

PERBANDINGAN PERAMALAN MENGGUNAKAN *DOUBLE EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT* DAN *FUZZY TIME SERIES MARKOV CHAIN* UNTUK DATA INFLASI INDONESIA

Ica Rahma Kurniawati^{1*}, Suparti², Deby Fakhriyana³

^{1,2,3} Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro

*e-mail: icarahma16@gmail.com

DOI: 10.14710/j.gauss.15.1.224-233

Article Info:

Received: 2024-08-17

Accepted: 2025-12-30

Available Online: 2026-08-12

Keywords:

Inflation, Forecasting, Double Exponential Smoothing, Fuzzy Time Series Markov Chain, MAE, MAPE

Abstract: Inflation is one measure of a country's economic condition. The inflation rate in Indonesia had decreased to 1.33% in June 2021 when the Covid-19 pandemic was hitting. Forecast of the inflation rate is needed for monitoring economic condition. The Double Exponential Smoothing Holt method can be used on data that contains trend elements and uses two smoothing parameters in the analysis, while the Fuzzy Time method Series Markov Chain is a development of the Fuzzy Time Series method with the Markov chain concept which does not have any conditions in its analysis. The results of forecasting analysis from the Double Exponential Smoothing Holt method obtained an MAE value of 0.35957, while from the Fuzzy Time Series Markov Chain method obtained an MAE value of 0.22462. Thus, the Fuzzy Time Series Markov Chain model is a better model in forecasting than the Double Exponential Smoothing Holt method. That model is reused to analyze forecasting and get a MAPE value of 8.79% which means that the Fuzzy Time Series Markov Chain model predicts Indonesia's inflation data very well.

1. PENDAHULUAN

Inflasi diartikan sebagai harga-harga yang cenderung mengalami kenaikan secara terus-menerus pada umumnya dalam jangka waktu tertentu. Apabila kenaikan harga suatu barang atau beberapa barang dapat memberikan dampak yang luas dan signifikan serta mengakibatkan kenaikan harga barang-barang lainnya, maka hal tersebut bisa dikatakan sebagai inflasi (Boediono, 1999). Banyak negara di dunia merasakan dampak ekonomi yang cukup sulit akibat pandemi covid-19. Mari Pangestu (2021) selaku *the World Bank Managing Director of Development Policy and Partnerships*, menyebutkan bahwa ekonomi dunia mengalami kontraksi minus hingga empat persen. Sedangkan di Indonesia, pandemi covid-19 berdampak pada perekonomian Indonesia seperti banyaknya pemutusan hubungan kerja, jumlah wisatawan lokal maupun mancanegara yang berkurang drastis, perusahaan yang mengalami kerugian dan gulung tikar, sektor penerbangan yang kehilangan pendapatan, dan masih banyak lagi masalah ekonomi dari pandemi.

Oleh karena itu, pemerintah Indonesia perlu melakukan estimasi peramalan sebagai langkah awal untuk memperkirakan kondisi serta pengaruh perekonomian Indonesia di masa depan. Peramalan memiliki banyak sekali metode di antaranya metode *Double Exponential Smoothing Holt* dan *Fuzzy Time Series Markov Chain*. Metode *Double Exponential Smoothing* (DES) *Holt* merupakan metode penghalusan eksponensial ganda dengan dua parameter. Dalam metode ini, peramalan dilakukan menggunakan dua parameter pembobotan, yaitu α sebagai parameter penghalusan data aktual dan β sebagai parameter penghalusan data *trend*. Sedangkan metode *Fuzzy Time Series* (FTS) *Markov Chain* adalah pengembangan dari metode FTS klasik yang dipadukan dengan konsep rantai Markov.

Penelitian menggunakan *Double Exponential Smoothing Holt* yang telah dilakukan di antaranya adalah penelitian yang membandingkan metode DES *Brown* dan *Holt*. Penelitian tersebut menghasilkan nilai MAE dan MSE dari DES *Holt* bernilai lebih kecil daripada metode DES *Brown* (Desviona *et al*, 2021) serta nilai MAPE dari metode DES *Holt* juga bernilai lebih kecil daripada metode DES *Brown* (Habsari, 2019). Kedua penelitian tersebut memberikan kesimpulan bahwa metode DES *Holt* lebih baik dalam melakukan peramalan daripada DES *Brown*.

