

PENERAPAN METODE *FUZZY TIME SERIES MARKOV CHAIN* UNTUK MERAMALKAN NILAI TRANSAKSI BELANJA MENGGUNAKAN UANG ELEKTRONIK DI INDONESIA

Muhammad Irsadul Ibaad¹, Meiliyani Siringoringo^{2*}, Ika Purnamasari³,
Desi Yuniarti⁴, Suyitno⁵

¹Program Studi Statistika, Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Mulawarman, Indonesia

^{2,3,4}Laboratorium Statistika Ekonomi dan Bisnis, Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Mulawarman, Indonesia

⁵Laboratorium Statistika Terapan, Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Mulawarman, Indonesia

*e-mail : meiliyani.siringoringo@gmail.com

DOI: 10.14710/j.gauss.14.2.290-301

Article Info:

Received: 2025-03-03

Accepted: 2025-09-12

Available Online: 2025-09-17

Keywords:

Automatic Clustering; Fuzzy Time Series Markov Chain; Money Transaction Values; Forecasting; Sturges

Abstract: Forecasting is an analytical process used to predict future conditions based on historical and current data to minimize errors. The Fuzzy Time Series (FTS) Markov Chain method is effective for handling uncertain, nonlinear, and fluctuating data, making it suitable for forecasting electronic payment transactions in Indonesia. These transactions often show gradual trends, seasonality, and external influences such as policy changes and consumer behavior, leading to data uncertainty that traditional models struggle to capture. A key factor in the FTS method is the interval length, which affects the accuracy of fuzzy set formation. This study compared two interval determination methods: Sturges formula and automatic clustering, to forecast Indonesia's electronic payment transaction value for September 2024. Results showed that Sturges produced a forecast of Rp52,836.07 billion with a MAPE of 8.51%, while automatic clustering yielded a forecast of Rp55,369.31 billion with a lower MAPE of 3.90%. The findings indicate that the hybrid FTS-Markov Chain approach, especially when combined with automatic clustering, offers better accuracy. It adapts more effectively to the natural structure of the data, making it a more reliable method for forecasting complex and uncertain transaction patterns.

1. PENDAHULUAN

Peramalan merupakan proses untuk memperkirakan kondisi yang akan datang melalui analisis data masa lalu menggunakan metode kuantitatif (Herlambang & Sugianto, 2021). Peramalan umumnya dikelompokkan ke dalam dua jenis kategori, yakni metode kualitatif yang bergantung pada analisis subjektif dan metode kuantitatif yang menggunakan data numerik dan analisis statistika (Ali *et al.*, 2022). Metode kuantitatif salah satunya adalah analisis runtun waktu, yang digunakan untuk memprediksi pola atau tren yang mungkin muncul (Wei, 2006).

Salah satu pendekatan analisis runtun waktu yang memiliki tingkat akurasi tinggi dan tidak bergantung pada asumsi tertentu adalah Fuzzy Time Series (FTS). FTS adalah metode peramalan yang menggunakan konsep baru yang berfokus pada pemodelan data actual (Julida & Murni, 2024). Model FTS yang dipadukan dengan konsep rantai Markov, dikenal sebagai FTSMC, merupakan bentuk pengembangan lebih lanjut yang mengintegrasikan kedua teknik tersebut. Metode ini, yang diperkenalkan oleh Tsaur pada tahun 2012,

mengelola ketidakpastian dalam data menggunakan logika *fuzzy* dan probabilitas rantai Markov, sehingga dapat meningkatkan akurasi peramalan, terutama ketika jumlah data terbatas (Amalutfia & Hafiyusholeh, 2020). FTS *Markov Chain* telah diterapkan dalam berbagai bidang, seperti peramalan curah hujan dan harga telur puyuh. Sebagai contoh, penelitian oleh Laily, Rakhmawati & Husein (2023) menghasilkan prediksi curah hujan yang sangat baik dengan MAPE sebesar 4,30%. Penelitian lainnya oleh Sari et al. (2024) juga menunjukkan akurasi yang tinggi (SMAPE 0,72) dalam meramalkan curah hujan harian di Kabupaten Cilacap. Pada penelitian-penelitian tersebut, penentuan panjang kelas yang digunakan adalah *sturges*, sedangkan pada penelitian ini yaitu menggunakan penentuan panjang kelas *sturges* dan *automatic clustering*. Tidak seperti *sturges*, metode peralaman yang menggunakan distribusi frekuensi untuk menentukan panjang interval, *automatic clustering* berfungsi untuk menyusun sejumlah besar informasi berbasis angka ke dalam rentang tertentu.

