

IMPLEMENTASI MODEL FUZZY TIME SERIES MARKOV CHAIN DALAM FORECASTING EKSPOR MINYAK KELAPA SAWIT INDONESIA

Putri Nabila

Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Samudra, Aceh, Indonesia

Email: ptrnbl11@gmail.com

Riezky Purnama Sari

Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Samudra, Aceh, Indonesia

*Email: riezkyburnamasari@unsam.ac.id

Fairus

Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Samudra, Aceh, Indonesia

*Email: fairuz@unsam.ac.id

Abstrak

Ekspor minyak kelapa sawit merupakan salah satu komoditas strategis yang memberikan kontribusi signifikan terhadap devisa negara, namun nilainya cenderung berfluktuasi setiap tahun sehingga memerlukan metode peramalan yang akurat untuk mendukung pengambilan keputusan di sektor ekspor. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan model Fuzzy Time Series Markov Chain dalam meramalkan total ekspor minyak kelapa sawit Indonesia menggunakan data sekunder periode 2010 hingga 2024. Tahapan metode meliputi penentuan himpunan semesta, pembentukan interval menggunakan aturan Sturges, proses fuzzifikasi, pembentukan Fuzzy Logical Relationship (FLR) dan Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG), penyusunan matriks probabilitas transisi Markov, serta proses defuzzifikasi dan penyesuaian. Tingkat akurasi peramalan dievaluasi menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dengan membandingkan nilai hasil prediksi terhadap data aktual. Hasil penelitian menunjukkan bahwa prediksi total ekspor minyak kelapa sawit Indonesia untuk tahun 2025 sebesar 25.268.721 ton dengan nilai MAPE sebesar 4,16%. Nilai tersebut termasuk dalam kategori sangat baik karena berada di bawah 10%, sehingga model Fuzzy Time Series Markov Chain dinilai mampu menghasilkan peramalan yang akurat dan dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam pengambilan keputusan terkait kebijakan ekspor minyak kelapa sawit Indonesia di masa mendatang.

Kata Kunci: Fuzzy Time Series Markov Chain, peramalan, ekspor kelapa sawit, MAPE

Abstract

Palm oil exports are one of the strategic commodities that contribute significantly to national foreign exchange; however, their values tend to fluctuate annually, thus requiring an accurate forecasting method to support decision-making in the export sector. This study aims to implement the Fuzzy Time Series Markov Chain model to forecast Indonesia's total palm oil exports using secondary data from 2010 to 2024. The methodological stages include determining the universe of discourse, constructing intervals using Sturges' rule, performing fuzzification, forming Fuzzy Logical Relationship (FLR) and Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG), developing the Markov transition probability matrix, and conducting defuzzification and adjustment processes. The forecasting accuracy was evaluated using the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) by comparing the predicted values with the actual data. The results indicate that the predicted total palm oil export for 2025 is 25,268,721 tons with a MAPE value of 4.16%. This value falls into the very good category since it is below 10%, indicating that the Fuzzy Time Series Markov Chain model is capable of producing accurate forecasting results and can be used as a consideration in decision-making related to Indonesia's palm oil export policies in the future.

Keywords: Fuzzy Time Series Markov Chain, forecasting, palm oil export, MAPE.

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara berkembang yang memiliki potensi sumber daya alam yang sangat beragam. Salah satu potensi sumber daya alam yang cukup besar adalah sektor

pertanian dan perkebunan. Selain itu, Indonesia juga memiliki lahan perkebunan yang sangat subur yang dapat ditanami dengan berbagai jenis tanaman perkebunan seperti cengkeh, kopi, karet, teh, kelapa sawit dan tanaman perkebunan lainnya (Alatas, 2015). Salah satu komoditas unggulan yang

memberikan kontribusi signifikan terhadap sektor ekspor nonmigas Indonesia adalah kelapa sawit. Komoditas ini memiliki peranan strategis karena mampu menyumbang devisa negara dalam jumlah besar setiap tahunnya. Di antara berbagai produk turunan kelapa sawit, yang paling dominan dalam perdagangan internasional adalah minyak kelapa sawit atau *Crude Palm Oil* (CPO), yang menjadi andalan dalam pasar ekspor karena tingginya permintaan global (Itamary, 2022). Berdasarkan data dari buku statistik perkebunan (Kementerian Pertanian, 2024), nilai ekspor minyak kelapa sawit Indonesia menyumbang lebih dari 13% dari total nilai ekspor nasional.

