



PENELITIAN

~ MIPA ~

Metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* pada Data Laju Inflasi di Indonesia

Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain Method on Inflation Rate Data in Indonesia

Iffah Norma Hidayati¹, M. Al Haris², Tiani Wahyu Utami²

¹ Universitas Muhammadiyah Semarang, Semarang,

² Universitas Muhammadiyah Semarang, Semarang

³ Universitas Muhammadiyah Semarang, Semarang

Corresponding author : normaiffah@gmail.com

Abstrak

Inflasi merupakan indikator untuk mengukur sebuah kestabilan pertumbuhan ekonomi disuatu negara yang dapat menyebabkan masalah ekonomi makro. Inflasi yang tidak stabil berdampak negatif terhadap kesejahteraan masyarakat, sehingga pengendalian inflasi menjadi penting bagi suatu negara. Peramalan diperlukan untuk memantau pergerakan laju inflasi yang akan datang. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *average based fuzzy time series markov chain* karena metode tersebut mampu memperoleh nilai interval yang sesuai dan mampu mendapatkan nilai akurasi ramalan yang baik. Kelebihan lain dari metode *average based fuzzy time series markov chain* adalah tidak membutuhkan asumsi-asumsi dibandingkan metode peramalan parametrik. Berdasarkan hasil analisis, penerapan metode *average based fuzzy time series markov chain* menghasilkan prediksi laju inflasi di Indonesia pada Juni 2022 sebesar 3.50% dengan kesalahan prediksi berdasarkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 7.43%. Hasil tersebut menandakan bahwa metode *average based fuzzy time series markov chain* memberikan tingkat akurasi sebesar 92.57%.

Kata Kunci : *Average based fuzzy time series Markov chain*, Laju Inflasi, MAPE, Peramalan.

Abstract

Inflation is an indicator to measure the stability of economic growth in a country which can cause macroeconomic problems. Unstable inflation hurts people's welfare, so controlling inflation is important for a country. Forecasting is needed to monitor the movement of the future inflation rate. The method used in this study is the average based fuzzy time series Markov chain because the method can obtain the appropriate interval value and can get a good forecast accuracy value. Another advantage of the average based fuzzy time series Markov chain method is that it does not require assumptions compared to the parametric forecasting method. Based on the results of the analysis, the application of the average based fuzzy time series Markov chain method resulted in a prediction of the inflation rate in Indonesia in June 2022 of 3.50% with a prediction error based on the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of 7.43%. These results indicate that the average based fuzzy time series Markov chain method provides an accuracy rate of 92.57%.

Keywords : *Average based fuzzy time series Markov chain*, Inflation Rate, MAPE, Forecasting.

PENDAHULUAN

Inflasi merupakan salah satu indikator untuk mengukur kestabilan pertumbuhan ekonomi disuatu negara. Tidak stabilnya laju inflasi dapat menimbulkan efek perekonomian bagi suatu negara yang dapat menyebabkan

masyarakat merasa kesulitan untuk memenuhi kebutuhan pokok yang terus meningkat. Oleh karena itu, akibat dari inflasi tersebut, pengeluaran masyarakat dalam memenuhi kebutuhan pokok untuk keluarga semakin meningkat (Mankiw, 2006). Salah satu penyebab utama inflasi adalah kelebihan penawaran uang dibandingkan yang diminta oleh masyarakat (Bank Indonesia, 2012). Karakteristik inflasi di Indonesia masih cenderung fluktuatif, terutama dipengaruhi oleh sisi penawaran terkait dengan gangguan produksi yang disebabkan oleh perubahan iklim, gagalnya musim panen, distribusi, dan kebijakan pemerintah. Oleh karena itu, inflasi harus dipantau dan dijaga stabilitasnya agar tidak berdampak negatif terhadap perekonomian (Pojaknas, 2014). Pentingnya pengendalian inflasi didasarkan pada pertimbangan bahwa inflasi yang tinggi dan tidak stabil memberikan dampak negatif kepada kondisi sosial ekonomi masyarakat. Sehingga peramalan inflasi di Indonesia sangat diperlukan untuk perencanaan atau rumusan kebijakan pemerintah (Bank Indonesia, 2022).

Peramalan diperlukan dalam proses pengambilan keputusan, karena dengan melakukan peramalan akan memberikan dasar dalam perencanaan dan pengambilan keputusan untuk meningkatkan keuntungan serta mencegah terjadinya kerugian (Rukhansa et al, 2016). Metode peramalan dibagi ke dalam dua kategori utama, yaitu metode kualitatif dan metode kuantitatif. Berdasarkan metode kualitatif, pendapat-pendapat para ahli akan menjadi pertimbangan dalam pengambilan keputusan sebagai hasil dari peramalan yang telah dilakukan, sedangkan metode peramalan yang digunakan secara kuantitatif yaitu metode peramalan melalui analisis suatu variabel yang akan diperkirakan dengan variabel waktu atau hubungan data deret waktu. Berdasarkan hal tersebut metode kuantitatif lebih efektif dibandingkan dengan metode kualitatif karena menggunakan data pada masa lalu (Makridakis et al, 1999). Metode untuk peramalan telah berkembang antara lain regresi, *time series* dan *artificial Intelligence*. Konsep *artificial Intelligence* terbagi menjadi beberapa metode yaitu *fuzzy time series*, *neural network* dan *genetic Algorithm* (Kurniawan, 2009).

