

Peramalan Harga Emas Menggunakan Fuzzy Time Series-Markov Chain

Eno Dwi Putri¹, Dony Permana², Syafriandi³, Fadhilah Fitri⁴

^{1,2,3,4}Universitas Negeri Padang

¹enodwiputri58@gmail.com

ABSTRAK

Emas dikenal sebagai instrumen investasi andal dalam menghadapi inflasi dan ketidakpastian ekonomi global. Namun, karakteristik data harga emas yang tidak linier dan fluktuatif menjadikannya sulit diprediksi. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan harga emas harian di Indonesia menggunakan metode Fuzzy Time Series-Markov Chain (FTSMC) berdasarkan data periode 1 Januari hingga 13 Juni 2025 sebanyak 118 observasi. Metode FTSMC menggabungkan teori himpunan fuzzy untuk menangani ketidakpastian linguistik dan model rantai Markov dalam memetakan transisi probabilistik antar kondisi harga. Pemodelan dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python, sedangkan evaluasi akurasi menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil peramalan menunjukkan tren penurunan harga emas secara bertahap selama tujuh hari ke depan, yang mengindikasikan fase koreksi setelah tren kenaikan sebelumnya. Model FTSMC menunjukkan tingkat akurasi sangat tinggi dengan nilai MAPE sebesar 1,10%. Hasil ini konsisten dengan penelitian sebelumnya yang menerapkan pendekatan serupa dan menunjukkan kapabilitas model dalam menginterpretasi serta beradaptasi terhadap dinamika data harga komoditas. Penelitian ini terbatas pada peramalan jangka pendek dan data univariat. Penelitian lanjutan disarankan untuk mempertimbangkan variabel makroekonomi lain seperti suku bunga dan nilai tukar. Kebaruan penelitian terletak pada penerapan metode FTSMC terhadap data harga emas terkini di Indonesia dengan akurasi tinggi, yang dapat mendukung pengambilan keputusan investasi secara praktis.

Kata Kunci: harga emas; fuzzy time series; rantai Markov; peramalan; MAPE.

ABSTRACT

Gold is known as a reliable investment instrument in the face of inflation and global economic uncertainty. However, the non-linear and volatile characteristics of gold price data make it difficult to predict. This study aims to forecast daily gold prices in Indonesia using the Fuzzy Time Series-Markov Chain (FTSMC) method based on data for the period January 1 to June 13, 2025 as many as 118 observations. The FTSMC method combines fuzzy set theory to handle linguistic uncertainty and the Markov chain model in mapping probabilistic transitions between price conditions. Modeling is done using the Python programming language, while accuracy evaluation uses Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The forecasting results show a gradual downward trend in gold prices over the next seven days, indicating a correction phase after the previous upward trend. The FTSMC model shows a very high level of accuracy with an MAPE value of 1.10%. These results are consistent with previous studies applying similar approaches and demonstrate the model's capability to interpret and adapt to the dynamics of commodity price data. This research is limited to short-term forecasting and univariate data. Further research is recommended to consider other macroeconomic variables such as interest rates and exchange rates. The novelty of the research lies in the application of the FTSMC method to the latest gold price data in Indonesia with high accuracy.

Keywords: gold price; fuzzy time series; Markov chain; forecasting; MAPE

PENDAHULUAN

Investasi merupakan salah satu instrumen keuangan yang terus berkembang sebagai bentuk pengelolaan dana untuk memperoleh keuntungan melalui penempatan dana pada aset bernilai tambah. Salah satu aset yang menjadi pilihan utama investor adalah emas karena karakteristiknya yang tahan terhadap inflasi dan gejolak ekonomi global (Ulandari, 2023). Dalam sejarah perekonomian modern, emas berperan sebagai *hedging asset*, di mana investor secara alami mengalihkan asetnya ke dalam bentuk emas ketika terjadi ketidakpastian pasar, mengingat stabilitas nilai emas dibandingkan dengan instrumen investasi lainnya (World Gold Council, 2021).

Pada paruh pertama tahun 2025, harga emas di Indonesia menunjukkan pola tren yang fluktuatif, namun secara umum mengalami peningkatan. Data harga emas harian mencerminkan dinamika nyata pasar emas di tengah kondisi pasca pandemi dan ketidakpastian geopolitik global yang masih berlangsung.