Berikut adalah grafik dari total ekspor minyak kelapa sawit Indonesia dari tahun 2010 sampai dengan 2024 sebagai berikut:



Gambar 1. Total Ekspor Minyak Kelapa Sawit Indonesia

Gambar 1. Menjelaskan bahwa nilai total ekspor minyak kelapa sawit Indonesia tertinggi pada tahun 2019 sebesar 28.279.350 ton dan nilai total ekspor minyak kelapa sawit Indonesia terendah pada tahun 2010 sebesar 16.291.856 ton. Ekspor minyak kelapa sawit Indonesia mengalami fluktuasi dari tahun ke tahun. Dengan demikian, untuk menyikapi kondisi tersebut perlu adanya peramalan (*forecasting*) tentang ekspor minyak kelapa sawit Indonesia sebagai upaya membantu dalam mengambil kebijakan strategis bagi pemerintah dan pelaku industri di Indonesia. Dalam penelitian ini, *forecasting* ekspor minyak kelapa sawit Indonesia dilakukan dengan menggunakan model *fuzzy time series markov chain*.

Metode *fuzzy time series markov chain* merupakan salah satu pengembangan dari metode *fuzzy time series* yang menggabungkan metode markov chain dengan *fuzzy time series*. Adapun letak perbedaannya

pada penentuan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) (Miranti, 2017) dengan memasukkan seluruh hubungan dengan pembobot yang didasari oleh urutan dan perulangan yang sama, perhitungan nilai penyesuaian dari hasil prediksi awal dan hasil prediksi akhir. Kelebihan nya yaitu dapat meminimalisir kesalahan dan dihasilkan prediksi yang akurat (Latifah & Kadir, 2021).

Metode *fuzzy time series markov chain* menawarkan sejumlah keunggulan signifikan dalam analisis dan prediksi data *time series*. Keunggulan utama terletak pada kemampuannya untuk menangani data yang tidak pasti (Sabina et al., 2025) dan non-linear dengan lebih efektif dibandingkan metode tradisional (Nurlela et al., 2023). Melalui fuzzyfikasi, data *time series* diubah menjadi himpunan fuzzy yang memungkinkan representasi ketidakpastian dan variabilitas data secara lebih fleksibel (Nurhasan et al., 2021). Kombinasi dengan rantai Markov memungkinkan pemodelan transisi antar keadaan fuzzy, sehingga memungkinkan prediksi yang lebih akurat, terutama dalam jangka pendek (Kurniawati Safitri, Dadan Kusnandar, 2023). Selain itu, metode ini relatif mudah diimplementasikan dan diinterpretasikan, serta mampu beradaptasi dengan berbagai jenis data *time series* (Tama & Saputro, 2022), menjadikannya alat yang ampuh dalam berbagai aplikasi seperti peramalan cuaca, prediksi harga saham, dan analisis pola perilaku konsumen.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan model *Fuzzy Time Series Markov Chain* untuk melakukan *forecasting* ekspor minyak kelapa sawit Indonesia. Tujuan utama penelitian ini adalah menganalisis dan memodelkan data ekspor minyak kelapa sawit Indonesia menggunakan pendekatan *Fuzzy Time Series*, serta mengembangkan model *Markov Chain* untuk memprediksi transisi antar interval fuzzy dalam data ekspor tersebut. Kinerja model *Fuzzy Time Series Markov Chain* akan diuji dan dievaluasi dengan membandingkan hasil prediksi model dengan data aktual, untuk mengidentifikasi faktor-faktor signifikan yang mempengaruhi akurasi *forecasting*. Hasil *forecasting* ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi yang berguna dalam pengambilan keputusan terkait kebijakan ekspor minyak kelapa sawit Indonesia.

KAJIAN TEORI

FUZZY TIME SERIES MARKOV CHAIN

Fuzzy Time Series Markov Chain adalah metode peramalan (*forecasting*) yang merupakan hasil penggabungan antara metode *Fuzzy Time Series* dan *Markov Chain*. Metode ini digunakan untuk memprediksi data runtun waktu (*time series*) yang bersifat tidak pasti atau mengandung unsur ketidakpastian (*fuzzy*), dengan mempertimbangkan transisi antar keadaan dari waktu ke waktu sebagaimana konsep dalam *Markov Chain*.

Dalam metode ini, data historis diubah menjadi bilangan *fuzzy* dan dikelompokkan dalam interval tertentu. Selanjutnya, hubungan logis antar data fuzzy FLR (*Fuzzy Logical Relationship*) dianalisis, dan probabilitas transisi digunakan untuk menentukan prediksi nilai berikutnya. Penggunaan prinsip markov memungkinkan metode ini mempertimbangkan urutan dan pola transisi status masa lalu secara lebih terstruktur (Hariyanto et al., 2023).

Adapun langkah-langkah untuk membentuk suatu *Fuzzy Time Series Markov Chain* yaitu sebagai berikut (Fakhriyana & Brilliant, 2024):

1. Menentukan semesta pembicaraan U

Semesta pembicaraan didefinisikan sebagai:

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

Dengan D_{min} adalah data yang memiliki nilai paling kecil dan D_{max} merupakan data yang memiliki nilai paling besar, serta nilai D_1 dan D_2 adalah sembarang bilangan positif yang ditentukan oleh peneliti untuk memudahkan perhitungan.