Metode *average based fuzzy time series Markov chain* merupakan salah satu pengembangan metode *average based fuzzy time series* dengan menambahkan konsep *markov chain*. Tujuan dari pengembangannya yaitu untuk mendapatkan probabilitas terbesar menggunakan matriks probabilitas transisi agar diperoleh nilai akurasi yang lebih baik dibandingkan metode *average based fuzzy time series*. Rantai Markov dapat diinduksikan kedalam tahapan *defuzifikasi* dalam metode *fuzzy time series*. *Defuzifikasi* merupakan tahapan perhitungan peramalan *fuzzy time series* berdasarkan pada *Fuzzy Logical Relationship Groups* (FLRG). FLRG dari *fuzzy time series* berlaku hubungan antara dua *state* yang disebut dengan *current state* dan *next state*. *Current state* merupakan nilai yang akan dihitung sebagai nilai peramalan (nilai saat ini). Sedangkan *next state* merupakan data yang digunakan

sebagai syarat untuk memperoleh nilai pada *current state*. Karena itu hubungan antara *current state* dan *next state* dalam FLRG dapat dianggap sebagai proses bersyarat yang sejalan dengan prinsip dasar dari metode rantai Markov (Noh et al., 2015). Rantai markov merupakan sebuah proses stokastik, dimana kejadian pada masa mendatang hanya bergantung pada kejadian hari ini dan tidak bergantung pada keadaan masa lampau. Rantai markov juga terdefinisi oleh matriks peluang transisi yang memuat informasi yang mengatur perpindahan sistem dari suatu *state* ke *state* lainnya (Langi, 2018).

Penelitian terdahulu terkait metode *average based fuzzy time series Markov chain* pernah dilakukan oleh Al-kadry (2022). Berdasarkan hasil perhitungan keakuratan peramalan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) diperoleh akurasi model *fuzzy time series Cheng* yang dimodifikasi dengan penentuan interval berbasis rata-rata untuk peramalan berdasarkan *current state* dan *next state* masing-masing sebesar 11.58% dan 5.78%. Selanjutnya model *fuzzy time series Cheng* Dimodifikasi dengan penentuan interval menggunakan persamaan Sturges menghasilkan nilai MAPE sebesar 9.61% dan *fuzzy time series Cheng* sebesar 7.54%. Penelitian lain yang relevan pernah dilakukan oleh Ekananta, dkk (2018) tentang penerapan metode *average based fuzzy time series* untuk prediksi konsumsi listrik di Indonesia yang menghasilkan MAPE sebesar 14.27%. Hasil tersebut termasuk kriteria baik karena termasuk kategori MAPE berkisar antara 10%-20%. Berikutnya penelitian Syafrida (2021), hasil perhitungan metode fuzzy time series markov chain pada Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) diperoleh nilai MAPE sebesar 4.236151% yang berarti tingkat akurasi mencapai 95.76% dari data aktual. Berdasarkan beberapa uraian di atas, Peneliti tertarik untuk menerapkan metode *average based fuzzy time series Markov chain* pada data laju inflasi di Indonesia.

METODE

1. Sumber Data

Data yang digunakan adalah data yang diperoleh secara online melalui website resmi Bank Indonesia (www.bi.go.id). Data tersebut adalah data bulanan laju inflasi di Indonesia dari bulan Januari 2010 sampai Mei 2022 sebanyak 149 pengamatan. Struktur data disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Struktur data penelitian

Waktu	Y
Januari 2010	Y ₁
Februari 2010	Y ₂
Maret 2010	Y ₃
⋮	⋮

November 2021

Y₁₄₃

Mei 2022

Y₁₄₉

2. Langkah-langkah Penelitian

langkah-langkah peramalan menggunakan metode *average based fuzzy time series Markov chain* sebagai berikut:

a. Mendefinisikan himpunan semesta U dari data historis

Himpunan semesta U diperoleh dengan menentukan terlebih dahulu D_{max} (nilai terbesar), D_{min} (nilai terkecil) dan D_1 dan D_2 adalah bilangan positif yang sesuai. Selanjutnya dapat didefinisikan semesta pembicaraan U dengan persamaan sebagai berikut :

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

b. Pembentukan *average based*

Pembentukan *average based* dilakukan dengan menghitung keseluruhan selisih nilai absolute antara A_{i+1} dan A_i ($i = 1, \dots, n - 1$) sehingga didapatkan rata-rata dari selisih nilai *absolute* :

$$Mean = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} |D_t - D_{t-1}|}{n-1} \quad (2)$$

dimana D_t dan D_{t-1} adalah data ke t dan data ke $t-1$ serta n adalah banyaknya pengamatan. Selanjutnya dihitung panjang interval (ℓ) dengan persamaan :

$$\ell = \frac{Mean}{2} \quad (3)$$

hasil panjang interval kemudian dibulatkan sesuai panjang jangkauan dan basis intervalnya yang disajikan pada tabel 2.

