



## Analisis Pergerakan Harga Emas Berjangka Menggunakan Model Fuzzy Time Series Markov Chain

Afrimayani<sup>✉1</sup>, Darvi Mailisa Putri<sup>2</sup>

Program Studi Matematika dan Sains Data, Universitas Andalas, Indonesia<sup>1</sup>

Program Studi Matematika, UIN Imam Bonjol Padang, Indonesia<sup>2</sup>

email: afrimayani1997@gmail.com<sup>1</sup>, darvimailisa@uinib.ac.id<sup>2</sup>

Received 02 September 2023,

Accepted 10 Oktober 2023,

Published 10 Oktober 2023

### Abstrak

Emas adalah salah satu jenis logam mulia yang dapat menjadi instrumen investasi untuk melindungi nilai kekayaan. Pergerakan harga emas perlu diketahui dalam berinvestasi, hal ini dapat diamati dengan menggunakan model deret waktu yang dapat memprediksi harga emas pada periode selanjutnya. Model pergerakan harga emas dapat digunakan sebagai pedoman investor dalam perencanaan dan pengambilan keputusan untuk meningkatkan keuntungan serta mencegah terjadinya kerugian. Pergerakan harga emas dimodelkan dengan pendekatan numerik dapat dilakukan melalui model Fuzzy Time Series Markov Chain (FTSMC). Hasil pemodelan menunjukkan bahwa model FTSMC dapat memodelkan harga emas dan mempunyai nilai akurasi yang baik dengan nilai MAPE, RMSE, dan MAE yang kecil. Hal ini menunjukkan *goodness of fit* yang sangat baik untuk model FTSMC. Kestabilan jangka panjang untuk pergerakan harga emas memberikan keuntungan berinvestasi karena emas mempunyai nilai sebagai aset yang cenderung stabil, mudah dicairkan dalam bentuk tunai, bebas dari bunga, mempunyai peranan sebagai dana darurat serta dapat melindungi nilai kekayaan.

**Kata Kunci:** *harga emas; fuzzy time series markov chain; tingkat akurasi*

### Abstract

Gold is one type of precious metal that can be an investment instrument to protect the value of wealth. Gold price movements need to be known in investing, this can be observed using a time series model that can predict gold prices in the next period. Gold price movement models can be used as investor guidelines in planning and decision making to increase profits and prevent losses. Gold price movements modeled with a numerical approach can be done through the Fuzzy Time Series Markov Chain (FTSMC) model. The modeling results show that the FTSMC can model gold prices and has good accuracy values with small MAPE, RMSE, and MAE values. This indicates an excellent *goodness of fit* for the FTSMC model. Long-term stability for gold price movements provides investment benefits because gold has value as an asset that tends to be stable, easy to liquidate in cash, free from interest, has a role as an emergency fund and can protect the value of wealth.

**Keywords:** *gold price; fuzzy time series markov chain; level of accuracy.*

✉ Corresponding author

## PENDAHULUAN

Logam mulia merupakan logam yang banyak digunakan dalam bidang energi, seperti reduksi karbon dioksida katalitik, perengkahan minyak bumi, dan produksi energi hidrogen. Hal ini menyebabkan perlunya dilakukan optimalisasi strategi daur ulang logam mulia yang bertujuan untuk mendorong terkoordinasinya pengembangan energi dan lingkungan. Sebagai sumber daya alam, permintaan dan konsumsi logam mulia meningkat dari tahun ke tahun [1], oleh karena itu harganya menjadi tinggi dan menarik perhatian untuk dijadikan sebagai salah satu instrumen investasi. Salah satu jenis logam mulia yang umumnya kita kenal adalah emas dengan sifat lunak dan mudah ditempa, sehingga banyak dibuat menjadi bahan perhiasan ataupun harta benda berharga. Selain itu, emas juga instrumen investasi yang populer dan terpercaya dari masa ke masa [2]–[8]. Tidak hanya sebagai harta benda berharga, aset ini juga menjadi instrumen investasi yang dapat melindungi nilai kekayaan karena nilainya cenderung lebih tinggi dari jenis logam mulia lainnya seperti platinum dan palladium [9].

Harga emas dari waktu ke waktu terus mengalami perubahan. Pergerakan harga emas yang akan datang dapat diprediksi dengan mengamati pola pergerakan harganya. Prediksi yang bersifat empirik akan mampu memberikan dasar bagi masyarakat maupun investor dalam perencanaan dan pengambilan keputusan untuk meningkatkan keuntungan serta mencegah terjadinya kerugian. Beberapa model yang dapat digunakan untuk memprediksi pergerakan harga emas, salah satunya adalah model *time series*.