2. Menentukan panjang interval dan nilai tengah

Penentuan panjang interval dihitung menggunakan rumus sturges sebagai berikut:

a. Menentukan banyak interval

$$n = 1 + 3,22(\log N) \dots \dots \dots (2)$$

b. Menentukan panjang interval kelas

$$l = \frac{R}{n} \dots \dots \dots (3)$$

Dengan R adalah nilai *range*, yang di dapat dari :

$$R = (D_{max} + D_2) - (D_{min} - D_1) \dots \dots \dots (4)$$

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

$$u_1 = [D_{min} - D_1, D_{min} - D_1 + l)$$

$$u_2 = [D_{min} - D_1 + l, D_{min} - D_1 + 2l)$$

⋮

$$u_n = [D_{min} - D_1 + (n - 1)l, D_{min} - D_1 + nl) \dots \dots \dots (5)$$

c. Menghitung nilai tengah masing-masing interval yang terbentuk

$$m_i = \frac{(\text{batas bawah interval} + \text{batas atas interval})}{2} \dots \dots \dots (6)$$

3. Melakukan fuzzyfikasi data

Himpunan *fuzzy* $A_1, A_2, \dots, A_n$ didefinisikan berdasarkan interval yang telah terbentuk, sehingga himpunan *fuzzy* $A_1, A_2, \dots, A_n$ terhadap U dapat didefinisikan sebagai berikut:

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

$$A_2 = \left\{ \frac{0,5}{u_1}, \frac{1}{u_2}, \frac{0,5}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \dots, \frac{0}{u_n} \right\}$$

⋮

$$A_n = \left\{ \frac{0}{u_1}, \frac{0}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \dots, \frac{0,5}{u_{n-1}}, \frac{1}{u_n} \right\} \dots \dots \dots (7)$$

4. Membentuk FLR (*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.

5. Membentuk FLRG (*Fuzzy Logical Relationship Group*)

FLR yang memiliki *Current Stage* yang sama dapat dikelompokkan menjadi FLRG. Sebagai contoh, $A_i \rightarrow A_j, A_i \rightarrow A_m, A_i \rightarrow A_n$ dapat dikelompokkan menjadi $A_i \rightarrow A_j, A_m, A_n$. FLRG dapat dibentuk menjadi sebuah matriks.

6. Membentuk matriks pembobot

Menentukan bobot untuk setiap FLRG berdasarkan pada pembobotnya. Matriks pembobotan harus dinormalisasi dengan menerapkan persamaan matriks bobot standar sebagai berikut:

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1p} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{p1} & w_{p2} & \dots & w_{pp} \end{bmatrix} \dots \dots \dots (8)$$

7. Melakukan peramalan dan defuzzifikasi data

Setelah didapatkan matriks bobot standar, maka nilai peramalan (F_i) dapat ditentukan dengan mengalikan matriks pembobot terstandarisasi W dengan nilai tengah interval (m_i).

$$F_i = w_{i1}(m_1) + w_{i2}(m_2) + \dots + w_{ip}(m_p) \dots \dots \dots (9)$$

Adapun setelah terbentuk FLRG dilanjutkan dengan menghitung matriks transisi.

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & \dots & P_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & \dots & P_{nn} \end{bmatrix} P_{ij} = \frac{m_{ij}}{M_i}, i, j = 1, 2, \dots, n \dots \dots \dots (10)$$

Keterangan:

P_{ij} = peluang transisi satu langkah dari state A_i ke A_j

M_{ij} = banyak transisi satu langkah dari state A_i ke A_j
 M_i = banyak data yang termasuk dalam state A_i

Langkah selanjutnya adalah melakukan peramalan berdasarkan matriks transisi yang telah terbentuk. Nilai peramalan didapat dari mengalikan nilai tengah interval (m_i) dengan matriks transisi yang telah terbentuk (P), dengan aturan jika FLRG dari A_j adalah satu ke banyak (misal $A_j \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_n, j = 1, 2, \dots, n$), dengan kumpulan data $Y(t-1)$ pada waktu $(t-1)$ termasuk dalam state A_j , maka nilai persamaan $F(t)$ adalah:

$$F(t) = m_1 P_{j1} + m_2 P_{j2} + \dots + m_{j-1} P_{j(j-1)} + X(t-1) P_{jj} + m_{j+1} P_{j(j+1)} + \dots + m_n P_{jn} \dots \dots \dots (11)$$

Pada peramalan menggunakan metode *Fuzzy time series markov chain* terdapat penyesuaian pada hasil peramalan yang terbentuk. Hal ini bertujuan untuk memperbaiki *error* peramalan yang terlalu besar atau matriks chain yang biasa.