Salah satu bidang potensial penerapan FTS *Markov Chain* adalah di bidang ekonomi, khususnya dalam meramalkan nilai transaksi uang elektronik. Uang elektronik, yang merupakan jenis uang non-tunai yang digunakan dalam transaksi digital dan disimpan secara elektronik (Usman, 2017). Penggunaan uang elektronik telah meningkat pesat dalam beberapa tahun terakhir. Data Bank Indonesia menunjukkan transaksi uang elektronik mencapai Rp16,7 triliun pada 2020, meningkat sebesar 59% dibandingkan tahun sebelumnya. Pada tahun 2023, nilai transaksi tersebut melonjak menjadi Rp58,5 triliun, mencerminkan pergeseran signifikan menuju transaksi digital yang lebih nyaman, aman dan efisien. Nilai transaksi ini mencakup penggunaan berbagai platform uang elektronik, termasuk e-wallet seperti OVO, GoPay, DANA, dan ShopeePay, yang digunakan masyarakat untuk beragam keperluan seperti belanja daring, pembayaran transportasi, dan tagihan rutin. Pengukuran dilakukan berdasarkan total nominal transaksi yang tercatat melalui sistem penyedia jasa pembayaran digital yang diawasi oleh Bank Indonesia. Peningkatan penggunaan uang elektronik memberikan manfaat ekonomi, salah satunya dengan mengurangi ketergantungan pada uang tunai, meningkatkan efisiensi sistem pembayaran, serta memperluas inklusi keuangan di masyarakat (Alfadhilah et al., 2024).

Urgensi dari penelitian terletak pada kebutuhan pemerintah, pelaku industri, dan sektor keuangan untuk memahami tren dan pola transaksi digital guna mendukung kebijakan moneter, keamanan sistem pembayaran, serta pengambilan keputusan bisnis yang berbasis data. Selain itu, peningkatan nilai transaksi uang elektronik yang sangat cepat memunculkan tantangan dalam hal prediksi dan pengelolaan infrastruktur digital serta risiko siber yang menyertainya. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan peramalan yang lebih akurat dan adaptif untuk memetakan dinamika transaksi ini.

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode FTS *Markov Chain* dalam meramalkan nilai transaksi uang elektronik di Indonesia. Dalam upaya mencapai tujuan, penelitian ini menggunakan metode *sturges* dan *automatic clustering* untuk menentukan panjang kelas. Peramalan yang lebih akurat dan relevan tentang dinamika penggunaan uang elektronik di Indonesia diharapkan dapat dibuat dengan menggunakan data yang mencakup nilai transaksi belanja menggunakan uang elektronik di Indonesia dari Januari 2020 hingga Agustus 2024.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Salah satu metode peramalan yang umumnya mengandalkan konsep dasar logika *fuzzy* adalah *fuzzy time series*, di mana mekanisme peramalannya menghasilkan prediksi untuk masa depan dengan menggunakan data historis. Keunggulan dari proses fuzzifikasi terletak pada kemampuannya dalam mentransformasi data berbentuk angka menjadi linguistik (Pambudi, Setiawan & Wijoyo, 2018).

Berdasarkan pendapat dari (Xihao & Yimin, 2008), panjang interval berperan penting untuk membentuk FLR. Dalam metode *fuzzy time series*, ada beberapa metode yang dapat digunakan untuk melakukan proses penentuan panjang interval. Salah satunya merupakan metode *sturges* Sari et al. (2024) dan *automatic clustering* Biringallo et al. (2022), metode pertama menggunakan distribusi frekuensi untuk meramalkan panjang interval (Zeidi, Kusnandar & Debatara, 2023), selanjutnya untuk metode kedua digunakan untuk mengelompokkan data numerik ke dalam kelompok.

Pendekatan prediksi yang memadukan metode runtun waktu berbasis *fuzzy* dengan konsep rantai Markov dikenal sebagai *Fuzzy Time Series Markov Chain* (FTSMC). Tsaur (2012), pertama kali membuat gagasan ini pada tahun 2012 untuk melihat seberapa akurat peramalannya tentang nilai tukar mata uang Taiwan terhadap dolar AS. Dalam penelitiannya, menggabungkan antara metode *fuzzy time series* dengan rantai Markov, dan berharap agar mencapai tingkat akurasi yang tinggi dengan menggunakan matriks probabilitas (Hidayatullah, Yozza & Rahmi, 2022). Tahapan peramalan menggunakan metode FTSMC dapat dijabarkan sebagai berikut:

1. Menentukan semesta pembicaraan U .

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

D_{\min} : Data terendah

D_{\max} : Data tertinggi

D_1 dan D_2 : Bilangan positif sembarang yang disesuaikan dengan data aktual

2. Menghitung banyaknya kelas interval.

Penelitian ini menggunakan metode *sturges* dan *automatic clustering*. Selanjutnya menghitung nilai tengah.