Sementara itu, penelitian terdahulu menggunakan metode FTS *Markov Chain* di antaranya adalah penelitian oleh Nurhasan *et al* (2021) yang memberikan nilai MAPE sebesar 3,25% untuk peramalan harga telur puyuh. Penelitian lainnya dilakukan oleh Bidin *et al* (2022) yang membandingkan metode FTS *Markov Chain* dengan DES *Holt*. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa nilai RMSE dan MAPE dari DES *Holt* bernilai lebih besar daripada FTS *Markov Chain* sehingga FTS *Markov Chain* dinilai lebih baik dalam meramalkan harga emas.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Peramalan didefinisikan sebagai perkiraan tentang terjadinya suatu peristiwa di masa mendatang (Supranto, 2000). Secara umum peramalan bersifat kualitatif dan kuantitatif. Bersifat kualitatif artinya peramalan didasarkan pada dugaan atau peristiwa di masa lalu serta tidak menggunakan data angka. Sedangkan peramalan bersifat kuantitatif artinya peramalan didasarkan pada data angka di masa lalu serta dinyatakan dalam bentuk bilangan. Salah satu tujuan peramalan adalah untuk mengkaji, menganalisis, serta mengevaluasi suatu peristiwa atau kebijakan yang sedang berlaku untuk mengamati pengaruhnya di masa depan. Singkatnya, peramalan dapat memprediksi suatu peristiwa yang akan terjadi dengan mempertimbangkan data historisnya.

Secara umum, model peramalan dibagi menjadi model deret waktu/*time series* serta model sebab-akibat/*causal*. Model deret waktu mengasumsikan bahwa ada kesinambungan kondisi antara masa lalu dengan yang akan datang. Sedangkan model kausal digunakan apabila terdapat variabel-variabel bebas yang diramalkan dapat memengaruhi variabel terikatnya. Metode *Double Exponential Smoothing Holt* menjadi bagian dari metode *Double Exponential Smoothing* atau penghalusan eksponensial ganda. Pada dasarnya, metode DES memberikan peramalan dengan melakukan penghalusan eksponensial ganda pada data. Selain metode DES *Holt*, metode lainnya dari DES adalah metode DES *Brown*. Perbedaan antara kedua metode ini terdapat pada parameternya di mana *Brown* menggunakan satu parameter, yaitu α sebagai penghalus data, sedangkan *Holt* menggunakan dua parameter, yaitu α dan β sebagai penghalus data asli dan data *trend*. Secara khusus metode DES digunakan pada data yang memiliki unsur *trend* tanpa musiman/*seasonal*.

Peramalan dengan DES *Holt* menggunakan persamaan (1), (2), (3) berikut:

$$S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (1)$$

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2)$$

$$F_{t+m} = S_t + b_t m \quad (3)$$

parameter α merupakan konstanta penghalusan data asli dan β merupakan konstanta penghalusan data *trend* ($0 \leq \alpha \text{ \& } \beta \leq 1$), S_t nilai penghalusan eksponensial tunggal, dan b_t merupakan nilai estimasi *trend*. Inisialisasi untuk $S_1 = X_1$ serta $b_2 = X_2 - X_1$.

Konsep *Fuzzy Time Series (FTS)* diusungkan oleh Song dan Chissom (1994) yang dapat diterapkan untuk meramalkan suatu masalah. Konsep peramalan ini adalah data-data historis yang ada merupakan data dengan nilai-nilai linguistik. Data peramalan yang dihasilkan

nantinya merupakan data berupa angka-angka riil. *Fuzzy Time Series* menggunakan persamaan relasional *fuzzy* sebagai model. Diasumsikan bahwa pengamatan periode ke- t merupakan akumulasi hasil pengamatan periode sebelumnya ($t-1$).

Tsaur (2012) pertama kali mengemukakan konsep FTS *Markov Chain* dalam penelitiannya yang membandingkan nilai mata uang Taiwan dengan nilai mata uang US *Dollar* dengan menggabungkan konsep FTS klasik dengan *Markov Chain*. Langkah-langkah memecahkan model FTS *Markov Chain* ialah:

Langkah 1. Membentuk himpunan semesta U . Semesta U didefinisikan dengan $U = [D_{\min} - D_1, D_{\max} + D_2]$ di mana D_1 dan D_2 mendefinisikan sembarang bilangan positif yang dapat mempartisi U dengan mudah.

Langkah 2. Mempartisi semesta U menjadi k interval. Pembagian interval ini dapat menggunakan rumus *Struges* persamaan (4):

$$k = 1 + 3,322 \log n \quad (4)$$

Selisih antar dua interval didefinisikan dengan l persamaan (5):

$$l = \frac{(D_{\max} + D_2) - (D_{\min} - D_1)}{k} \quad (5)$$

Langkah 3. Membentuk *fuzzy set* untuk seluruh data semesta U . Nilai derajat keanggotaan $\mu_{A_i}(u_i)$ ditentukan dari aturan berikut [Chen, 1996] mengacu persamaan (6):

$$\mu_{A_i}(u_i) = \begin{cases} 1, & i = j \\ 0,5, & i = j - 1, j + 1 \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (6)$$

Langkah 4. Melakukan *fuzzifikasi* dengan tujuan menentukan himpunan *fuzzy* untuk setiap data pada semesta U . Dalam arti lain menentukan setiap X_t berada pada himpunan *fuzzy* A_i dengan melihat X_t pada interval u_p .