Dalam beberapa dekade terakhir, berbagai pendekatan statistik dan *machine learning* telah digunakan untuk meramalkan harga emas, seperti ARIMA, LSTM, GRU, dan model hibrida ARIMA-*Neural Network*. Meskipun beberapa metode tersebut mampu menghasilkan akurasi prediksi yang tinggi, tetap ditemukan keterbatasan, terutama dalam menangkap pola ketidakpastian linguistik serta transisi harga yang bersifat nonlinier (Nawawi, 2020; Ulandari, 2023). Oleh karena itu, diperlukan pendekatan alternatif yang mampu mengintegrasikan kompleksitas data makroekonomi dengan sifat pasar yang tidak pasti.

Metode *Fuzzy Time Series-Markov Chain* (FTSMC) merupakan salah satu solusi yang menjanjikan dalam konteks ini. FTSMC menggabungkan teori *fuzzy* untuk menangani ketidakpastian linguistik dengan rantai Markov untuk memodelkan probabilitas transisi antar kondisi harga (Wibowo, 2015). Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa pendekatan ini efektif dalam memodelkan data ekonomi yang bersifat nonlinier, volatil, dan memiliki memori jangka panjang. Selain itu, studi oleh Afrimayani dan Putri (2023) menunjukkan bahwa FTSMC memberikan hasil *goodness of fit* yang tinggi dalam konteks peramalan harga emas di Indonesia.

Penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi harga emas di Indonesia dengan menggunakan metode FTSMC berdasarkan data historis periode 1 Januari hingga 13 Juni 2025. Melalui pendekatan ini, diharapkan diperoleh hasil prediksi yang lebih adaptif, akurat, dan aplikatif untuk mendukung pengambilan keputusan strategis oleh investor, lembaga keuangan, serta pembuat kebijakan fiskal dan moneter.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa harga emas harian di Indonesia yang diperoleh dari situs Bullion Rates Indonesia selama periode 1 Januari hingga 13 Juni 2025, dengan total sebanyak 118 data observasi. Data tersebut mencerminkan fluktuasi nilai emas dalam satuan Rupiah per gram di pasar domestik. Data ini digunakan sebagai dasar dalam membangun model prediksi harga emas untuk tujuh hari atau periode ke depan, sehingga total data analisis berjumlah 125 titik observasi.

Penelitian ini bersifat kuantitatif dengan pendekatan deret waktu (*time series*), tanpa melibatkan data primer maupun responden. Variabel utama yang dianalisis adalah harga emas harian, tanpa mempertimbangkan variabel makroekonomi tambahan seperti inflasi, suku bunga, atau nilai tukar. Fokus penelitian ini adalah pada pemodelan perilaku harga emas berbasis pola historis dengan menggunakan metode peramalan nonlinier.

Analisis dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python, dengan mengikuti tahapan sistematis, yaitu: (1) pembentukan semesta pembicaraan (*universe of discourse*); (2)

fuzzifikasi data historis; (3) pembentukan hubungan logika *fuzzy* (*Fuzzy Logical Relationship* atau FLR); (4) pengelompokan FLR ke dalam *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG); (5) konstruksi matriks transisi Markov untuk menghitung probabilitas peralihan antar himpunan *fuzzy*; dan (6) proses prediksi harga serta evaluasi akurasi model.

Pemeriksaan awal terhadap data dilakukan untuk mengidentifikasi keberadaan *missing values* atau anomali. Hasil pemeriksaan menunjukkan bahwa seluruh data berada dalam kondisi lengkap dan siap digunakan dalam proses pemodelan tanpa perlakuan tambahan. Nilai minimum dan maksimum harga digunakan untuk membentuk interval *fuzzy* berdasarkan rumus *Sturges*, yang kemudian menjadi dasar dalam pembentukan semesta pembicaraan.

Setiap nilai harga harian kemudian dipetakan ke dalam himpunan *fuzzy* yang sesuai. Berdasarkan hasil *fuzzifikasi*, dibentuk FLR yang mencerminkan transisi harga dari waktu ke waktu. FLR selanjutnya dikelompokkan dalam FLRG untuk mengidentifikasi kemungkinan transisi antar kondisi harga secara historis.

Model rantai Markov digunakan untuk menghitung probabilitas transisi antar himpunan *fuzzy*, di mana peluang transisi ini menjadi dasar dalam proses prediksi. Nilai prediksi akhir diperoleh melalui kombinasi antara probabilitas transisi diagonal (*self-transition*) dan rata-rata tertimbang dari semua kondisi transisi yang relevan. Proses implementasi dilakukan menggunakan pustaka Python seperti *NumPy*, *Pandas*, dan *Matplotlib* untuk pengolahan data, visualisasi, serta penghitungan evaluasi model (Salsabila et al., 2023).