$$m_i = \frac{(\text{Batas bawah } u_i + \text{Batas atas } u_i)}{2} \quad (2)$$

3. Menentukan himpunan *fuzzy*.

Setiap himpunan *fuzzy* $A_i, i = 1, 2, \dots, n$ didefinisikan dalam jumlah interval yang telah ditentukan, yaitu $u_1 = [d_1, d_2], u_2 = [d_2, d_3], u_3 = [d_3, d_4], \dots, u_n = [d_n, d_{n+1}]$, dengan demikian seluruh himpunan *fuzzy*, di mana A_1, A_2, \dots, A_n didefinisikan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} A_1 &= \left\{ \frac{1}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \dots + \frac{0}{u_n} \right\} \\ A_2 &= \left\{ \frac{0,5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0,5}{u_3} + \dots + \frac{0}{u_n} \right\} \\ &\vdots \\ A_n &= \left\{ \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \dots + \frac{0,5}{u_{n-1}} + \frac{1}{u_n} \right\} \end{aligned} \quad (3)$$

4. Menentukan FLR. FLR digambarkan sebagai $A_i \rightarrow A_j$ dan merupakan hubungan antara setiap data dengan data berikutnya.
5. Menentukan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG).
Tahap ini mengelompokkan *fuzzy logical relationship* kedalam beberapa kelompok. Sebagai contoh, jika A_7 mempunyai relasi dengan $A_3, A_3, A_3, A_4, A_4, A_5$ dan A_7 , maka tabel FLRG akan menunjukkan bahwa A_7 mempunyai relasi dengan A_3, A_4, A_5 dan A_7 .
6. Menentukan matriks probabilitas.
Rumus dari probabilitas transisi sebagai berikut:

$$P_{ij} = \frac{\mu_{ij}}{\mu_i}; i, j = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

matriks (**P**) ditulis sebagai berikut:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \cdots & P_{1n} \\ P_{21} & P_{22} & \cdots & P_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & P_{n2} & \cdots & P_{nn} \end{bmatrix} \quad (5)$$

7. Menentukan defuzzifikasi dan hasil peramalan awal.
8. Hasil peramalan dihitung untuk nilai penyesuaian. Penyesuaian disarankan untuk meninjau kembali kesalahan peramalan (*forecasting error*). Nilai penyesuaian bernilai nol apabila relasi yang terbentuk memiliki *state* yang sama (misal $A_1 \rightarrow A_1$).
 - a. Nilai penyesuaian d_t ditentukan jika *state* A_i berkomunikasi dengan A_i ($A_i \rightarrow A_i$) pada saat $(t - 1)$ dan perpindahan transisi naik ke *state* A_j terjadi pada saat t , ($i < j$), maka d_t sebagai berikut:

$$d_t = \left(\frac{l}{2}\right) \quad (6)$$

di mana:

l : panjang interval

- b. Nilai penyesuaian d_t ditentukan ketika *state* A_i berkomunikasi dengan A_i , pada saat $(t - 1)$ dan terjadi peralihan turun ke *state* A_j terjadi pada saat t , ($i > j$). Dalam situasi ini, nilai d_t dihitung dengan rumus berikut:

$$d_t = -\left(\frac{l}{2}\right) \quad (7)$$

- c. Nilai penyesuaian d_t ditentukan ketika *state* A_i pada saat $(t - 1)$ dan terjadi peralihan maju ke *state* A_{i+s} terjadi pada saat t , $1 \leq s \leq n - i$. Dalam situasi ini, nilai d_t dihitung dengan rumus berikut:

$$d_t = \left(\frac{l}{2}\right)s, (1 \leq s \leq n - i) \quad (8)$$

di mana:

s : banyak transisi maju.

- d. Nilai penyesuaian d_t ditentukan ketika *state* A_i pada saat $(t - 1)$ dan terjadi peralihan mundur ke *state* A_{i-v} terjadi pada saat t , $1 \leq v \leq i$. Dalam situasi ini, nilai d_t dihitung dengan rumus berikut:

$$d_t = -\left(\frac{l}{2}\right)v, (1 \leq v \leq i) \quad (9)$$

di mana:

v : banyak transisi mundur.