Langkah 5. Menentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) dan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG) dari *fuzzy set* yang telah terbentuk.

Langkah 6. Menghitung nilai peramalan awal. Pada tahap ini perhitungan didasarkan pada FLRG untuk memperoleh nilai probabilitas keadaan untuk membentuk matriks transisi Markov. Probabilitas transisi yang terbentuk berdasarkan FLRG dinyatakan pada persamaan (7) berikut:

$$P_{ij} = \frac{M_{ij}}{M_i}, \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

di mana P_{ij} ialah probabilitas transisi dari $A_i \rightarrow A_j$, M_{ij} ialah banyak transisi dari *state* $A_i \rightarrow A_j$, dan M_i ialah banyak data yang termasuk *state* A_i .

Matriks probabilitas transisi Markov yang terbentuk, kemudian disusun seperti yang didefinisikan pada persamaan (8) berikut:

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & \cdots & P_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & \cdots & P_{nn} \end{bmatrix} \quad (8)$$

Matriks P menunjukkan aturan transisi yang berarti jika *state* A_i bertransisi ke A_j dengan probabilitas $P_{ij} \geq 0$ dan $j = 1, 2, \dots, n$, maka $P_{11} + P_{12} + \dots + P_{1n} = 1$.

Selanjutnya, perhitungan nilai peramalan awal mengacu pada FLRG serta matriks probabilitas transisi yang terbentuk dengan memenuhi persamaan berikut:

Persamaan 1: Apabila $A_i \rightarrow \emptyset$, maka:

$$F_t = m_j \quad (9)$$

Persamaan 2: Apabila $A_i \rightarrow A_k$ dengan $P_{ik} = 1$ dan $P_{ij} = 0, j \neq k$), maka:

$$F_t = m_k P_{ik} = m_k \quad (10)$$

Persamaan 3: Apabila $A_j \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_n, j = 1, 2, \dots, n$ dengan X_{t-1} termasuk *state* A_j , maka:

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

di mana $m_1, \dots, m_{j-1}, m_{j+1}, \dots, m_n$ ialah nilai tengah $u_1, \dots, u_{j-1}, u_{j+1}, \dots, u_n$ serta m_j diganti menjadi X_{t-1} merupakan nilai *state* A_j pada periode ke $t - 1$.

Langkah 7. Menghitung nilai penyesuaian peramalan. Langkah ini bertujuan untuk memperbaiki kesalahan peramalan yang terlalu besar atau matriks transisi yang bias. Pemberian nilai penyesuaian peramalan ini memiliki beberapa aturan:

- Aturan 1: Apabila A_i berhubungan dengan A_j , dimulai dari A_i pada periode $(t - 1)$ dinyatakan dengan $F_{t-1} = A_i$, serta bertransisi naik ke A_j pada periode t , ($i < j$), maka penyesuaiannya didefinisikan dengan $D_{t1} = l/2$ dengan l mengacu pada persamaan (5).
- Aturan 2: Apabila A_i berhubungan dengan A_j , dimulai dari A_i pada periode $(t - 1)$ dinyatakan dengan $F_{t-1} = A_i$, serta bertransisi turun ke A_j pada periode t , ($i > j$), maka penyesuaiannya didefinisikan dengan $D_{t1} = -l/2$.
- Aturan 3: Apabila *state* saat ini A_i pada periode $(t - 1)$ sebagai $F_{t-1} = A_i$, dan *state* bertransisi naik ke A_{i+s} pada periode t , $1 \leq s \leq n - i$, maka penyesuaiannya didefinisikan dengan $D_{t2} = (l/2)s, (1 \leq s \leq n - i)$, dengan s adalah jumlah perpindahan transisi naik.
- Aturan 4: Apabila *state* saat ini A_i pada periode $(t - 1)$ sebagai $F_{t-1} = A_i$, dan *state* bertransisi mundur ke A_{i-v} pada periode t , $1 \leq v \leq i$, maka penyesuaiannya didefinisikan dengan $D_{t2} = (-l/2)v, (1 \leq v \leq i)$, dengan v merupakan jumlah perpindahan transisi turun.