Aturan 1: Jika *state* A_i , dengan *state* A_i pada waktu $(t-1)$ dinyatakan sebagai $F(t-1) = A_i$, mengalami perpindahan transisi naik ke *state* A_j pada waktu $t, (i < j)$, maka nilai penyesuaiannya didefinisikan sebagai $D_{t1} = \frac{l}{2}$ dengan l merupakan panjang interval.

Aturan 2: Jika *state* A_i berhubungan dengan A_j , dengan dari *state* A_i pada waktu $(t-1)$ dinyatakan sebagai $F(t-1) = A_i$, mengalami perpindahan transisi turun ke *state* A_j pada waktu $t, (i < j)$, maka nilai penyesuaiannya didefinisikan sebagai $D_{t1} = -\frac{l}{2}$ dengan l merupakan panjang interval.

Aturan 3: Jika *state* saat ini dalam *state* A_i pada waktu $(t-1)$ sebagai $F(t-1) = A_i$, dan mengalami perpindahan naik menuju ke *state* A_{i+s} pada waktu $t, 1 \leq s \leq n-i$, maka nilai kecenderungan penyesuaian D_t didefinisikan sebagai $D_{t2} = \left(\frac{l}{2}\right)s, (1 \leq s \leq n-i)$, dengan s adalah jumlah perpindahan transisi naik dan l adalah panjang interval.

Aturan 4: Jika proses didefinisikan sebagai *state* A_i pada waktu $(t-1)$ sebagai $F(t-1) = A_i$, dan mengalami perpindahan mundur ke *state* A_{i-v} pada waktu $t, 1 \leq v \leq i$, maka nilai kecenderungan penyesuaian

D_t didefinisikan sebagai $D_{t2} = \left(-\frac{l}{2}\right)v, (1 \leq v \leq i)$, dengan v adalah jumlah perpindahan transisi turun.

Tahap terakhir yaitu membentuk peramalan akhir berdasarkan peramalan awal dan nilai penyesuaian yang telah terbentuk.

MEAN ABSOLUTE PERCENTAGE ERROR (MAPE)

MAPE merupakan metode untuk mengukur tingkat kesalahan dengan menghitung persentase penyimpangan antara data historis dan data peramalan (Dinanti & Suryati, 2023). Persamaan MAPE yang digunakan untuk pengukuran kesalahan yaitu:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y(t) - F(t)}{Y(t)} \right| \times 100\% \dots \dots \dots (12)$$

METODE

Jenis penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yaitu data jumlah total ekspor minyak kelapa sawit Indonesia dari tahun 2010-2024 yang diperoleh dari buku Sekretariat Direktorat Jenderal Perkebunan Republik Indonesia.

Berikut adalah tahapan yang dilakukan dalam model *fuzzy time series markov chain* yaitu:

1. Menginput data total ekspor minyak kelapa sawit Indonesia dari tahun 2010-2024
2. Menentukan himpunan semesta U
3. Menghitung panjang interval
4. Menentukan *fuzzy set* A
5. Menentukan *fuzzyfikasi*
6. Menentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR)
7. Menentukan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG)
8. Membuat matriks probabilitas transisi markov dan menghitung nilai peramalan awal
9. Menentukan defuzzifikasi
10. Menguji ketepatan peramalan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yaitu data jumlah total ekspor minyak kelapa sawit Indonesia tahun 2010-2024 sebagai berikut:

Tabel 1. Data Total Ekspor Minyak Kelapa Sawit Indonesia Tahun 2010-2024

Tahun	Total Ekspor (ton)
2010	16.291.856
2011	16.436.202
2012	18.850.836
2013	20.577.976
2014	22.892.387
2015	26.467.564
2016	22.761.814
2017	27.353.714
2018	27.898.875
2019	28.279.350
2020	25.935.554
2021	25.935.554
2022	24.990.433
2023	26.129.721
2024	24.254.768

Berdasarkan tabel 1, dapat dilihat bahwa total ekspor minyak kelapa sawit terendah pada tahun 2010 sebanyak 16.291.856 ton dan total ekspor minyak kelapa sawit tertinggi pada tahun 2019 sebanyak 28.279.350 ton. Tabel dibawah ini merupakan hasil untuk statistik deskriptif total ekspor minyak kelapa sawit di Indonesia.

a. Analisis Deskriptif

Berikut ini adalah tabel analisis deskriptif total ekspor minyak kelapa sawit Indonesia sebagai berikut:

Tabel 2. Statistik Deskriptif Total Ekspor Minyak Kelapa Sawit Indonesia

Statistics		
N	Valid	15
	Missing	0
Mean		23.670.440,27
Median		24.990.433
Skewness		-.843
Kurtosis		-.454
Range		11.987.494
Minimum		16.291.856
Maximum		28.279.350
Sum		355.056.604