Tabel 2. Struktur data penelitian

<i>Range</i>	<i>Base</i>
0,1-1,0	0,1
1,0-10	1,0
11-100	10
101-1000	100
1001-10000	1000

c. Menentukan jumlah interval

Jumlah interval *fuzzy* dapat dihitung dengan persamaan (Tsaur,2012):

$$m = \frac{[(D_{max} + D_2 - D_{min} - D_1)]}{\ell} \quad (4)$$

kemudian himpunan semesta U dipartisi menjadi interval n dan panjang interval I , dengan setiap interval dapat diperoleh sesuai persamaan berikut:

$$\begin{aligned} u_1 &= [D_{min} - D_1, D_{min} - D_1 + I] \\ u_2 &= [D_{min} - D_1 + I + D_{min} - D_1 + 2I] \\ &\dots \\ u_n &= [D_{min} - D_1 + (n - 1)I, D_{min} - D_1 + nI] \end{aligned} \quad (5)$$

d. Mendefinisikan himpunan fuzzy pada semesta pembicaraan U

Tahap ini dilakukan dengan menentukan kelas dari objek-objek dengan rangkaian tingkatan keanggotaan. Pendefinisian himpunan *fuzzy* dilakukan untuk mengetahui nilai keanggotaan pada setiap himpunan *fuzzy* dengan rumus:

$$A = \frac{f_A(u_1)}{u_1} + \frac{f_A(u_2)}{u_2} + \dots + \frac{f_A(u_n)}{u_n} \quad (6)$$

Himpunan A adalah himpunan *fuzzy* dan u_1 merupakan anggota himpunan *fuzzy* ke i . Himpunan *fuzzy* A_1 menyatakan variabel *linguistic* $1 \leq i \leq n$ dengan nilai keanggotaan yang disederhanakan diantara nilai 0, 0,5 dan 1 (Tsaur,2012) dengan persamaan :

$$\mu_{ij} = \begin{cases} 1 & ; i = j \\ 0,5 & ; j = i - 1 \text{ atau } i = j - 1 \\ 0 & ; \text{lainnya} \end{cases} \quad (7)$$

e. Fuzzifikasi data historis

Tahap fuzzifikasi bertujuan mengubah variabel numerik menjadi variabel linguistik menggunakan nilai keanggotaan dalam basis himpunan *fuzzy* dengan mengelompokkan data kedalam himpunan fuzzy A_i sesuai interval yang telah diperoleh, supaya dapat ditentukan derajat keanggotaan dari setiap himpunan fuzzy ($1 < i < n$).

f. Membentuk Fuzzy Logical Relation (FLR) kemudian membentuk Fuzzy Logical Relation Group (FLRG)

FLR bertujuan Untuk mengurutkan hubungan antar setiap urutan data terhadap data berikutnya. Sedangkan FLRG bertujuan untuk untuk mengeliminasi FLR yang berulang dengan menggabungkan FLR dari sisi kiri menjadi satu kelompok.

g. Menghitung nilai matriks probabilitas

Menghitung nilai matriks probabilitas transisi pada langkah sebelumnya menggunakan FLRG. Matriks probabilitas transisi Markov berdimensi $p \times p$, dengan p adalah jumlah keseluruhan dari himpunan fuzzy. Sehingga probabilitas transisi state dapat dirumuskan (Tsaur,2012) :

$$P_{ij} = \frac{r_{ij}}{r_i} \quad (8)$$

dengan P_{ij} merupakan probabilitas transisi dari *state* A_i ke A_j , r_{ij} merupakan jumlah transisi *state* A_i ke A_j dan r_i merupakan jumlah data pada A_i . Matriks pembobot transisi P adalah sebagai berikut :

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \cdots & P_{1n} \\ \vdots & \cdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & \cdots & \cdots & P_{nn} \end{bmatrix} \quad (9)$$

h. Peramalan awal

Peramalan awal (F_t) dengan $t = 1, 2, 3, \dots, n$ dapat ditentukan dengan menggunakan beberapa aturan sebagai berikut (Tsaur, 2012) :

Aturan 1. Apabila terdapat FLRG dari himpunan *fuzzy* A_i yaitu himpunan kosong $A_i \rightarrow \emptyset$ dengan periode data $(t - 1)$ pada A_i , maka hasil peramalan F_t adalah $m_{i(t-1)}$ nilai tengah interval u_i yang berada pada FLRG data $t - 1$.

Aturan 2. Apabila terdapat FLRG dari himpunan *fuzzy* A_i adalah satu-satu $A_i \rightarrow A_p$, dengan $P_{ip} = 1$ dan $P_{ij} = 0, j \neq p$, maka $Y_{(t-1)}$ dari periode data $(t - 1)$ pada *state* A_i , maka hasil peramalan F_t adalah $m_{p(t-1)}$, dimana $m_{p(t-1)}$ nilai tengah interval u_p dari FLRG.

Aturan 3. Apabila terdapat FLRG dari himpunan *fuzzy* A_i adalah suku banyak $A_j \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_q$ dengan periode data $(t - 1)$ pada A_i , hasil peramalan F_t adalah: $F_t = m_{i(t-1)}P_{j1} + m_{i(t-1)}P_{j2} + \cdots + m_{i-1(t-1)}P_{j-1(j-1)} + Y_{(t-1)}P_{jj} + m_{i+1(t-1)}P_{j(j+1)} + \cdots + m_{q(t-1)}P_{jq}$. Dimana m_{i-1}, m_{j+1} adalah nilai tengah u_{j-1} dan F_t adalah nilai dari *state* A_i pada waktu $(t - 1)$.

i. Nilai kecenderungan peramalan

Nilai kecenderungan peramalan dilakukan untuk memperbaiki error atau memperkecil kesalahan peramalan. Beberapa penyesuaian untuk meninjau kembali kesalahan peramalan dengan aturan sebagai berikut (Tsaur, 2012):

Aturan 1. Apabila terdapat *state* A_i masih berkomunikasi dengan A_i , diawali *state* A_i dengan periode data $(t - 1)$ pada $F_{t-1} = A_i$, serta dapat membentuk transisi naik ke *state* A_j dengan periode t yang mana $i < j$. Sehingga nilai kecenderungan D_t dapat ditulis:

$$D_{t1} = \frac{l}{2} \quad (10)$$

dengan l merupakan panjang interval.