- e. Menghitung hasil peramalan yang telah disesuaikan. Rumusnya sebagai berikut:

$$F'_t = F_t + d_t \quad (10)$$

di mana:

l : panjang interval

Di masa mendatang, metode peramalan dengan nilai kesalahan terkecil akan digunakan atau dipilih. Metode untuk mengevaluasi kesalahan peramalan secara keseluruhan adalah *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) (Alfarisi, 2017). Persamaan nilai MAPE sebagai berikut:

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

Uang elektronik difungsikan sebagai alat untuk membayar dengan beberapa hal yang harus dilakukan. Nilai transaksi belanja merupakan nilai transaksi yang dilakukan dengan uang elektronik dalam jangka waktu tertentu. Nilai transaksi belanja adalah nilai uang yang dapat ditransfer untuk pembayaran atau transfer dana yang disimpan secara elektronik pada *chip* atau server.

3. METODE PENELITIAN

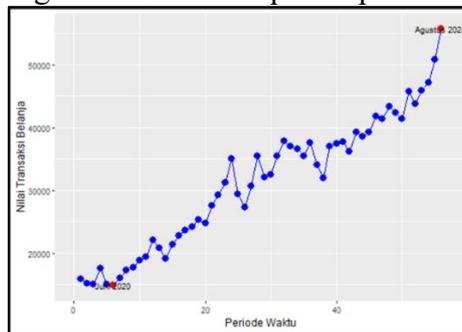
Data yang digunakan pada penelitian ini adalah nilai transaksi belanja menggunakan uang elektronik di Indonesia dari Januari 2020 hingga Agustus 2024 yang diperoleh secara sekunder melalui website Bank Indonesia di <https://www.bi.go.id>. Tahapan metode FTSMC diantaranya:

1. Membuat analisis statistika deskriptif melalui grafik runtun waktu untuk mengetahui pola data.
2. Melakukan peramalan menggunakan metode FTSMC yang didasarkan pada interval metode sturges. Tahapannya adalah sebagai berikut.
 - a. Menentukan semesta pembicaraan U menggunakan Persamaan (1).
 - b. Menentukan banyaknya himpunan *fuzzy* menjadi beberapa interval yang sama panjang, yaitu menggunakan penentuan interval berbasis *sturges*.
 - 1) Penentuan interval berbasis *sturges*
 - a) Menentukan jumlah kelas interval (K).
 - b) Menentukan panjang kelas (l_s).
 - c) Menghitung nilai Tengah menggunakan Persamaan (2).
 - c. Pendefinisian keanggotaan himpunan *fuzzy* A_i menggunakan Persamaan (3).
 - d. Menentukan nilai variabel lingusitik
 - e. Fuzzifikasi data aktual interval metode *sturges*.
 - f. Menentukan FLR.
 - g. Menentukan FLRG.
 - h. Menentukan matriks probabilitas menggunakan Persamaan (4).
 - i. Menentukan peramalan awal dan defuzzifikasi.
 - j. Menghitung nilai penyesuaian pada hasil peramalan menggunakan Persamaan (6), Persamaan (7), Persamaan (8), atau Persamaan (9).
 - k. Menghitung nilai peramalan untuk data aktual menggunakan Persamaan (10).
 - l. Menghitung ukuran ketepatan peramalan menggunakan MAPE menggunakan Persamaan (11).
3. Melakukan peramalan menggunakan metode FTSMC yang didasarkan pada interval metode *automatic clustering*. Tahapannya sebagai berikut.

- a. Menggunakan penentuan interval *automatic clustering* untuk menentukan banyaknya himpunan *fuzzy* menjadi interval yang sama panjang.
 - 1) Penentuan interval berbasis *automatic clustering*
 - a) Mengurutkan data numerik tersusun dari data terkecil ke data terbesar dan menentukan nilai dari \bar{d} .
 - b) Menyempurnakan isi klaster berdasarkan aturan dan situasi yang ada pada metode *automatic clustering*.
 - c) Menghitung panjang kelas interval.
 - b. Mengulangi langkah c hingga l seperti pada tahap interval metode *sturges*.
4. Menentukan metode penentuan panjang interval terbaik.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahap awal sebelum menerapkan metode FTSMC adalah dengan mengamati kecenderungan data melalui visualisasi dalam bentuk grafik runtun waktu. Visualisasi runtun waktu dari nilai transaksi belanja menggunakan uang elektronik di Indonesia untuk rentang waktu Januari 2020 sampai Agustus 2024 ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Plot Runtun Waktu

Berdasarkan Gambar 1, dapat diketahui bahwa grafik runtun waktu nilai transaksi belanja menggunakan uang elektronik di Indonesia periode Januari 2020 hingga Agustus 2024 menunjukkan pola tren naik. Pada plot tersebut, terdapat titik data berwarna merah yang menandakan data terendah dan tertinggi. Data terendah di bulan Juni 2020 yaitu sebesar Rp14.955,26 miliar dan tertinggi di bulan Agustus 2024 yaitu sebesar Rp55.740,08 miliar. Dari pola data yang terbentuk, nilai transaksi belanja menggunakan uang elektronik di Indonesia dapat dianalisis lebih lanjut menggunakan FTSMC.