Evaluasi akurasi dilakukan dengan menggunakan indikator *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), yang menghitung rata-rata kesalahan absolut dalam bentuk persentase terhadap nilai aktual. Semakin rendah nilai MAPE, semakin tinggi tingkat akurasi model prediksi yang dibangun.

Misalkan U adalah himpunan semesta, $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$, maka suatu himpunan fuzzy A dari U didefinisikan sebagai,

$$A = \frac{f_A(u_1)}{u_1} + \frac{f_A(u_2)}{u_2} + \dots + \frac{f_A(u_n)}{u_n} \quad (1)$$

f_A adalah fungsi keanggotaan dari A , $f_A: U \rightarrow [0,1]$ dan $f_A(u_i)$ menunjukkan derajat keanggotaan u_i yang termasuk dalam himpunan fuzzy A dan $f_A(u_i) \in [0,1]$ dengan $1 \leq i \leq n$ (Rukhansah et al., 2016).

Definisi 1. Misalkan $X(t)$ ($t = \dots, 0, 1, 2, \dots$) semesta pembicaraan dan bagian dari R , dengan himpunan fuzzy $f_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots$) terdefinisi pada $X(t)$. Andaikan $F(t)$ berupa kumpulan $f_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots$). Maka $F(t)$ disebut fuzzy time series dari $X(t)$ ($t = \dots, 0, 1, 2, \dots$).

Definisi 2. Jika $F(t)$ hanya disebabkan oleh $F(t-1)$, hubungan antara $F(t)$ dengan $F(t-1)$ dapat dinyatakan sebagai $F(t-1) \rightarrow F(t)$.

Definisi 3. Andaikan $F(t) = A_i$ dan $F(t-1) = A_j$. Hubungan antara $F(t)$ dan $F(t-1)$ (disebut sebagai fuzzy logical relationship, FLR) dapat dinyatakan dengan $A_i \rightarrow A_j$; dimana A_i disebut left-hand side (LHS) dan A_j right-hand side (RHS) dari FLR. Mengingat dua FLRs mempunyai himpunan fuzzy yang sama pada LHS $A_i \rightarrow A_{j1}, A_i \rightarrow A_{j2}$. Maka kedua FLR dapat dikelompokkan kedalam fuzzy logical relationship group (FLGR) $A_i \rightarrow A_{j1}, A_{j2}$.

Langkah-langkah metode FTSMC adalah sebagai berikut:

Langkah 1. Mengumpulkan data historikal

Langkah 2. Mendefinisikan himpunan semesta U dari data, yang didefinisikan dengan

$$U = [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2] \quad (2)$$

D_1 dan D_2 adalah bilangan positif yang sesuai.

Langkah 3. Menentukan jumlah interval fuzzy, dalam penelitian ini menggunakan rumus Sturges.

$$K = 1 + 3.322 \log(N) \quad (3)$$

Dimana N adalah banyak data yang digunakan. Kemudian, tentukan panjang interval (l) dengan menggunakan rumus (4).

$$l = \frac{[D_{min} - D_1, D_{max} + D_2]}{K} \quad (4)$$

Jadi, partisi dari U seperti pada (5).

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

Dimana u_n adalah interval ke n th.

Langkah 4. Mendefinisikan himpunan fuzzy, dalam mendefinisikan himpunan fuzzy, perlu ditentukan nilai keanggotaan u_i untuk setiap A_i dengan ketentuan sebagai berikut.

$$\mu(u_i) = \begin{cases} 1 & ; u_i = A_i \\ 0.5 & ; u_{i+1} = A_i \text{ or } u_{i-1} = A_i \\ 0 & ; \text{other.} \end{cases} \quad (6)$$

Langkah 5. Fuzzifikasi data historis, fuzzifikasi data historis merupakan langkah untuk menentukan himpunan fuzzy untuk setiap data dengan cara menentukan nilai keanggotaan berdasarkan fungsi keanggotaan. Jika data yang diperoleh termasuk dalam interval u_i , maka data tersebut di-fuzzify ke himpunan fuzzy A_i .

Langkah 6. Menentukan fuzzy logical relationship (FLR) dan fuzzy logical relationship group (FLRG).

Langkah 7. Menentukan matriks probabilitas transisi rantai Markov.

$$P_{ij} = \frac{M_{ij}}{M_i}, i, j = 1, 2, 3, \dots, n \quad (7)$$

Dengan:

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

M_{ij} = jumlah transisi dari state A_i ke state A_j satu langkah.

M_i = jumlah data yang termasuk dalam state A_i .