Aturan 2. Apabila terdapat *state* A_i masih berkomunikasi dengan A_i , diawali *state* A_i dengan periode data $(t - 1)$ pada $F_{t-1} = A_i$, serta dapat membentuk transisi

menurun ke *state* A_j dengan periode t yang mana $i < j$. Sehingga nilai kecenderungan D_t dapat ditulis:

$$D_{t1} = -\frac{l}{2} \quad (11)$$

Aturan 3. Apabila terdapat *state* A_i masih berkomunikasi dengan A_i dengan periode data $(t - 1)$ pada $F_{t-1} = A_i$ serta dapat membentuk transisi melompat maju ke *state* A_{i+s} dengan periode t yang mana $i \leq s \leq p - i$. Sehingga nilai kecenderungan D_t dapat ditulis:

$$D_{t1} = \left(\frac{l}{2}\right) s \quad (12)$$

dengan s merupakan jumlah lompatan maju.

Aturan 4. Apabila terdapat *state* A_i masih berkomunikasi dengan A_i dengan periode data $(t - 1)$ pada $F_{t-1} = A_i$ serta dapat membentuk transisi melompat mundur ke *state* A_{i+v} dengan periode t yang mana $i \leq v \leq i$. Sehingga nilai kecenderungan D_t dapat ditulis:

$$D_{t1} = -\left(\frac{l}{2}\right) s \quad (13)$$

dengan l merupakan jumlah lompatan mundur

j. Peramalan akhir

Membuat hasil peramalan akhir dari kecenderungan nilai peramalan yang telah disesuaikan. FLR yang dari himpunan *fuzzy* A_i adalah suku banyak dan *state* A_{i+1} yang diperoleh dari A_i yang mana *state* A_i berkaitan langsung dengan A_i maka perhitungan ramalannya (Tsaour,2012):

$$F'_{(t)} = F_t + D_{t1} + D_{t2} = F_t + \frac{l}{2} + \frac{l}{2} \quad (14)$$

Apabila terdapat FLR dari himpunan *fuzzy* A_i adalah suku banyak dan *state* A_{i+1} yang diperoleh dari A_i yang mana *state* A_i tidak berkaitan dengan A_i maka perhitungan ramalannya:

$$F'_{(t)} = F_t + D_{t2} = F_t + \frac{l}{2} \quad (15)$$

Apabila terdapat FLR dari himpunan *fuzzy* A_i adalah suku banyak dan *state* (A_{i-2}) yang diperoleh dari A_i yang mana *state* A_i tidak berkaitan dengan A_i maka perhitungan ramalannya:

$$F'_{(t)} = F_t + D_{t2} = F_t - \frac{l}{2} \times 2 = F_t - l \quad (16)$$

Saat b merupakan suatu lompatan, maka rumus dari F'_t yaitu:

$$F'_{(t)} = F_t \pm D_{t1} \pm D_{t2} = F_t \pm \frac{l}{2} \pm \frac{l}{2} v \quad (17)$$

k. Pengukuran kesalahan peramalan Kesalahan peramalan

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan ukuran seberapa baik kinerja suatu model peramalan yang digunakan dengan membandingkan nilai hasil peramalan dari model tersebut dengan data aslinya. Nilai MAPE diperoleh berdasarkan persamaan berikut :

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

dengan A_t adalah nilai sesungguhnya, F_t adalah nilai hasil peramalan dan n adalah banyaknya observasi. Semakin kecil nilai MAPE, semakin baik pula suatu model. Skala untuk menilai akurasi suatu model berdasarkan nilai MAPE dikembangkan oleh Lewis (1982) ang ditunjukkan pada Tabel 3.