Hal yang dapat dilakukan pertama adalah membentuk himpunan semesta U . Himpunan semesta $U = [D_{min} - D_1; D_{max} + D_2]$, nilai $D_{min}=14.955,26$ dan nilai $D_{max}=55.740,08$ dengan $D_1=1$ dan $D_2=10$. Tahapn selanjutnya sebagai berikut:

1. Berdasarkan interval metode *sturges*, metode FTSMC digunakan untuk melakukan peramalan. Tahapannya sebagai berikut.
 - a. Menentukan banyaknya himpunan *fuzzy* menjadi interval yang sama panjang dengan menggunakan metode penentuan interval berbasis *sturges*.
 - 1) Menentukan interval berbasis *sturges*
 - a) Menentukan jumlah kelas interval (K).

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

$$= 1 + 3,322 \times \log(56)$$

$$= 6,807 \approx 7$$
 - b) Menentukan panjang kelas (l_s).

$$l_s = \frac{((D_{\max} + D_2) - (D_{\min} - D_1))}{K}$$

$$= \frac{((55.740,08 + 10) - (14.955,26 - 1))}{7}$$

$$= \frac{40.795,82}{7} = 5.827,97$$

c) Menghitung nilai tengah.

Tabel 1. Nilai Tengah

i	m_i	i	m_i
1	17.868,24	5	41.180,12
2	23.696,22	6	47.008,10
3	29.524,18	7	52.836,07
4	35.352,15		

b. Mendefinisikan keanggotaan himpunan *fuzzy* terhadap A_i interval metode *sturges*.

$$A_1 = \left\{ \frac{1}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} \right\}$$

$$A_2 = \left\{ \frac{0,5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0,5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} \right\}$$

$$\vdots$$

$$A_7 = \left\{ \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0,5}{u_6} + \frac{1}{u_7} \right\}$$

c. Menentukan nilai variabel lingusitik

Tabel 2. Nilai Variabel Linguistik

Interval	Fuzzifikasi	Nilai Linguistik
$u_1 = [14.954,26; 20.782,23)$	A_1	Sangat turun sekali
$u_2 = [20.782,23; 26.610,20)$	A_2	Sangat turun
\vdots	\vdots	\vdots
$u_6 = [44.094,11; 49.922,08)$	A_6	Sangat Naik
$u_7 = [49.922,08; 55.750,05]$	A_7	Sangat naik sekali

d. Melakukan fuzzifikasi data aktual interval metode *sturges*.

Fuzzifikasi adalah proses mengubah nilai numerik menjadi variabel linguistik dengan menggunakan nilai derajat keanggotaan yang diperoleh. Sebagai contoh, data nilai transaksi belanja untuk periode Januari 2020 ($t=1$) adalah 15.872,43. Berdasarkan Tabel 2 nilai tersebut berada pada interval u_1 , sehingga fuzzifikasinya adalah A_1 . Hasilnya dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Fuzzifikasi data aktual

t	Y_t	Fuzzifikasi	t	Y_t	Fuzzifikasi
1	15.872,43	A_1	29	32.107,43	A_3
2	15.178,62	A_1	30	32.511,75	A_4
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
27	30.652,39	A_3	55	50.803,68	A_7
28	35.390,13	A_4	56	55.740,08	A_7

e. Menentukan FLR.

Penentuan FLR dilakukan berdasarkan fuzzifikasi data aktual pada Tabel 3. Sebagai contoh, fuzzifikasi Januari 2020 adalah A_1 dan fuzzifikasi Februari 2020 adalah A_1 , membentuk FLR $A_1 \rightarrow A_1$. Selanjutnya, fuzzifikasi Februari 2020 adalah A_1 dan fuzzifikasi Maret 2020 adalah A_1 juga, membentuk FLR $A_1 \rightarrow A_1$.

f. Menentukan FLRG.

Tabel 4. FLRG

Grup	Current State	Next State	FLRG
1	A_1	11(A_1), 2(A_2)	$A_1 \rightarrow 11(A_1), 2(A_2)$
2	A_2	1 (A_1), 5(A_2), 1(A_3)	$A_2 \rightarrow 1(A_1), 5(A_2), 1(A_3)$
3	A_3	4(A_3), 4(A_4)	$A_3 \rightarrow 4(A_3), 4(A_4)$
4	A_4	3(A_3), 10(A_4), 1(A_5)	$A_4 \rightarrow 3(A_3), 10(A_4), 1(A_5)$
5	A_5	7(A_5), 2(A_6)	$A_5 \rightarrow 7(A_5), 2(A_6)$
6	A_6	1(A_5), 1(A_6), 1(A_7)	$A_6 \rightarrow 1(A_5), 1(A_6), 1(A_7)$
7	A_7	1(A_7)	$A_7 \rightarrow 1(A_7)$

g. Menentukan matriks probabilitas transisi *Markov*.

$$P = \begin{bmatrix} \frac{11}{13} & \frac{2}{13} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{7} & \frac{5}{7} & \frac{1}{7} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{4}{8} & \frac{4}{8} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{3}{14} & \frac{10}{14} & \frac{1}{14} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{7}{9} & \frac{2}{9} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

h. Menentukan peramalan awal dan defuzzifikasi nilai peramalan.