Langkah 8. Menghitung nilai peramalan akhir. Pada langkah ini persamaan (12) peramalan FTS *Markov Chain* adalah:

$$F'_t = F_t + D_{t1} + D_{t2} \quad (12)$$

di mana D_{t1} menjadi komponen perhitungan nilai penyesuaian peramalan apabila *current state* berhubungan (*communicate*) dengan dirinya sendiri. Apabila *current state* tidak berhubungan dengan dirinya sendiri, maka komponen D_{t1} tidak digunakan. Sedangkan D_{t2} menjadi komponen perhitungan nilai penyesuaian peramalan dengan memperhatikan banyaknya transisi naik atau turun dari *state* A_i ke *state* A_j berdasarkan pada langkah 7.

Namun, nilai D_{t1} dan D_{t2} tidak selalu digunakan sebagai perhitungan nilai peramalan akhir. Pada beberapa kondisi, perhitungan nilai peramalan yang disesuaikan dengan memanfaatkan aturan pada langkah 8 justru membuat nilai akhir peramalan menjadi *overestimate* atau nilai peramalan akhir dengan data aktualnya memiliki selisih yang sangat jauh dibandingkan dengan selisih antara nilai peramalan awal dengan data aktualnya sehingga pada kondisi ini nilai D_{t1} dan D_{t2} tidak digunakan dalam perhitungan peramalan.

Ukuran kebaikan model yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *Mean Absolute Error*, didefinisikan pada persamaan (13) sebagai berikut:

$$MAE = \frac{1}{n-i+1} \sum_{t=i}^n |X_t - F_t| \quad (13)$$

dengan n merupakan banyak data, X_t merupakan nilai data periode t , dan F_t adalah nilai data ramalan periode t . Perhitungan MAE ini nilai yang diharapkan adalah kesalahan yang kecil.

Nilai MAE yang semakin kecil memberikan kesimpulan bahwa model tersebut semakin baik dalam melakukan peramalan. Perhitungan MAPE digunakan untuk menguji keakuratan model analisis *time series* dengan penginterpretasian yang mudah. Rumus MAPE didefinisikan pada persamaan (14) sebagai berikut:

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n-i+1} \sum_{t=i}^n \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right| \times 100\% \quad (14)$$

Terdapat 4 interpretasi nilai MAPE, yaitu:

- Apabila nilai $\text{MAPE} \leq 10\%$, maka hasil peramalannya sangat baik;
- Apabila nilai MAPE terletak di interval $10\% < \text{MAPE} \leq 20\%$, maka hasil peramalannya baik;
- Apabila nilai MAPE terletak di interval $20\% < \text{MAPE} \leq 50\%$, maka hasil peramalannya cukup baik; dan
- Apabila nilai $\text{MAPE} > 50\%$, maka hasil peramalannya tidak baik.

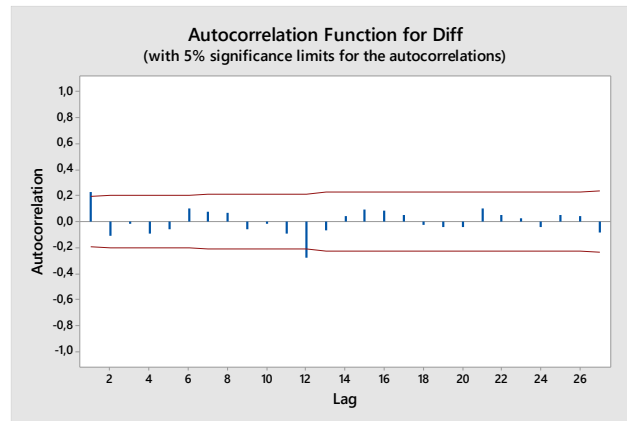
3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data *time series* tingkat inflasi Indonesia tahun ke tahun (*year-on-year*) bulan Januari 2014 sampai dengan bulan Desember 2022 sebagai data *training* serta data bulan Januari 2023 sampai dengan Juni 2023 sebagai data *testing*. Data tersebut dapat diakses pada situs resmi Badan Pusat Statistik. Langkah-langkah menganalisis data ini adalah sebagai berikut:

1. Menganalisis pola data *training*
2. Menganalisis peramalan dengan metode *Double Exponential Smoothing Holt*
 - a. Menentukan parameter α dan β
 - b. Menghitung nilai S_t dan b_t
 - c. Menghitung nilai peramalan F_{t+m}
3. Menganalisis peramalan dengan metode *Fuzzy Time Series Markov Chain*
 - a. Membentuk himpunan semesta U dan interval data
 - b. Fuzzifikasi data
 - c. Menentukan FLR dan FLRG
 - d. Membuat matriks transisi Markov dan menghitung nilai peramalan awal
 - e. Menentukan nilai penyesuaian peramalan
 - f. Menghitung nilai peramalan akhir.
4. Menentukan model terbaik dengan MAE
5. Menghitung peramalan data *testing* dan menguji keakuratannya dengan perhitungan MAPE
6. Menarik kesimpulan