Model *time series* adalah model yang digunakan untuk data yang terurut berdasarkan waktu [10]. Data *time series* memiliki pola yang berulang yang mana periode pada masa lampau akan terulang lagi dimasa sekarang atau masa depan [11]. Tujuan dari analisis model *time series* adalah untuk menemukan suatu pola atau keteraturan yang dapat digunakan dalam pemodelan dan mengidentifikasi komponen faktor yang dapat mempengaruhi nilai dalam *time series*. Model *time series* klasik diantaranya adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), *Time Series Regression*, dan *Exponential Smoothing*. Model ARIMA merupakan model gabungan *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA) yang mampu mewakili *time series* yang stasioner maupun nonstasioner.

Pendekatan numerik dalam model data *time series* dapat dilakukan melalui model *Fuzzy Time Series* (FTS). FTS merupakan penerapan matematika *fuzzy* di bidang *time series* [12] yang diusulkan oleh Song dan Chissom yang diterapkan dalam konsep logika *fuzzy* untuk memodelkan peramalan jumlah pendaftar di suatu universitas [13]. Sejak saat itu, banyak model FTS yang diusulkan seperti, model Chen, model Weighted, model Markov, model Stevenson Porter, dan multiple atribut model *fuzzy time series* [14]. Selanjutnya Tsaur (2012) [15] menganalisis keakuratan prediksi nilai tukar mata uang Taiwan dengan dolar US dengan menggabungkan model FTS dan rantai Markov dengan tujuan untuk memperoleh probabilitas terbesar menggunakan matriks probabilitas transisi. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa model *Fuzzy Time Series Markov Chain* (FTSMC) memberikan akurasi yang cukup baik dibandingkan FTS yang diusulkan oleh Song dan Chissom (1993), Singh (2007), Li and Cheng (2007), Cheng et al. (2008) [16].

Pengembangan selanjutnya oleh Zalan and Yaseen (2021) yang memprediksi jumlah kelahiran di Provinsi Basra menggunakan model fuzzy-ARFIMA dan membandingkannya dengan menggunakan kriteria evaluasi nilai terkecil dari AIC, BIC dan Adjust R-squared [17].

Selanjutnya Ramadani and Devianto (2020) melakukan peramalan harga bitcoin dengan menggunakan tiga model FTS yaitu FTS-Chen, FTS-Segmented Chen dan FTSMC dimana diperoleh model FTSMC memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan model FTS lainnya karena memiliki nilai MAPE yang paling kecil [18]. Selanjutnya pada tahun Zaenurrohman et al. (2021) juga melakukan penelitian literatur tentang penggunaan rantai Markov dalam memprediksi nilai tukar mata uang dan inflasi, yang dilanjutkan dengan penggunaan model Chen & Hsu dalam memprediksi Sharia Stock Exchange Index in Jakarta Islamic Index [19].

Pemodelan data *time series* yang telah dilakukan oleh peneliti terdahulu memperlihatkan model FTSMC mempunyai hasil yang cukup bagus dibandingkan model lainnya. Pada penelitian tersebut, pemodelan dengan pendekatan numerik banyak dilakukan peneliti dengan menggunakan model FTS dan variasinya. Kajian terdahulu ini masih belum banyak terdapat penerapan FTSMC untuk memperoleh pendekatan terbaik. Oleh karena itu, pada penelitian ini akan diterapkan model FTSMC untuk memodelkan pergerakan harga emas bulanan yang dinilai dengan tingkat akurasi berdasarkan ukuran MAE, RMSE dan MAPE dari model. Kajian model pergerakan harga emas ini dapat menjadi dasar dalam kebijakan sains dan teknologi serta menjadi investasi dimasa depan.

## METODOLOGI

Data harga emas berjangka yang digunakan dalam penelitian ini adalah data bulanan dari bulan Januari 2000 hingga bulan Agustus 2023 sebanyak 284 data (investing.com). Deteksi pergerakan harga emas dilakukan melalui model pendekatan numerik yaitu FTSMC. Pada bagian ini akan dijelaskan teori FTSMC sebagai tahapan model yang digunakan untuk membentuk model *time series* pergerakan harga emas. Perbedaan utama antara FTSMC dan model *time series* adalah nilai-nilai variabel yang digunakan dalam pemodelan. Himpunan fuzzy dapat diartikan sebagai kelas bilangan dengan batas yang sama. Tahapan pemodelan adalah sebagai berikut:

**Langkah 1.** Mengumpulkan data historis, lalu mendefinisikan himpunan semesta  $U$ . Langkah awal yaitu menentukan nilai minimum ( $D_{min}$ ) dan maksimum ( $D_{max}$ ) dari data historis. Selanjutnya menentukan nilai  $D_1$  dan  $D_2$  secara bebas oleh peneliti selama kedua nilai bilangan tersebut masih bilangan real positif. Nilai  $D_1$  dan  $D_2$  bertujuan untuk mempermudah dalam pembentukan interval. Himpunan semesta  $U$  dinotasikan sebagai berikut:

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

**Langkah 2.** Menentukan jumlah dan panjang interval. Himpunan semesta  $U$  dipartisi menjadi beberapa bagian dengan interval ( $n$ ) yang sama, dengan menggunakan aturan *Sturges* berikut:

$$n = 1 + 3,322 \log N, \tag{2}$$

dimana  $N$  adalah banyaknya data historis. Selanjutnya menentukan panjang interval, dengan menggunakan formula

$$l = \frac{[(D_{max} + D_2) - (D_{min} - D_1)]}{n} \tag{3}$$

dimana  $l$  adalah panjang interval dan  $n$  adalah banyak interval. Masing-masing interval dapat ditentukan dengan,

$$u_n = [B + (n - 1)l ; B + nl] \tag{4}$$

di mana  $B = D_{min} - D_1$ .

**Langkah 3.** Menentukan himpunan *fuzzy* untuk seluruh himpunan semesta  $U$  dengan beberapa aturan sebagai berikut:

1. Jika data historis ( $Y_t$ ) adalah  $u_i$ , maka derajat keanggotaan  $u_i$  adalah 1,  $u_{i+1}$  adalah 0.5 dan lainnya adalah 0.
2. Jika data historis ( $Y_t$ ) adalah  $u_i$ ,  $1 < i < n$ , maka derajat keanggotaan  $u_i$  adalah 1,  $u_{i-1}$  dan  $u_{i+1}$  adalah 0.5 dan lainnya adalah 0.
3. Jika data historis ( $Y_t$ ) adalah  $u_n$ , maka derajat keanggotaan  $u_n$  adalah 1,  $u_{n-1}$  adalah 0.5 dan lainnya adalah 0.

Sehingga himpunan *fuzzy* untuk seluruh himpunan semesta  $U$  dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 A_1 &= \frac{1}{u_1}, \frac{0.5}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \dots, \frac{0}{u_n}, \\
 A_2 &= \frac{0.5}{u_1}, \frac{1}{u_2}, \frac{0.5}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \dots, \frac{0}{u_n}, \\
 A_3 &= \frac{0}{u_1}, \frac{0.5}{u_2}, \frac{1}{u_3}, \frac{0.5}{u_4}, \dots, \frac{0}{u_n}, \\
 &\vdots \\
 A_n &= \frac{0}{u_1}, \frac{0}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \dots, \frac{0.5}{u_{n-1}}, \frac{1}{u_n}.
 \end{aligned} \tag{5}$$

**Langkah 4.** Melakukan fuzzyfikasi terhadap data historis. Fuzzyfikasi adalah proses mengidentifikasi data ke dalam *fuzzy set*. Jika data historis yang dikumpulkan termasuk ke dalam interval  $u_i$ , maka data tersebut difuzzyfikasi ke dalam  $A_i$ .

**Langkah 5.** Menentukan *fuzzy logical relationship* (FLR).

**Definisi 1.** [13] Jika  $F(t) = A_i$  dan  $F(t - 1) = A_j$  maka hubungan antara  $F(t)$  dan  $F(t - 1)$  disebut sebagai *fuzzy logical relationship* (FLR). Hubungan ini dapat dinyatakan dengan  $A_i \rightarrow A_j$ , dimana  $A_i$  disebut *left-hand side* (LHS) dan  $A_j$  disebut *right-hand side* (RHS) dari FLR. Jika terdapat dua FLR mempunyai himpunan fuzzy yang sama ( $LHS A_i \rightarrow A_{j1}, A_i \rightarrow A_{j2}$ ), maka dapat dikelompokkan ke dalam *fuzzy logical relationship group* (FLRG)  $A_i \rightarrow A_{j1}, A_{j2}$ .

**Langkah 6.** Membuat matriks probabilitas transisi Markov. Probabilitas transisional untuk *state* tersebut dapat dituliskan sebagai berikut [15]:

$$P_{ij} = \frac{M_{ij}}{M_i}, i, j = 1, 2, 3, \dots, n. \quad (6)$$

Probabilitas transisi dari *state* ke satu langkah adalah  $P_{ij}$ . Jumlah data dari *state* adalah  $M_i$ . Waktu transisi dari keadaan ke satu langkah adalah  $M_{ij}$ . Matriks probabilitas transisi R dari suatu *state space* ditulis sebagai berikut:

$$R = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1n} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & P_{n2} & \dots & P_{nn} \end{bmatrix} \quad (7)$$

**Langkah 7.** Menghitung hasil pemodelan awal. Nilai pemodelan awal dapat dihitung berdasarkan matriks probabilitas yang diperoleh pada langkah sebelumnya dengan aturan sebagai berikut:

**Aturan 1.** Jika FLRG dari  $A_i$  bertransisi ke himpunan kosong ( $A_i \rightarrow \phi$ ), maka hasil pemodelan  $F(t)$  adalah  $m_i$ , yaitu nilai tengah dari  $u_i$  dengan persamaan:

$$F(t) = m_i \quad (8)$$

**Aturan 2.** Jika FLRG dari  $A_i$  bertransisi satu ke satu ( $A_i \rightarrow A_k$  dengan  $P_{ij} = 0$  dan  $P_{ik} = 1, j \neq k$ ), maka hasil pemodelan  $F(t)$  adalah  $m_k$  yaitu nilai tengah dari  $u_k$  dengan persamaan:

$$F(t) = m_k P_{ik} = m_k \quad (9)$$

**Aturan 3.** Jika FLRG dari  $A_j$  bertransisi satu ke banyak ( $A_j \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_n, j = 1, 2, \dots, n$ ) dan kumpulan data  $X(t - 1)$  pada saat  $t - 1$  yang berada pada *state*  $A_j$ , maka hasil pemodelan  $F(t)$  sebagai berikut:

$$F(t) = m_1 P_{j1} + m_2 P_{j2} + \dots + m_{j-1} P_{j(j-1)} + X(t - 1) P_{jj} + m_{j+1} P_{j(j+1)} + \dots + m_n P_{jn} \quad (10)$$

dengan  $m_1, m_2, \dots, m_{j-1}, m_{j+1}, \dots, m_n$  merupakan titik tengah dari  $u_1, u_2, \dots, u_{j-1}, u_{j+1}, \dots, u_n$  dan  $m_j$  disubstitusikan ke  $X(t - 1)$  agar diperoleh informasi dari *state*  $A_j$  saat  $t - 1$ .

**Langkah 8.** Menghitung nilai penyesuaian pada pemodelan (*Adjusted Value*). Tujuan dari menghitung nilai penyesuaian pada pemodelan adalah untuk memperbaiki error pemodelan yang disebabkan oleh matriks Markov Chain yang bias. Oleh sebab itu, diperlukan nilai penyesuaian ( $D_t$ ) pemodelan untuk memperbaiki error tersebut dengan aturan-aturan berikut:

- a. Jika *state*  $A_i$  bertransisi dengan  $A_j$ , dimulai dari *state*  $A_i$  pada saat  $t - 1$  sebagai  $F(t - 1) = A_i$  dan terjadi perpindahan transisi naik ke *state*  $A_j$  pada saat  $t$ , ( $i < j$ ) maka nilai penyesuaian  $D_t$  adalah  $D_{t1} = (l/2)$ .
- b. Jika *state*  $A_i$  bertransisi dengan  $A_j$ , dimulai dari *state*  $A_i$  pada saat  $t - 1$  sebagai  $F(t - 1) = A_i$  dan terjadi perpindahan transisi turun ke *state*  $A_j$  pada saat  $t$ , ( $i > j$ )

maka nilai penyesuaian  $D_t$  adalah  $D_{t1} = - (l/2)$ .

- c. Jika *state*  $A_i$  pada saat  $t - 1$  sebagai  $F(t - 1) = A_i$  dan terjadi perpindahan lompatan transisi maju (ke depan) ke *state*  $A_{i+s}$  pada saat  $t$ ,  $1 \leq s \leq n - i$ , maka nilai penyesuaian  $D_t$  adalah  $D_{t2} = (l/2)s$ , dengan  $s$  adalah banyak lompatan perpindahan transisi maju.
- d. Jika *state*  $A_i$  pada saat  $t - 1$  sebagai  $F(t - 1) = A_i$  dan terjadi perpindahan lompatan transisi mundur (ke belakang) ke *state*  $A_{i-v}$  pada saat  $t$ ,  $1 \leq v \leq i$ , maka nilai penyesuaian  $D_t$  adalah  $D_{t2} = - (l/2)v$ , dengan  $v$  adalah banyak lompatan perpindahan transisi mundur.

**Langkah 9.** Menentukan hasil pemodelan akhir. Pemodelan akhir merupakan hasil dari pemodelan awal yang dijumlahkan dengan nilai penyesuaian. Bentuk umum dari hasil pemodelan akhir  $F'(t)$  adalah

$$F'(t) = F(t) \pm D_{t1} \pm D_{t2}. \tag{11}$$

Perhitungan error merupakan cara untuk mengetahui keakuratan model yang telah diperoleh. Perhitungan error dapat digunakan untuk melihat seberapa akurat data pemodelan dengan data sebenarnya. Semakin kecil nilai yang dihasilkan dari ukuran error maka semakin baik model pemodelan yang digunakan. Ukuran akurasi pemodelan yang digunakan adalah Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dengan formula:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|X_t - \hat{X}_t|}{X_t} \times 100\% \tag{12}$$

Kriteria keakuratan MAPE adalah sebagai berikut:

- a. Ketepatan pemodelan sangat baik saat nilai MAPE < 10%
- b. Ketepatan pemodelan baik saat nilai MAPE 10% -20%
- c. Ketepatan pemodelan cukup saat nilai MAPE 20% -50%
- d. Ketepatan pemodelan tidak akurat saat nilai MAPE > 50%.