Contoh peramalan awal dan defuzzifikasi untuk grup 1. Grup 1 dengan FLRG yang terbentuk yaitu $A_1 \rightarrow A_1, A_2, A_2$ nilai peramalan awalnya adalah A_1, A_1, A_2, A_2 . Sebagai contoh, periode Februari 2020 ($t=20$) yang berada pada grup 1 sebagai berikut.

$$\begin{aligned} F_2 &= m_1 P_{11} + m_2 P_{12} \\ &= \left(\left(17.869,24 \times \frac{11}{13} \right) + \left(23.696,22 \times \frac{2}{13} \right) \right) \\ &= 18.765,85 \end{aligned}$$

Hasil F_2 juga berlaku untuk $F_3, F_4, F_5, F_6, F_7, F_8, F_9, F_{10}, F_{11}, F_{12}, F_{14}$, dan F_{15} karena berada pada grup yang sama yaitu grup 1. Peramalan awal dan defuzzifikasi untuk grup FLRG ke-2 hingga 6 menggunakan aturan yang sama karena memiliki relasi satu ke banyak, sedangkan untuk peramalan awal dan defuzzifikasi untuk grup FLRG ke-7 berbeda karena memiliki relasi satu ke satu.

i. Hasil peramalan untuk nilai penyesuaian.

Nilai penyesuaian pada saat $t = 2$ yakni Februari 2020, di mana *current state* adalah A_1 dan *next state* adalah A_1 sehingga untuk nilai penyesuaian d_2 adalah 0. Selain itu, perhitungan nilai penyesuaian lainnya misal Desember 2020 memiliki *current state* A_1 dan *next state* adalah A_2 sebagai berikut.

$$d_t = \frac{l_s}{2} = \frac{5.827,97}{2} = 2.913,98$$

Selanjutnya nilai penyesuaian untuk $t = 13$ yakni Januari 2021, di mana *current state* A_2 dan *next state* adalah A_1 , sehingga perhitungan untuk nilai penyesuaian d_{13} sebagai berikut.

$$d_{13} = -\frac{l_s}{2} = -\frac{5.827,97}{2} = -2.913,98$$

j. Menghitung nilai peramalan untuk data aktual yang telah disesuaikan.

Perhitungan dilakukan dari periode 2 hingga 56 menggunakan Persamaan (10). Berikut hasil perhitungan nilai peramalan.

Tabel 5. Hasil Peramalan

t	Y_t	F_t	d_t	F'_t
1	15.872,43	-	-	-
2	15.178,62	18.765,85	0	18.765,85
		⋮		
56	55.740,08	52.836,07	0	52.836,07

k. Menghitung ukuran ketepatan peramalan menggunakan MAPE.

$$\begin{aligned} \text{MAPE} &= \frac{1}{55} (4,68 \times 100\%) \\ &= 8,51\% \end{aligned}$$

Data nilai transaksi belanja menggunakan uang elektronik di Indonesia memiliki nilai MAPE sebesar 8,51%.

2. Melakukan peramalan menggunakan metode FTSMC berdasarkan interval metode *automatic clustering*. Tahapannya sebagai berikut.

a. Menentukan banyaknya himpunan *fuzzy* menjadi beberapa interval yang sama panjang, yaitu menggunakan penentuan interval berbasis *automatic clustering*.

1) Menentukan interval berbasis *automatic clustering*

a) Mengurutkan data numerik tersusun dari data terendah ke data tertinggi dan menentukan nilai dari \bar{d} .

Tabel 6. Data Terurut Naik

t	Y_t	x	d_x
1	15.872,43	1	14.955,26
2	15.178,62	2	15.033,70
	⋮	⋮	⋮
55	50.803,68	55	50.803,68
56	55.740,08	56	55.740,08

$$\begin{aligned} \bar{d} &= \frac{\sum_{x=1}^{56-1} (d_{x+1} - d_x)}{56-1} \\ &= \frac{(15.033,70 - 14.955,26) + \dots + (55.740,08 - 50.803,68)}{56-1} \\ &= \frac{40.784,82}{55} \\ &= 741,54 \end{aligned}$$

- b) Menyempurnakan isi kluster berdasarkan aturan dan situasi yang ada pada metode *automatic clustering*.