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelum menganalisis data, data *training* perlu diperiksa stasioneritas datanya. Pengujian stasioneritas dalam varian dilakukan dengan transformasi Box-Cox sedangkan pengujian stasioneritas dalam *mean* dilakukan dengan uji *Augmented Dickey Fuller*. Setelah dilakukan pengujian stasioneritas data diperlukan adanya analisis ACF untuk mendeteksi musiman pada data. Gambar 2 menyajikan plot ACF data.



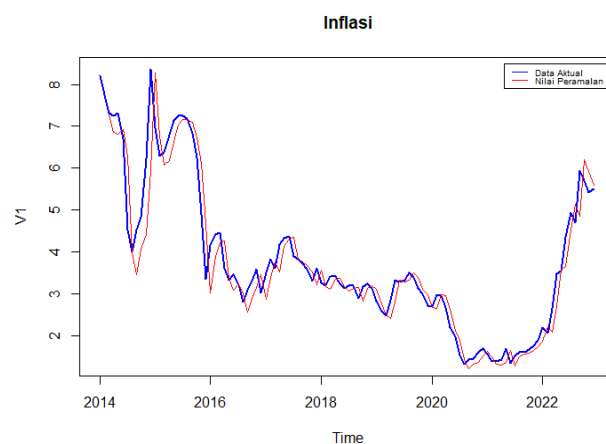
Gambar 1. Plot ACF Data Setelah Dilakukan Penanganan

Berdasarkan Gambar 2, data tidak memiliki periodisasi musiman karena lag yang diidentifikasi terpotong (*cut-off*) adalah pada lag 1 dan 12. Lag 1 dan 12 bukan merupakan kelipatan sehingga data *training* tidak menunjukkan adanya faktor musiman. Pencarian nilai parameter penghalusan α dan β untuk *Double Exponential Smoothing Holt*, dilakukan secara *trial and error* dengan nilai α dan β yang menghasilkan jumlah kuadrat galat terkecil, sehingga diperoleh nilai α sebesar 1,00 dan β sebesar 0,07574734.

Dalam perhitungan nilai penghalusan S_t dan nilai *trend* b_t , inisialisasi dilakukan dengan mengambil data X_1 sebagai nilai penghalusan awal S_1 . Sedangkan nilai *trend* awal dihitung dengan mengurangi data periode ke-2 dengan data periode pertama. Perhitungan-perhitungan selanjutnya disajikan pada Tabel 1 dengan menggunakan persamaan (1), (2), dan (3).

Tabel 1. Hasil Peramalan Metode *Double Exponential Smoothing Holt*

Periode (t)	Data Inflasi (X_t)	Penghalusan Eksponensial (S_t)	Penghalusan Trend (b_t)	Nilai Peramalan (F_{t+m})	Galat (e_t)
Januari 2014	8,22	8,22	0	-	-
Februari 2014	7,75	7,75	-0,47	-	-
Maret 2014	7,32	7,32	-0,46697	7,28	0,04
April 2014	7,25	7,25	-0,43692	6,85303	0,3969
Mei 2014	7,32	7,32	-0,39855	6,81308	0,50692
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Desember 2022	5,51	5,51	0,16314	5,58578	-0,07578



Gambar 2. Grafik Hasil Peramalan Metode DES Holt

Tahap awal dari *Fuzzy Time Series Markov Chain*, informasi yang didapat dari data *training* adalah data minimumnya sebesar 1,32 serta data maksimumnya sebesar 8,36. Sehingga dalam menentukan semesta U dipilih $D_1 = 0,02$ dan $D_2 = 0,04$ sehingga:

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

$$U = [1,32 - 0,02 ; 8,36 + 0,04]$$

$$U = [1,30 ; 8,40]$$

Selanjutnya penentuan interval menggunakan persamaan (4) dan (5) diperoleh banyaknya kelas adalah 8 kelas dengan panjang interval kelasnya sebesar 0,8875. Interval-interval kelas yang terbentuk beserta nilai tengahnya adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} u_1 &= [1,30 ; 2,188), & m_1 &= 1,744 & u_5 &= [4,85 ; 5,738), & m_5 &= 5,294 \\ u_2 &= [2,188 ; 3,075), & m_2 &= 2,631 & u_6 &= [5,738 ; 6,625), & m_6 &= 6,181 \\ u_3 &= [3,075 ; 3,963), & m_3 &= 3,519 & u_7 &= [6,625 ; 7,513), & m_7 &= 7,069 \\ u_4 &= [3,963 ; 4,85), & m_4 &= 4,406 & u_8 &= [7,513 ; 8,40], & m_8 &= 7,956 \end{aligned}$$

Fuzzifikasi data didasarkan pada setiap nilai X_t pada domain himpunan A_i , yaitu interval data u_i . Tabel 2 menyajikan hasil fuzzifikasi data.