Berdasarkan tabel 2 diatas, dapat dilihat statistik deskriptif yang menunjukkan jumlah sampel (N) yang valid adalah 15 dan tidak ada data yang hilang (*missing*). Nilai *mean* menunjukkan rata-rata total ekspor minyak kelapa sawit di Indonesia sebesar 23.670.440,27. *Median* menunjukkan nilai tengah pada data total ekspor minyak kelapa sawit yang telah diurutkan nilainya yaitu 24.990.433. *Skewness* menunjukkan bahwa data miring ke kiri yakni data ekspor minyak kelapa sawit sebesar -0,843. *Kurtosis* menunjukkan bahwa data ekspor minyak kelapa sawit Indonesia memiliki bentuk distribusi yang lebih landai dibandingkan distribusi normal yaitu sebesar -0,454. *Range* menunjukkan selisih antara nilai maksimum dan minimum yaitu sebesar

11.987.494. Nilai minimum menunjukkan total ekspor minyak kelapa sawit di Indonesia terendah yaitu 16.291.856 ton dan nilai maksimum menunjukkan total ekspor minyak kelapa sawit Indonesia tertinggi yaitu 28.279.350 ton dengan nilai *sum* (jumlah keseluruhan) data yaitu 355.056.604.

b. Implementasi Fuzzy Time Series Markov Chain

1. Menentukan Himpunan Semesta U

Pada data tabel 2 diketahui:

$$D_{min}=16.291.856$$

$$D_{max}=28.279.350$$

$$D_1=1.000.000$$

$$D_2=1.000.000$$

$$U = [D_{min} - D_1; D_{max} + D_2]$$

$$U = [16.291.856 - 1.000.000; 28.279.350 + 1.000.000]$$

$$= [15.291.856; 29.279.350]$$

2. Menghitung Panjang Interval

Setelah menentukan himpunan semesta berdasarkan data yang digunakan, langkah selanjutnya adalah menghitung panjang interval tetapi dicari terlebih dahulu jumlah interval:

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

$$n = 1 + 3,322(\log 15)$$

$$n = 1 + 3,906$$

$$= 4,906 \approx 5$$

Jadi, nilai jumlah intervalnya dalam bentuk bilangan bulat maka dapat dikatakan jumlah intervalnya adalah 5.

Setelah jumlah interval didapat, maka selanjutnya menentukan panjang interval. Tetapi, kita mencari nilai range terlebih dahulu:

$$R = (D_{max} + D_2) - (D_{min} - D_1)$$

$$R = (28.279.350 + 1.000.000) - (16.291.856 - 1.000.000)$$

$$= 29.279.350 - 15.291.856$$

$$= 13.987.494$$

Jadi, nilai range yang didapat adalah 13.987.494. Maka, selanjutnya kita menentukan panjang intervalnya:

$$l = \frac{R}{n}$$

$$= \frac{13.987.494}{5}$$

$$= 2.797.498,8$$

Adapun 5 interval yang sama dalam semesta pembicaraan U yaitu u_1, u_2, u_3, u_4 , dan u_5 secara berturut-turut nilai untuk setiap interval diperoleh:

Tabel 3. Interval linguistik

U_n	Nilai linguistik
U_1	15.291.856 - 18.142.389

U_2	18.142.389 – 20.992.922
U_3	20.992.922 – 23.843.455
U_4	23.843.455 – 26.693.987
U_5	26.693.987 – 29.544.520

Tabel 4. Nilai Tengah

U_n	m	Nilai Tengah
U_1	m_1	16.717.122
U_2	m_2	19.567.655
U_3	m_3	22.418.188
U_4	m_4	25.268.721
U_5	m_5	28.119.254

3. Menentukan Fuzzy Set A

Setelah menentukan jumlah kelas dan panjang interval, langkah selanjutnya adalah menyusun fuzzy set.

$$A_1 = \frac{1}{U_1} + \frac{0,5}{U_2} + \frac{0}{U_3} + \frac{0}{U_4} + \frac{0}{U_5}$$

$$A_2 = \frac{0,5}{U_1} + \frac{1}{U_2} + \frac{0,5}{U_3} + \frac{0}{U_4} + \frac{0}{U_5}$$

$$A_3 = \frac{0}{U_1} + \frac{0,5}{U_2} + \frac{1}{U_3} + \frac{0,5}{U_4} + \frac{0}{U_5}$$

$$A_4 = \frac{0}{U_1} + \frac{0}{U_2} + \frac{0,5}{U_3} + \frac{1}{U_4} + \frac{0,5}{U_5}$$

$$A_5 = \frac{0}{U_1} + \frac{0}{U_2} + \frac{0}{U_3} + \frac{0,5}{U_4} + \frac{1}{U_5}$$