Tabel 7. Penyempurnaan Isi Kluster

Kluster Ke-	Anggota Kluster	Kluster Ke-	Anggota Kluster
Kluster 1	{14.955,26; 15.036,06}	Kluster 15	{32.511,75}
Kluster 2	{15.178,62}	Kluster 16	{34.016,61}
⋮	⋮	⋮	⋮
Kluster 14	{31.977,96; 32.107,43}	Kluster 28	{54.998,54; 55.740,08}

- c) Menghitung panjang kelas interval.
Panjang kelas interval pada metode *automatic clustering* berbeda halnya dengan panjang kelas pada metode *sturges*. Sebagai contoh untuk l_{AC_1} .

$$\begin{aligned} l_{A_1} &= D_{A_1} \\ &= 15.178,63 - 14955,26 \\ &= 223,37 \end{aligned}$$

3. Mengulangi langkah c hingga l seperti pada tahap interval metode *sturges*.

Tabel 8. Hasil Peramalan

t	Y_t	F_t	d_t	F'_t
1	15.872,43	-	-	-
2	15.178,62	15.525,53	-230,23	15.295,30
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
56	55.740,08	55.369,31	1.112,31	56.481,62

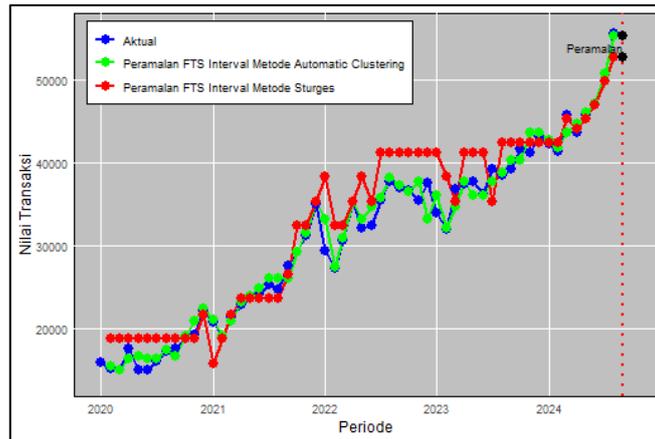
4. Menentukan metode penentuan panjang interval terbaik.

Tabel 7 menunjukkan perbandingan tingkat akurasi peramalan menggunakan FTSMC Berdasarkan interval metode *sturges* dan *automatic clustering*. Perbandingan tingkat akurasi peramalan menggunakan MAPE FTSMC berdasarkan interval metode *sturges* dan interval metode *automatic clustering* disajikan pada Tabel 9.

Tabel 9. Perbandingan Tingkat Akurasi Peramalan

Metode Penentuan Interval	MAPE
Metode <i>Sturges</i>	8,51%
Metode <i>Automatic Clustering</i>	3,90%

Berdasarkan Tabel 9 dalam perbandingan kedua metode penentuan panjang interval, MAPE FTSMC berdasarkan interval metode *sturges* memiliki 8,51%, sedangkan MAPE FTSMC berdasarkan interval metode *automatic clustering* memiliki 3,90%.



Gambar 2. Grafik Perbandingan

Berdasarkan Gambar 2, secara visual diketahui bahwa plot runtun waktu nilai transaksi belanja menggunakan uang elektronik di Indonesia metode FTSMC berdasarkan interval metode *automatic clustering*, diketahui pergerakan hasil peramalan tidak jauh berbeda dan mengikuti pergerakan grafik data aktualnya. Grafik pergerakan hasil peramalan FTSMC berdasarkan interval metode Sturges diketahui memiliki beberapa titik data yang konstan, sehingga tidak mengikuti titik data aktualnya.

5. KESIMPULAN

Peramalan nilai transaksi belanja menggunakan uang elektronik di Indonesia metode FTSMC menghasilkan nilai MAPE dengan interval metode *sturges* sebesar 8,51%, sedangkan dengan penentuan panjang interval metode *automatic clustering* menghasilkan MAPE sebesar 3,90%. Nilai MAPE dari kedua penentuan panjang kelas FTSMC kurang dari atau sama dengan 10% menandakan bahwa peramalan dalam kategori sangat baik. Masing-masing hasil peramalan yaitu sebesar Rp52.836,07 dan Rp55.369,31. Peramalan menggunakan FTSMC berdasarkan interval metode *automatic clustering* merupakan penentuan panjang interval yang lebih baik, karena memiliki nilai MAPE lebih kecil. Saran untuk penelitian selanjutnya, dapat menggunakan penentuan panjang kelas lainnya seperti *Freedman-Diaconis*.