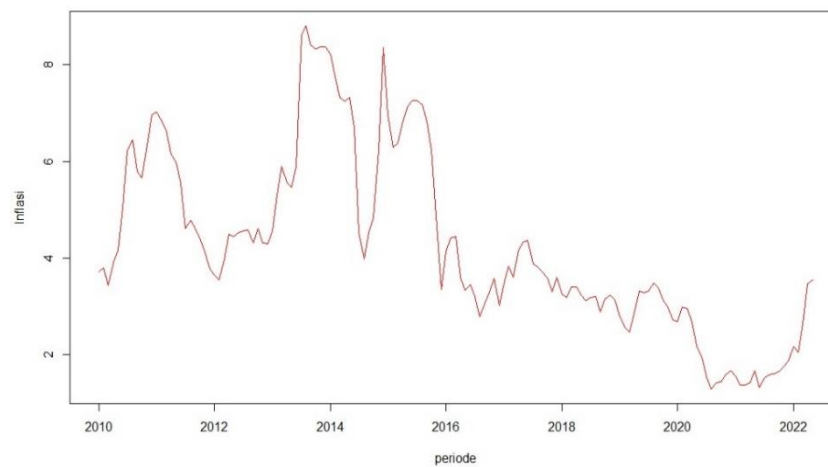
Tabel 3. Kriteria Nilai MAPE

MAPE	Akurasi
< 10%	Sangat Baik
11-20%	Baik
21-50%	Cukup Baik
>51	Buruk

HASIL DAN PEMBAHASAN

Laju Inflasi di Indonesia dari bulan Januari 2010 sampai dengan Mei 2022 yang tercatat sebanyak 149 pengamatan cenderung memiliki pola data yang fluktuatif. Nilai inflasi terkecil sebesar 1.3% pada bulan Agustus 2020 dan nilai terbesarnya yaitu 8.8% pada bulan Agustus 2013. Rata-rata nilai penutupannya inflasi sebesar 4.27% per bulan dengan standar deviasi sebesar 1.91%. Data laju inflas di Indonesia disajikan pada Grafik 1.

Grafik 1 :
Grafik laju Inflasi di Indonesia



Berdasarkan Grafik 1 di atas dapat diketahui juga bahwa nilai penutupan Inflasi tiap bulan tidak selalu mengalami kenaikan. Ada kalanya nilai penutupan Inflasi dari periode ke- t ke periode ke- $t+1$ mengalami penurunan. Misalnya adalah pada akhir bulan Desember 2014 tercatat nilai Inflasi adalah sebanyak 8.36%. Pada saat memasuki bulan Januari 2015, nilai penutupan Inflasi menjadi sebesar 6.96% atau menurun sebanyak 1.4%.

Langkah-langkah perhitungan peramalan inflasi menggunakan metode *average based fuzzy time series markov chain* adalah sebagai berikut:

1. Mendefinisikan himpunan semesta U dari data historis

Berdasarkan data Inflasi di Indonesia dari Januari 2010 sampai dengan Mei 2022 diperoleh informasi data minimum ($D_{min} = 1.3$) dan nilai maksimum ($D_{max} = 8.8$). Selanjutnya menentukan nilai D_1 dan D_2 yang merupakan bilangan positif acak yang sesuai. Nilai yang digunakan adalah $D_1 = 0$ dan $D_2 = 0$. Berdasarkan informasi tersebut semesta pembicaraan U diperoleh dengan persamaan berikut:

$$\begin{aligned} U &= [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2] \\ &= [1.3 - 0, 8.8 + 0] \\ &= [1.3; 8.8] \end{aligned}$$

2. Membentuk interval dengan menghitung jumlah partisi setiap interval menggunakan metode *average based*

Pembentukan *average based* dilakukan dengan menghitung Menghitung keseluruhan selisih nilai absolute antara A_{i+1} dan $A_i (i = 1, \dots, n - 1)$ sehingga didapatkan rata-rata dari selisih nilai *absolute*:

$$\text{Mean} = \frac{\sum_{i=1}^n |D_t - D_{t-1}|}{n - 1}$$

$$\text{Mean} = \frac{49.28}{148} = 0.33$$

Selanjutnya menghitung setengah dari rata-rata selisih nilai *absolute* yang telah didapatkan pada langkah pertama menjadi panjang interval dengan rumus:

$$\ell = \frac{\text{Mean}}{2}$$

$$\ell = \frac{0,34}{2} = 0.16$$

Berdasarkan Tabel (1) maka panjang jangkauan dan basis interval yang digunakan adalah 0.1, kemudian dari 0.16 dapat dibulatkan sesuai dengan jangkauan basis interval, sehingga didapatkan panjang interval (l) yaitu 0.2. Selanjutnya jumlah interval sesuai basis intervalnya dapat ditentukan dengan perhitungan berikut :

$$m = \frac{D_{max} + d_2 - D_{min} + d_1}{l}$$

$$m = \frac{8.8-1.3}{0.2} = 37.5$$

Panjang interval yang didapat sebanyak 37.5 dan dibulatkan menjadi 38, interval tersebut disajikan pada Tabel 4

Tabel 4. Panjang interval berdasarkan metode *average based*

Himpunan Semesta U			
Interval	Batas Bawah	Batas Atas	Nilai Tengah
U_1	1,3	1,5	1,4
U_2	1,5	1,7	1,6
U_3	1,7	1,9	1,8
\vdots	\vdots	\boxtimes	\boxtimes
U_{38}	8,7	8,9	8,8

3. Menentukan himpunan *fuzzy* pada semesta pembicaraan U

Berdasarkan jumlah interval yang diperoleh, maka interval yang digunakan untuk menentukan himpunan *fuzzy* terhadap A_i adalah 38 interval yaitu $u_1, u_2, u_3, \dots, u_{38}$. Dimana nilai keanggotaan himpunan *fuzzy* A_i berada diantara 0, 0,5, dan 1 sesuai dengan persamaan pada perhitungan himpunan *fuzzy*. Berikut pendefinisian derajat keanggotaan himpunan *fuzzy* terhadap yang terbentuk.

$$A_1 = \{1/u_1 + 0,5/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + \dots + 0/u_{38}\}$$

$$A_2 = \{0,5/u_1 + 1/u_2 + 0,5/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + \dots + 0/u_{38}\}$$

⋮

$$A_{38} = \{0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + \dots + 1/u_{38}\}$$