Ukuran akurasi selanjutnya adalah Root Mean Square Error (RMSE) dan Mean Absolute Error (MAE) dengan formulas sebagai berikut

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (X_t - \hat{X}_t)^2} \tag{13}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |X_t - \hat{X}_t| \tag{14}$$

dimana  $X_t$  adalah data aktual dan  $\hat{X}_t$  adalah data hasil pemodelan.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan diuraikan proses pemodelan pergerakan harga emas sesuai dengan target model dan tahapannya. Berikut ini akan dijelaskan model pergerakan harga emas dengan menggunakan pendekatan FTSMC.

Langkah awal yaitu menetapkan nilai minimum  $D_{min} = 259.20$  dan maksimum  $D_{max} = 2018.30$ . Selanjutnya menentukan nilai  $D_1 = 0.20$  dan  $D_2 = 0.70$ . Berikut himpunan semesta U:

$$U = [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2] = [259.00, 2019.00] \tag{15}$$

Himpunan semesta U dipartisi menjadi beberapa bagian dengan interval ( $n$ ) yang sama, dengan menggunakan rumus *Sturges* berikut:

$$n = 1 + 3,322 \log 62 \approx 10 \tag{16}$$

Selanjutnya menentukan panjang interval, dengan menggunakan rumus:

$$l = \frac{[(D_{max} + D_2) - (D_{min} - D_1)]}{n} = \frac{[(2019.00 + 0.70) - (259.20 - 0.20)]}{10} = 176.00 \tag{17}$$

Langkah selanjutnya adalah mendefinisikan himpunan semesta, sehingga diperoleh:

$$\begin{aligned} u_1 &= [259.00; 435.00], u_2 = [435.00; 611.00], u_3 = [611.00; 787.00], \\ u_4 &= [787.00; 963.00], u_5 = [963.00; 1139.00], u_6 = [1139.00; 1315.00], \\ u_7 &= [1315.00; 1491.00], u_8 = [1491.00; 1667.00], u_9 = [1667.00; 1843.00], \\ u_{10} &= [1843.00; 2019.00]. \end{aligned} \tag{18}$$

Tahap selanjutnya menentukan himpunan *fuzzy* untuk setiap variabel linguistik yang diperoleh sebagai berikut:

$$\begin{aligned} A_1 &= \frac{1}{u_1} + \frac{0.5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8} + \frac{0}{u_9} + \frac{0}{u_{10}} \\ A_2 &= \frac{0.5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0.5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8} + \frac{0}{u_9} + \frac{0}{u_{10}} \\ A_3 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0.5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0.5}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8} + \frac{0}{u_9} + \frac{0}{u_{10}} \\ A_4 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0.5}{u_3} + \frac{1}{u_4} + \frac{0.5}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8} + \frac{0}{u_9} + \frac{0}{u_{10}} \\ A_5 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0.5}{u_4} + \frac{1}{u_5} + \frac{0.5}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8} + \frac{0}{u_9} + \frac{0}{u_{10}} \\ A_6 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0.5}{u_5} + \frac{1}{u_6} + \frac{0.5}{u_7} + \frac{0}{u_8} + \frac{0}{u_9} + \frac{0}{u_{10}} \\ A_7 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0.5}{u_6} + \frac{1}{u_7} + \frac{0}{u_8} + \frac{0}{u_9} + \frac{0}{u_{10}} \\ A_8 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0.5}{u_7} + \frac{1}{u_8} + \frac{0.5}{u_9} + \frac{0}{u_{10}} \\ A_9 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0.5}{u_8} + \frac{1}{u_9} + \frac{0.5}{u_{10}} \\ A_{10} &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8} + \frac{0.5}{u_9} + \frac{1}{u_{10}} \end{aligned} \tag{19}$$

Setelah variabel linguistik didefinisikan, langkah selanjutnya adalah proses fuzzifikasi. Proses ini dilakukan untuk menentukan interval linguistik dari data aktual. Sebagai contoh, diketahui bahwa nilai aktual dari data harga emas pada Bulan Januari 2000 adalah 286.20 . Artinya data tersebut berada pada interval linguistik  $u_1$ . Variabel linguistiknya adalah  $A_1$ . Kemudian dilakukan proses fuzzifikasi seperti pada Tabel 1.