4. Menentukan Fuzzyfikasi

Tabel 5. Fuzzyfikasi

Tahun	Total Ekspor Minyak Kelapa Sawit (ton)	Fuzzyfikasi
2010	16.291.856	A_1
2011	16.436.202	A_1
2012	18.850.836	A_2
2013	20.577.976	A_2
2014	22.892.387	A_3
2015	26.467.564	A_4
2016	22.761.814	A_3
2017	27.353.714	A_5
2018	27.898.875	A_5
2019	28.279.350	A_5
2020	25.935.554	A_4
2021	25.935.554	A_4
2022	24.990.433	A_4
2023	26.129.721	A_4
2024	24.254.768	A_4

5. Menentukan Fuzzy Logic Relationship (FLR)

Tabel 6. FLR

Current State		Next State
A_1	→	A_2
A_2	→	A_2

A_2	→	A_3
A_3	→	A_4
A_4	→	A_3
A_3	→	A_5
A_5	→	A_5
A_5	→	A_5
A_5	→	A_4
A_4	→	A_4
A_4	→	A_4
A_4	→	A_4
A_4	→	A_4
A_4	→	A_4

6. Menentukan Fuzzy Logic Relationship Group (FLRG)

Tabel 7. FLRG

Current State	Next State
A_1	$A_2(1)$
A_2	$A_2(1), A_3(1)$
A_3	$A_4(2), A_5(1)$
A_4	$A_4(5), A_5(1)$
A_5	$A_5(2)$

7. Menentukan Matriks Probabilitas Transisi

Dari hasil sebelumnya diperoleh bahwa jumlah interval nya itu 5, sehingga dibentuk matriks probabilitas transisi berorde 5x5.

Tabel 8. Matriks Probabilitas perpindahan state

P_{ij}		J				
i		1	2	3	4	5
	1	0	1	0	0	0
	2	0	1	1	0	0
	3	0	0	0	2	1
	4	0	0	0	5	1
	5	0	0	0	0	2

Setelah diperoleh matriks probabilitas transisi berdasarkan hasil pembobotan dari frekuensi perpindahan antar state, langkah selanjutnya adalah membentuk matriks ternormalisasi.

Tabel 9. Matriks Ternormalisasi

P_{ij}		J				
i		1	2	3	4	5
	1	0	1	0	0	0
	2	0	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	0	0
	3	0	0	0	0,666667	0,333333
	4	0	0	0	0,833333	0,166667
	5	0	0	0	0	1

Sehingga matriks ternormalisasi berorde 5x5 dengan elemen nya adalah $P_{ij} = \frac{M_{ij}}{M_i}$ dapat disajikan sebagai berikut :

$$R = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1/2 & 1/2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,666667 & 0,333333 \\ 0 & 0 & 0 & 0,833333 & 0,166667 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Langkah selanjutnya yaitu menentukan hasil peramalan awal sebagai berikut :

Tabel 10. Matriks perpindahan *state* untuk peramalan awal

P_{ij}		J					Peramalan
i		1	2	3	4	5	
1	0	19.567.655	0	0	0	0	19.567.655
2	0	9.783.828	11.209.094	0	0	0	20.992.922
3	0	0	0	16.845.814	9.373.085	0	26.218.899
4	0	0	0	21.057.268	4.6865.42	0	25.743.810
5	0	0	0	0	28.119.254	0	28.119.254

8. Menentukan Defuzzifikasi

Berdasarkan nilai probabilitas yang telah diperoleh dalam tabel, langkah selanjutnya adalah melakukan perhitungan terhadap nilai peramalan awal. Karena proses peramalan menggunakan data historis sebelumnya sebagai acuan, maka peramalan dimulai dari tahun 2011, yaitu pada data ke-2 sebagai berikut:

Tabel 11. Hasil Peramalan Awal

Tahun	Total Ekspor Minyak Kelapa Sawit (ton)	Fuzzyfikasi	Peramalan awal
2010	16.291.856	A_1	NA
2011	16.436.202	A_1	19.567.655
2012	18.850.836	A_2	20.992.922
2013	20.577.976	A_2	20.992.922
2014	22.892.387	A_3	26.218.899
2015	26.467.564	A_4	25.743.810
2016	22.761.814	A_3	26.218.899
2017	27.353.714	A_5	28.119.254
2018	27.898.875	A_5	28.119.254
2019	28.279.350	A_5	28.119.254
2020	25.935.554	A_4	25.743.810
2021	25.935.554	A_4	25.743.810

2022	24.990.433	A_4	25.743.810
2023	26.129.721	A_4	25.743.810
2024	24.254.768	A_4	25.743.810

Setelah nilai peramalan awal diperoleh, metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* melanjutkan ke tahap penyesuaian sebagai upaya untuk meningkatkan akurasi hasil peramalan.