Matriks probabilitas R dari seluruh state dapat dituliskan sebagai berikut :

$$R = \begin{bmatrix} p_{11} & \dots & p_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n1} & \dots & p_{nn} \end{bmatrix} \quad (8)$$

Dimana $p_{ij} \geq 0$ dan $\sum_{j=1}^n p_{ij} = 1$

Langkah 8. Menghitung nilai ramalan ($F(t)$)

Ada beberapa kondisi untuk mendapatkan nilai ramalan :

Jika fuzzy logical relationship group (FLRG) A_i adalah himpunan kosong ($A_i \rightarrow \emptyset$), rumus (9) digunakan untuk menentukan $F(t)$,

$$F(t) = m_i \quad (9)$$

Dimana m_i adalah nilai tengah dari A_i .

Jika fuzzy logical relationship group (FLRG) A_i adalah one to one ($A_i \rightarrow A_j$) dimana $p_{ij} = 1$, rumus (10) digunakan untuk menentukan $F(t)$,

$$F(t) = m_j \quad (10)$$

Dimana m_j adalah nilai tengah dari A_j .

Jika fuzzy logical relationship group (FLRG) A_i adalah one to many ($A_i \rightarrow A_1, A_2, A_3, \dots, A_n$), rumus (11) digunakan untuk menentukan $F(t)$,

$$F(t) = m_1 p_{i1} + m_2 p_{i2} + \dots + m_{(i-1)} p_{i(i-1)} + X(t-1) p_{ii} + m_{(i+1)} p_{i(i+1)} + \dots + m_n p_{in} \quad (11)$$

Dimana m_1 adalah nilai tengah dari A_1 , dan seterusnya.

Langkah 9. Menentukan nilai penyesuaian untuk memperbaiki kesalahan.

Jika state A_i dengan waktu $(t-1)$ atau $F(t-1) = A_i$, bertransisi ke state A_j dengan waktu (t) , dimana s adalah $j-1$, maka penyesuaian nilainya seperti rumus (12),

$$D_t = \frac{1}{2} s \quad (12)$$

Langkah 10. Menentukan nilai ramalan akhir ($F'(t)$)

$$F'(t) = F(t) \pm D_t \quad (13)$$

Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE mengevaluasi model peramalan yang mempertimbangkan efek nilai aktual. Semakin rendah nilai MAPE, semakin akurat akurasi model tersebut. Rumus (14) digunakan untuk menghitung nilai MAPE, dan table 1 adalah skala untuk menilai akurasi model berdasarkan nilai MAPE.

$$MAPE = \frac{\left(\sum_{t=1}^N \frac{|X(t) - F'(t)|}{X(t)} \right)}{N} \times 100\% \quad (14)$$

Tabel 1. MAPE Accuracy

MAPE	Forecast Accuracy
$\leq 10\%$	Highly accurate
$10\% < \text{MAPE} \leq 20\%$	Good accurate
$20\% < \text{MAPE} \leq 50\%$	Reasonable forecast
$50\% <$	Inacurate forecast

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis dalam penelitian ini dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python, yang diimplementasikan secara terstruktur melalui beberapa tahap utama, yaitu: pembentukan semesta pembicaraan, fuzzifikasi data, pembentukan FLR dan FLRG, penyusunan matriks transisi Markov, peramalan awal, penyesuaian ramalan, hingga prediksi untuk periode mendatang. Adapun tahapan lengkapnya dijabarkan sebagai berikut:

1. Mengumpulkan historikal data. Data historis merupakan data harga tutup emas harian yang diambil selama periode 1 Januari sampai 13 Juni 2025.
2. Mendefinisikan himpunan semesta U .
Menentukan data maksimum dan minimum.

Algoritma 1

```
minimal = min(data) / 100
```

```
maksimal = max(data) / 100
```

```
min_baru = floor(minimal) * 100
```

```
max_baru = ceil(maksimal) * 100
```

Dari data historikal harga emas diperoleh $D_{min} = 1.370.858$, $D_{max} = 1.852.337$. Selanjutnya data minimum dan data maksimum dibulatkan sehingga diperoleh semesta pembicaraan $U = [1.370.800, 1.852.400]$.

3. Menentukan jumlah interval dan panjang interval fuzzy menggunakan aturan Sturges

Algoritma 2

```
k = round(1 + (3.3 * log10(n)))
```

```
L = round((max_baru - min_baru) / k)
```

Dari algoritma 2, fungsi “round” digunakan untuk membulatkan nilai k , sehingga didapatkan $k = 8$ dan $L = 60.200$.