4. Melakukan fuzzifikasi pada data historis

Tahap ini bertujuan untuk mengubah data Inflasi ke dalam bentuk nilai *linguistic* yang merupakan bentuk interval. Misalnya data bulan Januari 2010 ($t = 1$) sebesar 3.72 masuk dalam interval $U_{13} = [3.7; 3.9]$. Setelah menentukan data tersebut masuk ke dalam interval U_{13} , maka data tersebut fuzzifikasi kedalam A_{13} . Hasil fuzzifikasi data Inflasi dapat dilihat pada Tabel 5 berikut:

Tabel 5. Fuzzifikasi data historis

t	Inflasi	Fuzzyfikasi
1	3.72	A_{13}
2	3.81	A_{13}
3	3.41	A_{11}
⋮	⋮	⋮
149	3.55	A_{12}

5. Menentukan *Fuzzy Logical Relationship (FLR)* dan *Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG)*

Setelah mendapatkan nilai fuzzifikasi pada tabel 4, maka dapat menentukan FRL yang bertujuan untuk menghubungkan antara setiap urutan data terhadap data berikutnya dalam bentuk himpunan *fuzzy*. Misalnya data ke-1 yaitu A_{13} dan data ke-2 yaitu A_{13} , maka FLR yang didapatkan yaitu $A_{13} \rightarrow A_{13}$. FLR yang diperoleh berdasarkan fuzzifikasi disajikan dalam tabel 5 berikut:

Tabel 6. *Fuzzy Logical Relationship (FLR)*

Urutan Data	FLR
1-2	$A_{13} \rightarrow A_{13}$
2-3	$A_{13} \rightarrow A_{11}$
3-4	$A_{11} \rightarrow A_{14}$
⋮	⋮
148-149	$A_{11} \rightarrow A_{12}$

Berdasarkan hasil FLR selanjutnya menentukan FLRG yang bertujuan untuk mengelompokkan FLR yang berulang dan menggabungkan nilai FLR dari sisi kiri menjadi satu kelompok. Hasil FLRG disajikan pada Tabel 7:



Tabel 7. Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG)

<i>Current State</i>	<i>Next State</i>
A_1	$(4A_1)(3A_2)$
A_2	$(3A_1) (5A_2) (1A_3)$
A_3	$(A_4) (A_5)$
\vdots	\vdots
A_{38}	$((A_{15}))$

6. Menentukan Matriks Probabilitas Transisi Markov

Transisi Markov bertujuan untuk menghitung nilai FLRG berdasarkan nilai perpindahan setiap *state*, kemudian FLRG yang didapatkan selanjutnya digunakan untuk membentuk proses transisi peramalan yang menggambarkan hubungan antara satu *state* dengan *state* lainnya. Pada penelitian ini dibentuk matriks probabilitas transisi Markov berorde 38×38 yang setiap elemennya dihitung dengan persamaan probabilitas transisi state. Misalnya $A_i \rightarrow A_j$ dengan $i = 1$ dan $j = 1,2$ maka *state* A_1 bertransisi ke *state* lainnya sebanyak 7 kali yaitu A_1 sebanyak 4 kali, *state* A_2 sebanyak 3 kali, sehingga $P_{1;1} = 4/7$, dan $P_{1;2} = 3/7$. Berikut matriks transisi markov yang diperoleh disajikan dalam Tabel 8 berikut:

Tabel 8. Transisi Markov

p	j															
	1	2	3	...	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	...	38
i 1	4/7	3/7	-	-	-	-	-	-	...	-	-	-	-	-	...	38
2	3/9	5/9	1/9	-	-	-	-	-	...	-	-	-	-	-	...	38
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	...	\vdots
11	-	-	-	-	-	3/13	4/13	4/13	0	1/13	1/13	3/13	4/13	-	...	-
12	-	-	-	-	1/9	1/9	3/9	1/9	1/9	1/9	1/9	1/9	1/9	3/9	...	-
13	-	-	-	-	-	-	1/6	3/6	2/6	-	-	-	-	-	...	-
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	...	-
37	-	-	-	-	-	-	-	-	...	-	1/1	-	-	-	...	-
38	-	-	-	-	-	-	-	-	...	-	-	-	-	-	...	1/1

7. Menghitung hasil peramalan awal

Peramalan awal dihasilkan berdasarkan FLR, FLRG, dan matriks probabilitas transisi yang telah diperoleh. Perhitungan peramalan didapatkan dari data historis sebelumnya, maka peramalan dimulai dari bulan Februari 2010 yaitu data ke-2. Sebagai contoh untuk bulan Februari 2010 ($t = 2$) data yang dilihat adalah data bulan sebelumnya yaitu bulan Januari 2010 ($t = 1$) dimana *state* bertransisi dari A_{13} ke A_{11} , maka perhitungan peramalannya adalah sebagai berikut:

$$F(150) = m_{11}P_{13;11} + Y(t - 1)P_{13;13} + m_{12}P_{13;12} = 3.72$$

Menggunakan cara yang sama untuk perhitungan peramalan awal yang belum disesuaikan. Berikut hasil peramalan awal yang belum disesuaikan disajikan dalam Tabel 9:

Tabel 9. Hasil Peramalan yang belum disesuaikan

BulanTahun	Data Aktual	Hasil Peramalan Awal
Januari/2010	3.72	*
Februari/2010	3.81	3.72
Maret/2010	3.43	3.64
⋮	⋮	⋮
Mei/2022	3.55	3,49