Tabel 12. Hasil Penyesuaian

Current State		Next State	Penyesuaian
A_1	→	A_2	1.425.266
A_2	→	A_2	0
A_2	→	A_3	1.425.266
A_3	→	A_4	1.425.266
A_4	→	A_3	-1.425.266
A_3	→	A_5	2.850.533
A_5	→	A_5	0
A_5	→	A_5	0
A_5	→	A_4	-1.425.266
A_4	→	A_4	0
A_4	→	A_4	0
A_4	→	A_4	0
A_4	→	A_4	0
A_4	→	A_4	0

Tabel 13. Hasil Peramalan Akhir

Tahun	Total Ekspor Minyak Kelapa Sawit (ton)	Fuzzyfikasi	Peramalan Awal	Penyesuaian	Peramalan Akhir
2010	16.291.856	A_1	NA	NA	NA
2011	16.436.202	A_1	19.567.655	1.425.266	20.992.922
2012	18.850.836	A_2	20.992.922	0	20.992.922
2013	20.577.976	A_2	20.992.922	1.425.266	22.418.188
2014	22.892.387	A_3	26.218.899	1.425.266	27.644.165
2015	26.467.564	A_4	25.743.810	-1.425.266	24.318.543
2016	22.761.814	A_3	26.218.899	2.850.533	29.069.431
2017	27.353.714	A_5	28.119.254	0	28.119.254
2018	27.898.875	A_5	28.119.254	0	28.119.254

2019	28.279.350	A_5	28.119.254	-1.425.266	26.693.987
2020	25.935.554	A_4	25.743.810	0	25.743.810
2021	25.935.554	A_4	25.743.810	0	25.743.810
2022	24.990.433	A_4	25.743.810	0	25.743.810
2023	26.129.721	A_4	25.743.810	0	25.743.810
2024	24.254.768	A_4	25.743.810	0	25.743.810
Nilai Ramalan 2025 :					25.268.721

Pada tabel 13, didapatkan hasil peramalan akhir data ekspor minyak kelapa sawit di Indonesia untuk tahun 2025 sebesar 25.268.721 ton. Nilai tersebut didapatkan dari *current state* adalah A_4 dan *next state* Adalah himpunan kosong ($A \rightarrow 4 \rightarrow \emptyset$), maka berdasarkan aturan hasil peramalan adalah nilai tengah dari himpunan *fuzzy* A_4 yaitu m_4 adalah sebesar 25.268.721 ton.

9. Perhitungan Nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Tabel 14. Nilai MAPE

Tahun	Total Ekspor Minyak Kelapa Sawit (ton)	Fuzzyfikasi	Peramalan Awal	Penyesuaian	Peramalan Akhir	MAPE
2010	16.291.856	A_1	NA	NA	NA	NA
2011	16.436.202	A_1	19.567.655	1.425.266	20.992.922	7,28
2012	18.850.836	A_2	20.992.922	0	20.992.922	0
2013	20.577.976	A_2	20.992.922	1.425.266	22.418.188	6,78
2014	22.892.387	A_3	26.218.899	1.425.266	27.644.165	3,55
2015	26.467.564	A_4	25.743.810	-1.425.266	24.318.543	8,89
2016	22.761.814	A_3	26.218.899	2.850.533	29.069.431	8,89
2017	27.353.714	A_5	28.119.254	0	28.119.254	0

2018	27.898.875	A_5	28.119.254	0	28.119.254	0
2019	28.279.350	A_5	28.119.254	-1.425.266	26.693.987	5,06
2020	25.935.554	A_4	25.743.810	0	25.743.810	3,55
2021	25.935.554	A_4	25.743.810	0	25.743.810	3,55
2022	24.990.433	A_4	25.743.810	0	25.743.810	3,55
2023	26.129.721	A_4	25.743.810	0	25.743.810	3,55
2024	24.254.768	A_4	25.743.810	0	25.743.810	3,55
Nilai Ramalan 2025 :					25.268.721	-
Nilai MAPE 2025 :					-	4,16

Berdasarkan Tabel 14, hasil peramalan akhir menunjukkan bahwa total ekspor minyak kelapa sawit Indonesia untuk tahun 2025 diprediksi sebesar 25.268.721 ton. Hasil peramalan ini menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 4,16%, yang berarti rata-rata perbedaan antara hasil peramalan dan data aktual hanya sekitar empat persen. Berdasarkan kriteria evaluasi MAPE, nilai ini termasuk kategori sangat baik, karena berada di bawah ambang batas 10%. Dengan demikian, model *Fuzzy Time Series Markov Chain* terbukti mampu memberikan hasil prediksi yang akurat dan dapat diandalkan untuk memperkirakan volume ekspor minyak kelapa sawit Indonesia di masa mendatang.