**Tabel 1. Data Fuzzifikasi**

t	Bulan	Data Aktual	Data Fuzzy
1	Jan 00	286.20	$A_1$
2	Feb 00	295.40	$A_1$
3	Mar 00	281.40	$A_1$
⋮	⋮	⋮	⋮
282	Jun 23	1929.40	$A_{10}$
283	Jul 23	2009.20	$A_{10}$
284	Agus 23	1973.15	$A_{10}$

Variabel linguistik telah ditentukan di setiap tabel untuk data aktual. Hal ini berarti data aktual berada dalam himpunan *fuzzy*. Tahap selanjutnya adalah menentukan hubungan antara himpunan *fuzzy* dengan menentukan *fuzzy logic relations* (FLR) sesuai Definisi 1. Hasil yang diperoleh berdasarkan Tabel 2.

**Tabel 2. Fuzzy Logic Relations (FLR)**

t	Bulan	FLR
1	Jan 00-Feb 00	$A_1 \rightarrow A_1$
2	Feb 00-Mar 00	$A_1 \rightarrow A_1$
3	Mar 00-Apr 00	$A_1 \rightarrow A_1$
⋮	⋮	⋮
282	May 23-Jun 23	$A_{10} \rightarrow A_{10}$
283	Jun 23-Jul 23	$A_{10} \rightarrow A_{10}$
284	Jul 23-Agus 23	$A_{10} \rightarrow \emptyset$

Berdasarkan Tabel 2 dapat diamati hubungan himpunan *fuzzy* dari bulan ke bulan. Hubungan ini dapat dinyatakan dengan  $A_i \rightarrow A_j$ , dimana  $A_i$  disebut *left-hand side* (LHS), dan  $A_j$  disebut *right-hand side* (RHS) dari FLR. Dengan menggunakan grup hubungan logika *fuzzy*, matriks probabilitas transisi R dapat diperoleh,

$$R = \begin{bmatrix} \frac{57}{62} & \frac{5}{62} & \dots & \dots & \dots & 0 \\ \frac{4}{15} & \frac{9}{15} & \frac{2}{15} & \dots & \dots & 0 \\ 0 & \frac{1}{17} & \frac{14}{17} & \frac{2}{17} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{4}{18} & \frac{14}{18} \end{bmatrix} \quad (20)$$



Berikut ini perhitungan output yang dimodelkan. Sebagai contoh, nilai pemodelan  $t = 2$  adalah,

$$F(2) = \frac{4}{15} * m_1 + \frac{9}{15} * X(1) + \frac{2}{15} * m_3 = 305.2968 \tag{21}$$

Setelah diperoleh matriks probabilitas, dilanjutkan dengan menghitung nilai pemodelan awal. Dalam menghitung nilai pemodelan awal yaitu dengan menggunakan matriks **R** di atas. Berikut disajikan nilai pemodelan awal pada Tabel 3:

**Tabel 3. Hasil Pemodelan Awal Harga Emas dengan Model FTSMC**

t	Bulan	Data Aktual	Nilai Pemodelan Awal
1	Jan 00	286.20	
2	Feb 00	295.40	305.2968
3	Mar 00	281.40	313.7548
⋮	⋮	⋮	⋮
58	Okt 04	430,30	428.6742
59	Nov 04	453,20	437.7758
60	Des 04	439,40	457.6533
⋮	⋮	⋮	⋮
282	Jun 23	1929.40	1900.6050
283	Jul 23	2009.20	2008.6200
284	Agus 23	1973.15	1915.5100

Setelah diperoleh nilai pemodelan awal, langkah selanjutnya adalah menghitung nilai penyesuaian. Berikut disajikan nilai penyesuaian pada Tabel 4.

**Tabel 4. Hasil Penyesuaian Harga Emas dengan Model FTSMC**

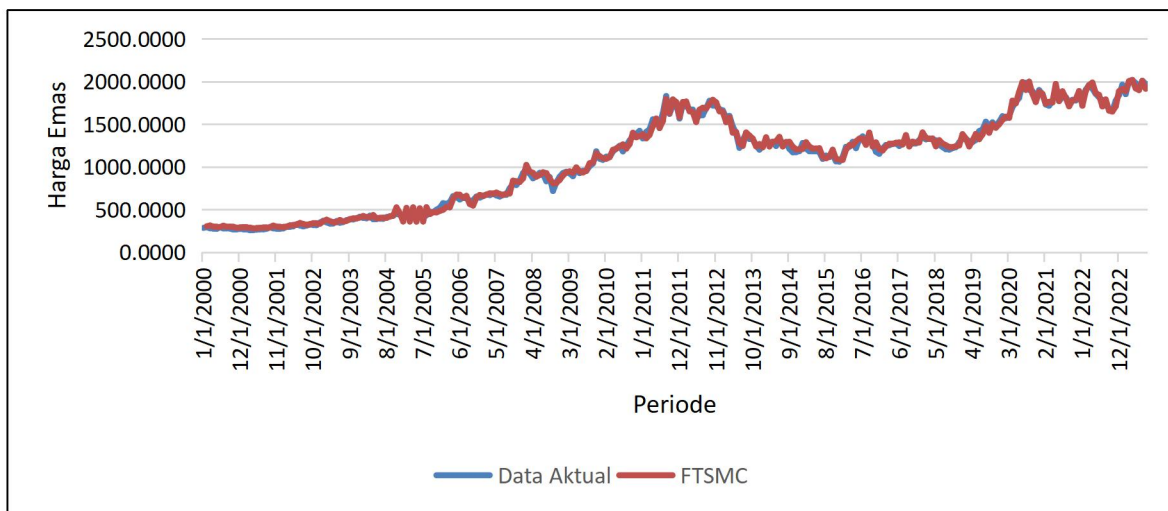
t	Bulan	Data Aktual	Nilai Penyesuaian
1	Jan 00	286.20	
2	Feb 00	295.40	0
3	Mar 00	281.40	0
⋮	⋮	⋮	⋮
58	Okt 04	430,30	0
59	Nov 04	453,20	88
60	Des 04	439,40	0
⋮	⋮	⋮	⋮
282	Jun 23	1929.40	0
283	Jul 23	2009.20	0
284	Agus 23	1973.15	0