Tabel 2. Fuzzifikasi Data

Periode (t)	Data (X_t)	Fuzzy Set (A_i)	Periode (t)	Data (X_t)	Fuzzy Set (A_i)
Januari 2014	8,22	A_8	Juli 2014	4,53	A_4
Februari 2014	7,75	A_8	Agustus 2014	3,99	A_4
Maret 2014	7,32	A_7	September 2014	4,53	A_4
April 2014	7,25	A_7	Oktober 2014	4,83	A_4
Mei 2014	7,32	A_7	...	...	...
Juni 2014	6,70	A_7	Desember 2022	5,51	A_5

Berdasarkan fuzzifikasi data pada Tabel 2, dapat diketahui banyaknya FLR dan FLRG yang terbentuk. FLR adalah penentuan hubungan logika *fuzzy* antara *state* saat ini dengan *state* berikutnya. Sedangkan FLRG adalah pengelompokan FLR dengan *current state* yang sama menjadi 1 kelompok. Berikut merupakan FLRG yang terbentuk:

$$\begin{aligned} A_1 &\rightarrow 20(A_1), A_2 & A_4 &\rightarrow 2(A_3), 7(A_4), A_5, 2(A_6) & A_7 &\rightarrow A_4, 2(A_6), 8(A_7) \\ A_2 &\rightarrow A_1, 10(A_2), A_3 & A_5 &\rightarrow A_3, A_4, 2(A_5) & A_8 &\rightarrow 2(A_7), A_8 \\ A_3 &\rightarrow 5(A_2), 27(A_3), 3(A_4) & A_6 &\rightarrow 2(A_5), A_6, A_7, A_8 \end{aligned}$$

Perhitungan matriks probabilitas transisi Markov dihitung menggunakan persamaan (6) dan (7) sehingga diperoleh matriks R sebagai berikut:

$$P = \begin{bmatrix} 0,9524 & 0,0476 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0,0625 & 0,625 & 0,3125 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,1429 & 0,7714 & 0,0857 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,1667 & 0,5833 & 0,0833 & 0,1667 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,25 & 0,25 & 0,5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0,4 & 0,2 & 0,2 & 0,2 \\ 0 & 0 & 0 & 0,0909 & 0 & 0,1818 & 0,7273 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,6667 & 0,3333 \end{bmatrix}$$

Peramalan awal menggunakan pembobotan dari vektor baris $[P_{j1}, P_{j2}, \dots, P_{jj}, \dots, P_{jn}]$ dan nilai tengah $[m_1, m_2, \dots, m_n]$. Berdasarkan aturan pada persamaan (7) dan (8), diperoleh nilai peramalan awal pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Peramalan Awal Metode FTS *Markov Chain*

Periode (t)	Data (X _t)	Fuzzy Set (A _i)	Peramalan Awal (F _t)	Periode (t)	Data (X _t)	Fuzzy Set (A _i)	Peramalan Awal (F _t)
Januari 2014	8,22	A ₈		Juli 2014	4,53	A ₄	6,39716
Februari 2014	7,75	A ₈	7,45250	Agustus 2014	3,99	A ₄	4,70031
Maret 2014	7,32	A ₇	7,29583	September 2014	4,53	A ₄	4,38531
April 2014	7,25	A ₇	6,84807	...	...	...	...
Mei 2014	7,32	A ₇	6,79716	November 2022	5,42	A ₅	4,83625
Juni 2014	6,70	A ₇	6,84807	Desember 2022	5,51	A ₅	4,69125

Hasil peramalan pada Tabel 3 perlu dilakukan penyesuaian agar tidak terjadi *overestimate*. Penyesuaian ini didasarkan pada persamaan (9) dan aturan-aturannya. Setelah dilakukan penyesuaian peramalan didapatkan nilai peramalan akhir. Tabel 4 menyajikan hasil nilai peramalan akhir metode FTS *Markov Chain*.