PENUTUP

SIMPULAN

Berdasarkan hasil implementasi metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* terhadap data ekspor minyak kelapa sawit Indonesia tahun 2010-2024, diperoleh peramalan ekspor untuk tahun 2025 adalah sebesar 25.268.721 ton dengan nilai MAPE selisih 4,16%.

SARAN

Penelitian ini dapat dijadikan referensi awal bagi pengambil kebijakan maupun pelaku industri untuk merencanakan strategi ekspor di masa mendatang. Penelitian lanjutan disarankan untuk menggunakan data dengan cakupan lebih luas (misalnya per bulan) serta membandingkan metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* dengan pendekatan prediktif lainnya, guna memperoleh model peramalan yang lebih optimal dalam berbagai konteks data.

DAFTAR PUSTAKA

- Alatas, A. (2015). Trend Produksi dan Ekspor Minyak Sawit (CPO) Indonesia. *AGRARI: Journal of Agribusiness and Rural Development Research*, 1(2), 114-124. <https://doi.org/10.18196/agr.1215>
- Chau, M., & Reith, R. (2020). IDC - Smartphone Market Share - Vendor. Smartphone Market Share.
- Dinanti, D., & Suryati, S. (2023). Analisis Perbandingan Metode Double Moving Average dengan Double Exponential Smoothing pada Peramalan Harga Saham Perbankan. *FARABI: Jurnal Matematika Dan Pendidikan Matematika*, 6(1), 105-112. <https://doi.org/10.47662/farabi.v6i1.448>
- Fakhriyana, D., & Brilliant, I. I. (2024). Penerapan Metode Fuzzy Time Series (FTS) Cheng dan Markov-Chain untuk Peramalan Indonesia Crude Oil Price (ICP). *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 6(1), 44. <https://doi.org/10.13057/ijas.v6i1.79907>
- Hariyanto, S., Sumanto, Y. D., Khabibah, S., & Zaenurrohman. (2023). Average-Based Fuzzy Time Series Markov Chain Based on Frequency Density Partitioning. *Journal of Applied Mathematics*, 2023. <https://doi.org/10.1155/2023/9319883>
- Itamary, A. I. (2022). Analisis Daya Saing Ekspor Crude Palm Oil (Cpo) Indonesia Di Pasar India. *Jurnal Ekonomi Pembangunan STIE Muhammadiyah Palopo*, 8(2), 208. <https://doi.org/10.35906/jep.v8i2.1184>
- Kementerian Pertanian. (2024). Statistik Perkebunan 2023-2025. Sekretariat Direktorat Jenderal Perkebunan, 1-1080.
- Kurniawati Safitri, Dadan Kusnandar, N. N. D. (2023). Peramalan Curah Hujan Dengan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain. *Buletin Ilmiah Math, Stat, Dan Terapannya (BIMASTER)*, 12(1), 35-42.
- Latifah, Z., & Kadir, K. (2021). Performa Komoditas Minyak Sawit Indonesia Di Tataran Global: Mampukah Kita Menjadi Pemain Kunci? *JSEP (Journal of Social and Agricultural Economics)*, 14(3), 250. <https://doi.org/10.19184/jsep.v14i3.26550>
- Masitoh, S. (2018). Blended Learning Berwawasan Literasi Digital Suatu Upaya Meningkatkan Kualitas Pembelajaran dan Membangun Generasi Emas 2045. *Proceedings of the ICECRS*, 1(3), 13-34. <https://doi.org/10.21070/picecrs.v1i3.1377>
- Miranti, A. (2017). Pengaruh Pendapatan Dan Harga Pangan Terhadap Tingkat Diversifikasi Pangan Rumah Tangga Di Provinsi Jawa Barat. *Jurnal El-Riyasah*, 11(2), 1-93.
- Nurhasan, U., Dyah Fatmawati, A., & Harijanto, B. (2021). Implementasi Metode Fuzzy Time Series Markov Chain untuk Prediksi Harga Telur Puyuh. *Informatika Mulawarman : Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer*, 16(2), 80. <https://doi.org/10.30872/jim.v16i2.5251>
- Nurlela, S., Fanani, A., & Hani Khaulasari. (2023). Harga Minyak Mentah WTI Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain. *Jurnal Fourier*, 12(1), 10-19. <https://doi.org/10.14421/fourier.2023.121.10-19>
- Sabina, S. Z., Rahmi, D. W., & Awwaliyah, R. R. (2025). PERAMALAN EKSPOR MIGAS BERBASIS EKSTRAPOLASI POLINOMIAL CHEBYSHEV [Forecasting of Oil and Gas Exports Based on Chebyshev Polynomial Extrapolation]. 82-88.
- Tama, A. A., & Saputro, D. R. S. (2022). Algoritme Average-Based Fuzzy Time Series Markov-Chain.PRISMA. *Prosiding Seminar Nasional Matematika*, 5, 711-715. <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/>