Setelah diperoleh nilai penyesuaian, langkah selanjutnya adalah menghitung nilai pemodelan akhir. Untuk menghitung nilai pemodelan akhir adalah dengan menjumlahkan nilai pemodelan awal dengan nilai penyesuaian. Berikut disajikan nilai pemodelan akhir pada Tabel 5.

**Tabel 5. Hasil Pemodelan Akhir Harga Emas dengan Model FTSMC**

t	Bulan	Data Aktual	Nilai Pemodelan Akhir
1	Jan 00	286.20	
2	Feb 00	295.40	305.2968
3	Mar 00	281.40	313.7548
⋮	⋮	⋮	⋮
58	Okt 04	430,30	428.6742
59	Nov 04	453,20	525.7758
60	Des 04	439,40	457.6533
⋮	⋮	⋮	⋮
282	Jun 23	1929.40	1900.6050
283	Jul 23	2009.20	2008.6200
284	Agus 23	1973.15	1915.5100

Setelah diperoleh nilai pemodelan akhir, data aktual dan nilai pemodelan akhir disajikan dalam bentuk grafik sebagai berikut:



Gambar 1. Grafik Data Aktual Harga Emas dan Hasil Pemodelan

Berdasarkan Gambar 1 terlihat bahwa hasil model dengan menggunakan FTSMC hampir mendekati dengan data sebenarnya. Perbedaan antara data aktual dan data pemodelan tidak terlalu jauh. Secara keseluruhan, data dari hasil model FTSMC dapat dikatakan baik dalam pemodelan.

### Tingkat Akurasi dan Analisis Output Model

Setelah diperoleh pemodelan, selanjutnya akan dihitung nilai MAE, RMSE, dan MAPE untuk mengetahui tingkat keakuratan model yang telah diperoleh. Berikut ini merupakan tabel tingkat akurasi:

Tabel 6. Akurasi Pemodelan

Model	MAE	RMSE	MAPE
FTSMC Harga Emas	33.5926	40.2808	4.2211

Setelah menghitung nilai MAE dan RMSE, diperoleh model FTSMC data harga emas yang nilainya relatif kecil dan nilai MAPE sebesar 4.22%. Berdasarkan

kriteria MAPE, dapat disimpulkan bahwa ketepatan pemodelan sangat baik karena nilai MAPE < 10%. Model ini dapat memodelkan data harga emas dengan baik. Sehingga, emas dapat kita percayai sebagai alat tukar yang lebih stabil karena berkorelasi dengan data sebelumnya. Pergerakan harga emas memberikan keuntungan berinvestasi karena emas mempunyai nilai sebagai aset yang cenderung stabil, mudah dicairkan dalam bentuk tunai, bebas dari bunga, mempunyai peranan sebagai dana darurat serta dapat melindungi nilai kekayaan. Sifat pergerakan harga emas yang cenderung stabil memberikan peran emas sebagai alternatif investasi jangka panjang walaupun akan menimbulkan biaya administrasi dan penitipan dalam proses investasi.