Tabel 4. Hasil Peramalan Akhir Metode FTS *Markov Chain*

Periode (t)	Data (X _t)	Peramalan Awal (F _t)	Penyesuaian (D _t)	Peramalan Akhir (F' _t)	Galat (e _t)
Januari 2014	8,22				
Februari 2014	7,75	7,45250	-	7,45250	0,29750
Maret 2014	7,32	7,29583	-	7,29583	0,02417
April 2014	7,25	6,84807	-	6,84807	0,40193
Mei 2014	7,32	6,79716	-	6,79716	0,52284
Juni 2014	6,70	6,84807	-	6,84807	0,14807
Juli 2014	4,53	6,39716	-1,77500	4,62216	0,09216
Agustus 2014	3,99	4,70031	-	4,70031	0,71031
September 2014	4,53	4,38531	-	4,38531	0,14469
Oktober 2014	4,83	4,70031	-	4,70031	0,12969
November 2014	6,23	4,87531	1,33125	6,20656	0,02344
Desember 2014	8,36	6,36850	1,33125	7,69975	0,66025
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Oktober 2022	5,71	6,3125	-0,88750	5,42500	0,28500
November 2022	5,42	4,83625	-	4,83625	0,58375
Desember 2022	5,51	4,69125	-	4,69125	0,81875

Penentuan model terbaik dipilih menggunakan perhitungan MAE pada persamaan (10) diperoleh nilai MAE metode DES *Holt* adalah 0,35957 dan nilai MAE metode FTS *Markov Chain* adalah 0,22462. Berdasarkan nilai tersebut, maka metode FTS *Markov Chain* melakukan peramalan data *training* yang lebih baik dibandingkan dengan metode DES *Holt*.

Oleh karena itu, perhitungan peramalan data *testing* dilakukan menggunakan metode terbaik, yaitu FTS *Markov Chain*. Tabel 5 menyajikan hasil peramalan data *testing*.

Tabel 5. Hasil Peramalan Data *Testing* dengan Metode FTS *Markov Chain*

Periode (t)	Data (X _t)	Peramalan Awal (F _t)	Peramalan Akhir (F' _t)	Galat (e _t)
Januari 2023	5,28	4,73625	4,73625	0,54375
Februari 2023	5,47	4,62125	4,62125	0,84875
Maret 2023	4,97	4,71625	4,71625	0,25375
April 2023	4,33	4,46625	4,46625	0,13625
Mei 2023	4,00	4,58365	4,58365	0,58365
Juni 2023	4,58	4,39115	4,39115	0,18885

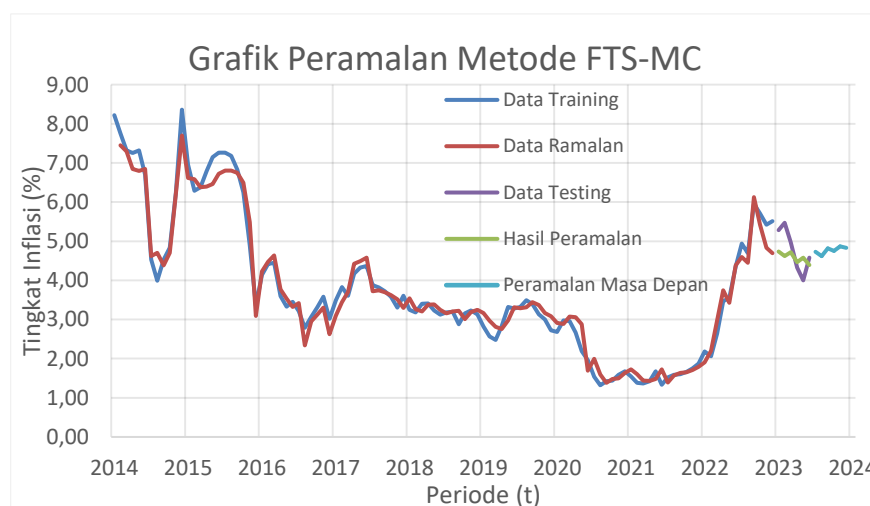
Hasil peramalan data *testing* menggunakan metode FTS *Markov Chain* tersebut akan diuji keakuratannya menggunakan perhitungan MAPE. Berdasarkan persamaan (11) diperoleh nilai MAPE sebesar 8,797% yang artinya metode FTS *Markov Chain* melakukan peramalan data inflasi Indonesia dengan sangat baik.

Dalam menerapkan metode FTS *Markov Chain*, diperlukan informasi mengenai data aktual untuk menghitung nilai peramalan 1 periode setelahnya. Namun, apabila informasi tersebut tidak terpenuhi, maka hasil peramalan periode sekarang (t) diasumsikan sebagai data aktual periode setelahnya ($t+1$). Dengan demikian, data hasil peramalan bulan Juni 2023 diasumsikan sebagai data aktual bulan Juli 2023, yaitu 4,39%. Kemudian data tersebut dijadikan sebagai acuan perhitungan peramalan untuk bulan Agustus 2023 dengan mengasumsikan bahwa hasil peramalan periode sebelumnya merupakan nilai yang akurat untuk periode setelahnya ($F_t = X_{t+1}$). Tabel 6 menyajikan hasil peramalan 6 periode ke depan dari bulan Juli 2023 sampai dengan Desember 2023.