DAFTAR PUSTAKA

- Alfarisi, S. (2017) 'Sistem Prediksi Penjualan Gamis Toko QITAZ Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing', *JABE (Journal of Applied Business and Economic)*, 4(1), p. 80. Available at: <https://doi.org/10.30998/jabe.v4i1.1908>.
- Alfadhilah, T. *et al.* (2024) 'Efektifitas Pemakaian E-Money Dalam Mendukung Sistem Pembayaran Di Era Digital', 2(1), pp. 42-48. Available at: <https://doi.org/10.61722/jiem.v2i1.638>.
- Ali, M.M. *et al.* (2022) 'Metodologi Penelitian Kuantitatif dan Penerapannya dalam Penelitian', *Education Journal.2022*, 2(2), pp. 1–6.
- Amalutfia, S.Y. & Hafiyusholeh, M. (2020) 'Analisis Peramalan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dollar dan Yuan Menggunakan FTS-Markov Chain', *Vygotsky*, 2(2), p. 102. Available at: <https://doi.org/10.30736/vj.v2i2.258>.
- Biringallo, M. *et al.* (2022) 'Perbandingan Akurasi Penggunaan Metode Fuzzy Time Series Markov-Chain dan Cheng Pada Peramalan Jumlah Kecelakaan Lalulintas di Kota Kendari', *Seminar Nasional Sains dan Terapan VI*, 6(April), pp. 85–99.

- Herlambang, L.A. & Sugianto, W. (2021) 'Analisis Peramalan Penjualan Sepeda Dan Motor Listrik Di PT XYZ', *Jurnal Comasie*, 4(1), pp. 130–138. Available at: [http://ejournal.upbatam.ac.id/index.php/comasiejurnal%0AJurnal Comasie ISSN \(Online\) 2715-6265%0APERANCANGAN](http://ejournal.upbatam.ac.id/index.php/comasiejurnal%0AJurnal%20Comasie%20ISSN%202715-6265%0APERANCANGAN).
- Julida, & Murni. (2024) 'Perbandingan Metode Fuzzy Time Series Model Chen Dan Model Markov Chain Untuk Memprediksi Curah Hujan Di Kota Padang'. *Jurnal Pendidikan Tambusai*. Available at: <https://doi.org/https://doi.org/10.31004/jptam.v8i1.14613>.
- Laily, Y.H., Rakhmawati, F. & Husein, I. (2023) 'Penerapan Metode Fuzzy Time Series-Markov Chain Dalam Peramalan Curah Hujan Sebagai Jadwal Tanaman Padi', *Jurnal Lebesgue : Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika dan Statistika*, 4(1), pp. 162–174. Available at: <https://doi.org/10.46306/lb.v4i1.235>.
- Hidayatullah., Yoza. & Rahmi (2022) 'Perbandingan metode fuzzy time series markov chain dan fuzzy time series cheng dalam meramalkan nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat (AS)', 12(2), pp. 121–134. Available at: <https://doi.org/https://doi.org/10.25077/jmua.12.2.121-134.2023>.
- Pambudi, R.A., Setiawan, B.D. & Wijoyo, S.H. (2018) 'Implementasi Fuzzy Time Series untuk Memprediksi Jumlah Kemunculan Titik Api', *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (J-PTIIK) Universitas Brawijaya*, 2(11), pp. 4767–4776. Available at: <https://doi.org/https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/3069>.
- Sari, L. *et al.* (2024) 'Metode Fuzzy Time Series Markov Chain Untuk Peramalan Curah Hujan Harian', 15(01), pp. 142–147. Available at: <https://doi.org/10.35970/infotekmesin.v15i1.2182>.
- Usman, R. (2017) 'Karakteristik Uang Elektronik Dalam Sistem Pembayaran', *Yuridika*, 32(1), p. 134. Available at: <https://doi.org/10.20473/ydk.v32i1.4431>.
- Wei, W.. (2006) *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods Second Edition*. New York: Perason Education.
- Xihao, S. & Yimin, L. (2008) 'Average-based fuzzy time series models for forecasting Shanghai compound index *', *UK World Journal of Modelling and Simulation*, 1(2), pp. 104–111. Available at: <http://www.worldacademicunion.com/journal/1746-7233WJMS/wjmsVol04No02paper03.pdf>.
- Zeidi, A., Kusnandar, D. & Debatara, N.N. (2023) 'Perbandingan Average Based Dan Sturges Pada Fuzzy Time Series Chen Untuk Peramalan Harga Saham', *Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, 12(1), pp. 43–52. Available at: <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.26418/bbimst.v12i1.62556>.