Inference System. *JISI: Jurnal Integrasi Sistem Industri*, *10*(2), 99–110. https://doi.org/10.24853/jisi.10.2.99-110