Tabel 6. Nilai Peramalan 6 Periode ke Depan

Periode (t)	Data (X_t)	Fuzzy Set (A_i)	Peramalan (F_t)	Galat (e_t)
Juli 2023	4,39	A_4	4,72948	0,33833
Agustus 2023	4,73	A_4	4,61931	0,11017
September 2023	4,62	A_4	4,81668	0,19736
Oktober 2023	4,82	A_4	4,75241	0,06426
November 2023	4,75	A_4	4,86754	0,11513
Desember 2023	4,87	A_5	4,83005	0,03749

Keseluruhan grafik data *training*, data *testing*, beserta peramalannya disajikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Grafik Peramalan Menggunakan Metode FTS *Markov Chain*

5. KESIMPULAN

Berdasarkan perhitungan-perhitungan peramalan data inflasi Indonesia yang telah dilakukan, peramalan menggunakan metode DES *Holt* memberikan nilai MAE sebesar 0,35957% sedangkan peramalan menggunakan metode FTS *Markov Chain* memberikan nilai MAE sebesar 0,22462%. Dengan demikian, karena model FTS *Markov Chain* memiliki nilai MAE yang lebih kecil maka model tersebut lebih baik dalam melakukan peramalan tingkat inflasi Indonesia dibandingkan dengan model DES *Holt*.

Setelah memperoleh model terbaik, yaitu model FTS *Markov Chain* dilakukan perhitungan peramalan data *testing*. Dari perhitungan peramalan tersebut diperoleh nilai MAPE dari peramalan data *testing* sebesar 8,797%. Artinya, model FTS *Markov Chain* memiliki keakuratan peramalan yang sangat baik. Model tersebut juga digunakan untuk menghitung peramalan inflasi Indonesia untuk 6 periode ke depan. Model tersebut menghasilkan nilai peramalan yang cenderung bergerak naik atau mengalami *trend* positif secara teratur.

DAFTAR PUSTAKA

- Badan Pusat Statistik. 2023. *Tingkat Inflasi Tahun ke Tahun Gabungan 90 Kota*. Tersedia: <https://www.bps.go.id/statictable/2014/09/26/915/tingkat-inflasi-tahun-ke-tahun-gabungan-90-kota-sup-1-sup-2018-100-.html> (diakses pada bulan Januari 2023).
- Bidin, J., Abas, S. F. S., Sharif, N., *et al.* 2022. Comparative Study Between Holt's Double Exponential Smoothing and Fuzzy Time Series Markov Chain in Gold Price Forecasting. *Journal of Computing Research and Innovation (JCRINN)* Vol. 7, No. 2, Hal. 283-293.
- Desviona, N., *et al.* Peramalan Jumlah Klaim dengan Membandingkan Metode Double Exponential Smoothing dari Brown dan Double Exponential Smoothing dari Holt.
- Habsari, H. D. P., Purnamasari, I., dan Yuniarti, D. 2022. Peramalan Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing dan Verifikasi Hasil Peramalan Menggunakan Grafik Pengendali Tracking Signal. *Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan* Vol. 14, No. 1, Hal. 013-022.
- Nurhasan, U., Almahfusi, A. D. F., dan Harijanto, B. 2021. Terapan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain untuk Prediksi Harga Telur Puyuh. *Informatika Mulawarman: Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer* Vol. 16, No. 2, Hal. 80-87.
- Republika. 2021 (Januari 30). *Bank Dunia Ungkap Dampak Buruk Pandemi bagi Ekonomi Dunia*. Tersedia: <https://ekonomi.republika.co.id/berita/qnqev0383/bank-dunia-ungkap-dampak-buruk-pandemi-bagi-ekonomi-dunia> (diakses pada tanggal 25 Februari 2023).
- Song, Q., dan Chissom, B. S. 1993. Forecasting Enrollments with Fuzzy Time Series – Part I. *Fuzzy Sets and Systems*. 54. Hal: 1-9.
- Song, Q., dan Chissom, B. S. 1994. Forecasting Enrollments with Fuzzy Time Series – Part II. *Fuzzy Sets and Systems*. 62. Hal: 1-8.
- Song, Q., dan Chissom, B. S. 1993. Fuzzy Time Series and Its Models. *Fuzzy Sets and Systems*. 54. Hal: 269-277.
- 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.