## SIMPULAN

Berdasarkan uraian pengolahan data, pemodelan data harga emas dengan model FTSMC telah mendekati data aktual, hal ini dikuatkan dengan nilai akurasi. Data harga emas dengan model FTSMC memberikan nilai MAE, RMSE dan MAPE relatif kecil. Hasil penelitian ini bisa menjadi pertimbangan pengembangan strategi portofolio oleh praktisi pasar sehingga memori jangka panjang dalam harga emas dapat dipertimbangkan ketika membuat keputusan investasi.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. Chen, Q. Qiao, J. Cao, H. Li, and Z. Bian, "Precious metal recovery," *Joule*, vol. 5, no. 12, pp. 3097-3115, 2021, doi: 10.1016/j.joule.2021.11.002.
- [2] J. Beckmann, T. Berger, and R. Czudaj, "Does gold act as a hedge or a safe haven for stocks? A smooth transition approach," *Econ. Model.*, vol. 48, pp. 16-24, 2015, doi: 10.1016/j.econmod.2014.10.044.
- [3] J. Junttila, J. Pesonen, and J. Raatikainen, "Commodity market based hedging against stock market risk in times of financial crisis: The case of crude oil and gold," *J. Int. Financ. Mark. Institutions Money*, vol. 56, pp. 255-280, 2018, doi: 10.1016/j.intfin.2018.01.002.
- [4] J. Iqbal, "Does gold hedge stock market, inflation and exchange rate risks? An econometric investigation," *Int. Rev. Econ. Financ.*, vol. 48, no. November 2016, pp. 1-17, 2017, doi: 10.1016/j.iref.2016.11.005.
- [5] F. A. O'Connor, B. M. Lucey, J. A. Batten, and D. G. Baur, "The financial economics of gold - A survey," *Int. Rev. Financ. Anal.*, vol. 41, pp. 186-205, 2015, doi: 10.1016/j.irfa.2015.07.005.
- [6] S. Bekiros, S. Boubaker, D. K. Nguyen, and G. S. Uddin, "Black swan events and safe havens: The role of gold in globally integrated emerging markets," *J. Int. Money Financ.*, vol. 73, pp. 317-334, 2017, doi: 10.1016/j.jimonfin.2017.02.010.
- [7] N. Areal, B. Oliveira, and R. Sampaio, "When times get tough, gold is golden," *Eur. J. Financ.*, vol. 21, no. 6, pp. 507-526, 2015, doi: 10.1080/1351847X.2013.854821.
- [8] M. Tronzano, "Financial Crises, Macroeconomic Variables, and Long-Run Risk: An Econometric Analysis of Stock Returns Correlations (2000 to 2019)," *J. Risk Financ. Manag.*, vol. 14, no. 3, p. 127, 2021, doi: 10.3390/jrfm14030127.
- [9] D. Makala and Z. Li, "Prediction of gold price with ARIMA and SVM," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1767, no. 1, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1767/1/012022.
- [10] I. E. Khairuddin, C. Sas, S. Clinch, and N. Davies, "Exploring motivations among Bitcoin users," *Conf. Hum. Factors Comput. Syst. - Proc.*, vol. 07-12-May-2016, pp. 2872-

- 2878, 2016, doi: 10.1145/2851581.2892500.
- [11] W. W. S. Wei, *Multivariate Time Series Analysis and Applications*. Wiley, 2019.
- [12] C. A. Severiano, P. C. de L. e. Silva, M. Weiss Cohen, and F. G. Guimarães, "Evolving fuzzy time series for spatio-temporal forecasting in renewable energy systems," *Renew. Energy*, vol. 171, pp. 764–783, 2021, doi: 10.1016/j.renene.2021.02.117.
- [13] C. H. Cheng, T. L. Chen, H. J. Teoh, and C. H. Chiang, "Fuzzy time-series based on adaptive expectation model for TAIEX forecasting," *Expert Syst. Appl.*, vol. 34, no. 2, pp. 1126–1132, 2008, doi: 10.1016/j.eswa.2006.12.021.
- [14] E. Egrioglu, R. Fildes, and E. Baş, "Recurrent fuzzy time series functions approaches for forecasting," *Granul. Comput.*, vol. 7, no. 1, pp. 163–170, 2022, doi: 10.1007/s41066-021-00257-3.
- [15] R. C. Tsauro, "A fuzzy time series-Markov chain model with an application to forecast the exchange rate between the Taiwan and us Dollar," *Int. J. Innov. Comput. Inf. Control*, vol. 8, no. 7 B, pp. 4931–4942, 2012.
- [16] O. Sjoftjan and D. N. Adli, "Using fuzzy time series with and without markov chain: to forecast of edible bird nest exported from Indonesia," *E3S Web Conf.*, vol. 335, pp. 6–11, 2022, doi: 10.1051/e3sconf/202233500016.
- [17] R. A. Zalan and Z. S. Yaseen, "Using Fuzzy-ARFIMA Models to Predict Births in Basra Governorate," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1963, no. 1, pp. 0–13, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1963/1/012139.
- [18] K. Ramadani and D. Devianto, "The forecasting model of bitcoin price with fuzzy time series Markov chain and Chen logical method," *AIP Conf. Proc.*, vol. 2296, no. November, 2020, doi: 10.1063/5.0032178.
- [19] Zaenurrohman, S. Hariyanto, and T. Udjiani, "Fuzzy time series Markov Chain and Fuzzy time series Chen & Hsu for forecasting," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1943, no. 1, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1943/1/012128.