8. Menyelesaikan kecenderungan nilai peramalan

Metode *average based fuzzy time series markov chain* mempunyai langkah penyesuaian kecenderungan nilai peramalan sebagai tahapan untuk mengurangi besarnya penyimpangan hasil peramalan. Penyesuaian kecenderungan nilai peramalan dilakukan pada setiap hubungan antar *current state* dan *next state* dari FLR. Sebagai contoh perhitungan nilai penyesuaian untuk bulan Februari 2010 dan Maret 2010, *current state* dan *next state* adalah $A_{13} \rightarrow A_{13}$ dan $A_{11} \rightarrow A_{13}$.

$$D_{(Februari\ 2010)} = \frac{l}{2} \times s = \frac{0.2}{2} \times 0 = 0$$

$$D_{(Maret\ 2010)} = \frac{l}{2} \times s = \frac{0.2}{2} \times 2 = 0,2$$

Proses yang sama dilakukan hingga data historis ke 148. Nilai hasil penyesuaian ditunjukkan pada Tabel 10 berikut:

Tabel 10 Nilai Penyesuaian Kecenderungan Hasil Peramalan State A_i ke A_j

BulanTahun	Current State	Next State	Nilai Penyesuaian
Januari/2010	13	11	0
Februari/2010	13	11	0.2
Maret/2010	11	14	-0.3
⋮	⋮	⋮	⋮
Mei/2022	5	5	0.0

9. Menentukan hasil peramalan akhir.

Setelah memperoleh nilai penyesuaian, selanjutnya ditentukan hasil peramalan akhir. Hasil peramalan akhir merupakan hasil peramalan yang telah disesuaikan yaitu hasil peramalan awal yang telah dijumlahkan dengan nilai

penyesuaian yang ada. Untuk perhitungan nilai penyesuaian yang disesuaikan mengikuti aturan yang sudah ada pada persamaan nilai peramalan akhir. Sebagai contoh perhitungan untuk nilai peramalan yang telah disesuaikan adalah sebagai berikut:

- a. Misal pada D_t (Februari 2010) yang memiliki nilai penyesuaian sebesar 0 dan nilai peramalan awal sebesar 3.60 sehingga
 $F'(1) = (1) + D_t$ (Februari 2010) = 3.72 + 0 = 3.72
- b. Misal pada D_t (Maret 2010) yang memiliki nilai penyesuaian sebesar 0.2 dan nilai peramalan awal sebesar 3.64 sehingga
 $F'(2) = (2) + D_t$ (Maret 2010) = 3.64 + 0.2 = 3.84

Berikut adalah hasil peramalan akhir metode *average based fuzzy time series markov chain* yang disajikan pada tabel 11.

Tabel 11. Hasil Peramalan Setelah Disesuaikan

BulanTahun	Data Aktual	Hasil Peramalan Awal F(t)	Nilai Penyesuaian	Hasil Peramalan Akhir F(t)
Januari/2010	3.72	*	*	*
Februari/2010	3.81	3.60	0	3.85
Maret/2010	3.43	3.64	0.2	3.84
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Mei/2022	3.55	3.03	-1.0	2.93

Bersarkan hasil peramalan akhir setelah disesuaikan untuk memperoleh peramalan bulan berikutnya berdasarkan Aturan 3 pada persamaan nilai kecenderungan, yaitu bulan Juni 2022 dengan jumlah data aktual sebanyak 149, $\ell = 0.5$, didapatkan transisi berada di A_{12} maka berdasarkan Aturan 3 pada persamaan nilai kecenderungan hasil peramalan sebesar 3.03%. Berikut perhitungan bulan Juni 2022:

$$\begin{aligned}
 F(150) &= m_9 P_{13;9} + Y(t-1) P_{13;13} + m_{10} P_{13;10} + m_{11} P_{13;11} + m_{12} P_{13;12} \\
 &\quad + m_{14} P_{13;14} + m_{15} P_{13;14} + m_{16} P_{13;16} + m_{17} P_{13;17} + m_{18} P_{13;18} \\
 &= (3.2) \left(\frac{1}{9}\right) + (3.55) \left(\frac{1}{9}\right) + (3.4) \left(\frac{3}{9}\right) + (3.6) \left(\frac{1}{9}\right) + (3.8) \left(\frac{1}{9}\right) \\
 &\quad + (4) \left(\frac{1}{9}\right) + (4.2) \left(\frac{1}{9}\right) + (4.4) \left(\frac{1}{9}\right) + (4.6) \left(\frac{1}{9}\right) + (4.8) \left(\frac{1}{9}\right) = 3.03
 \end{aligned}$$

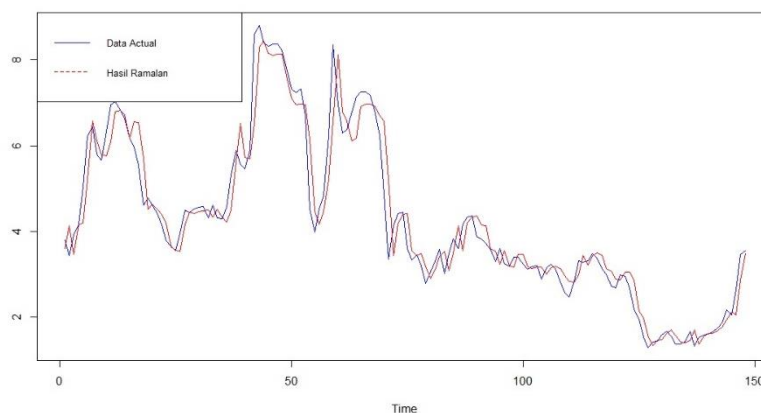
10. Menghitung nilai MAPE (Mean Absolute Percentage Error)

Evaluasi akurasi model *average based fuzzy time series markov chain* pada data inflasi di Indonesia dilakukan dengan nilai MAPE. Nilai MAPE dihasilkan dengan menghitung persamaan berikut:

$$MAPE = \frac{11}{148} \times 100\% = 7.43\%$$

Berdasarkan perhitungan diperoleh nilai MAPE sebesar 7.33% yang berarti tingkat akurasi mencapai 92.57% dari data aktual. Berdasarkan keakuratan MAPE, maka peramalan menggunakan metode *average based fuzzy time series markov chain* memenuhi kriteria hasil peramalan yang berakurasi tinggi (*Highly Accurate*). Visualisasi grafik perbandingan antara data aktual dengan hasil peramalan akhir menggunakan metode *average based fuzzy time series Markov chain* disajikan pada Grafik 2.

Grafik 2 :
Grafik Data aktual dan data peramalan laju inflasi di Indonesia



Berdasarkan gambar 2, dapat diketahui bahwa pola data peramalan dari laju inflasi yang dihasilkan hampir sama dengan pola data aktual atau data nilai laju inflasi yang sesungguhnya. Meskipun besar nilai yang dihasilkan tidak sama keseluruhan dengan nilai data aktual, tetapi pola nilai peramalan akhir dari metode *average based fuzzy time series markov chain* mengikuti pola dari data aktual.

KESIMPULAN

Berdasarkan uraian hasil dan pembahasan yang sudah dijelaskan, dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Hasil peramalan laju Inflasi di Indonesia dengan menggunakan metode *average based fuzzy time series markov chain* mendapatkan nilai prediksi pada Juni 2022 sebesar 3.03%.
2. Metode *average based fuzzy time series markov chain* memperoleh nilai MAPE sebesar 7.45% yang berarti tingkat akurasi mencapai 92.55%. Berdasarkan tingkat kesalahan MAPE, maka peramalan menggunakan metode *average based fuzzy time series markov chain* memenuhi kriteria hasil peramalan yang berakurasi tinggi (*highly accurate*) karena nilai MAPE < 10%.

DAFTAR PUSTAKA

- Al-Kadry, Indi Ria. 2022. Peramalan Inflasi Di Indonesia Dengan Metode *Fuzzy Time Series Cheng* Dengan Dimodifikasi. Skripsi. Universitas Hassanudin. Makassar.
- Bank Indonesia. 2022. Laporan Inflasi. <https://www.bi.go.id/id/fungsi-utama/moneter/inflasi/Default.aspx>
- Bank Indonesia (Central Bank of Indonesia). 2012. Koordinasi Pengendalian Inflasi (*Coordination of Inflation Control*), dated 18th February 2018, can be downloaded from <http://www.bi.go.id/id/moneter/koordinasi-pengendalian-inflasi/Contents/Default.aspx>
- Ekananta, Y., Muflikhah, L., & Dewi, C. 2018. Penerapan Metode *Average-Based Fuzzy Time Series Untuk Prediksi Konsumsi Energi Listrik*. Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN: 2548-964X. Vol. 2, No. 3, Maret 2018, hlm. 1283-1289
- Kurniawan, R. 2009. Metode " Automatic Clustering - Fuzzy Logical Relationships " Untuk Peramalan Data Univariate. Thesis. Institut Teknologi Sepuluh November.
- Langi, Yohanes, et al. 2018. Analisis Rantai Markov Untuk Memprediksi Perpindahan Konsumen Maskapai Penerbangan Rute Manado-Jakarta. Jurnal Ilmiah Sains. 18. 75. 10.35799/jis.18.2.2018.20495.
- Mankiw, G. N. 2006. *Principles of Economics: Pengantar Ekonomi Makro (Ed.3)*. Jakarta: Salemba Empat.
- Noh, Junaidi, dkk. 2015. *Model Average Based FTS Makrov Chain Untuk Peramalan Penggunaan Bandwith Jaringan Komputer*. Jurnal EECCIS Vol 9.
- POJAKNAS. 2014. Buku Petunjuk TPID. Maret. Jakarta.
- Rukhansah, N., Muslim, M. A., & Arifudin, R. 2015. *Fuzzy time series Markov Chain Dalam Meramalkan Harga Saham*. Seminar Nasional Ilmu Komputer (Snik 2015). Semarang Vol. 10, pp. 309-321.
- Syafrida, Irza Mahya. 2021. Peramalan Indeks Saham Syariah Indonesia (Issi) Dengan Menggunakan Metode Fuzzy Time Series_Markov Chain. Tugas Akhir Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam. Universitas Muhammadiyah Semarang.
- Syavira, Al Adhawiyah. 2021. *Perbandingan Tingkat Akurasi Metode Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain Dan Algoritma Novel Fuzzy Time Series (Studi Kasus: Harga Beras di Tingkat Perdagangan Besar Indonesia)*. Tugas



Akhir Fakultas Sains Dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

Spyros Makridakis, Dkk.1999. *Metode Dan Aplikasi Peramalan (2)*. Jakarta: Erlangga.

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), 4931-4942.