4. Pembentukan interval dan nilai tengah fuzzy

Algoritma 3

```
intervals = np.linspace(min_baru, max_baru, k + 1)
```

```
box = pd.DataFrame({
```

```

    "bawah": intervals[:-1],
    "atas": intervals[1:],
    "kel": np.arange(1, len(intervals))
})
n_tengah = pd.DataFrame({
    "tengah": (box["bawah"] + box["atas"]) / 2,
    "kel": box["kel"]
})

```

Pada algoritma 3, kita mendapatkan interval himpunan fuzzy, nilai tengah pada table 3, dan himpunan fuzzy pada persamaan (15).

Tabel 2. Fuzzy Set

u_n	Interval	m_n
0	[1.370.800 , 1.431.000]	1.400.900
1	[1.431.000 , 1.491.200]	1.461.100
2	[1.491.200 , 1.551.400]	1.521.300
3	[1.551.400 , 1.611.600]	1.581.500
4	[1.611.600 , 1.671.800]	1.641.700
5	[1.671.800 , 1.732.000]	1.701.900
6	[1.732.000 , 1.792.200]	1.762.100
7	[1.792.200 , 1.852.400]	1.822.300

$$\begin{aligned}
 A_0 &= \left\{ \frac{1}{u_0}, \frac{0.5}{u_1}, \frac{0}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \frac{0}{u_5}, \frac{0}{u_6}, \frac{0}{u_7} \right\} \\
 A_1 &= \left\{ \frac{0.5}{u_0}, \frac{1}{u_1}, \frac{0.5}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \frac{0}{u_5}, \frac{0}{u_6}, \frac{0}{u_7} \right\} \\
 A_2 &= \left\{ \frac{0}{u_0}, \frac{0.5}{u_1}, \frac{1}{u_2}, \frac{0.5}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \frac{0}{u_5}, \frac{0}{u_6}, \frac{0}{u_7} \right\} \\
 &\vdots \\
 A_6 &= \left\{ \frac{0}{u_0}, \frac{0}{u_1}, \frac{0}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \frac{0.5}{u_5}, \frac{1}{u_6}, \frac{0.5}{u_7} \right\} \\
 A_7 &= \left\{ \frac{0}{u_0}, \frac{0}{u_1}, \frac{0}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \frac{0}{u_5}, \frac{0.5}{u_6}, \frac{1}{u_7} \right\}
 \end{aligned} \tag{15}$$

5. Fuzzyfikasi data historis
Setiap data historis dimasukkan ke dalam kelompok fuzzy berdasarkan interval.

Algoritma 4

fuzifikasi = []

```

for i in range(len(data)):
    for j in range(len(box)):
        if i != np.argmax(data):
            if box.iloc[j, 0] <= data[i] < box.iloc[j, 1]:
                fuzzifikasi.append(j + 1)
            break
    else:
        if box.iloc[j, 0] <= data[i] <= box.iloc[j, 1]:
            fuzzifikasi.append(j + 1)
        break

```

6. Menentukan fuzzy logical relationship (FLR) dan fuzzy logical relationship group (FLRG)

Dalam menentukan FLR (Algoritma 5), terjadi pengurangan state karena pada saat $t = 0$, tidak ada transisi dari state sebelumnya.

Algoritma 5

```

FLR = pd.DataFrame(columns=['fuzzifikasi', 'left', 'right'])
FLR['fuzzifikasi'] = fuzzifikasi
FLR['left'] = [np.nan] + fuzzifikasi[:-1]
FLR['right'] = fuzzifikasi
FLR = FLR.iloc[1:]
flrg_table = pd.crosstab(FLR['left'], FLR['right'])

```

Tabel 3. Fuzzyfy dan FLR.

t	Hari	X(t)	Fuzzify	FLR
0	01/01/25	1.370.858	A_1	$A_1 \rightarrow A_1$
1	02/01/25	1.386.743	A_1	$A_1 \rightarrow A_1$
2	03/01/25	1.375.376	A_1	$A_1 \rightarrow A_1$
3	06/01/25	1.372.296	A_1	$A_1 \rightarrow A_1$
4	07/01/25	1.374.350	A_1	$A_1 \rightarrow A_1$
...	...	...	...	...
114	09/06/25	1.743.276	A_7	$A_7 \rightarrow A_7$
115	10/06/25	1.737.382	A_7	$A_7 \rightarrow A_7$
116	11/06/25	1.753.854	A_7	$A_7 \rightarrow A_7$
117	12/06/25	1.766.896	A_7	$A_7 \rightarrow A_7$
118	13/06/25	1.799.021	A_8	$A_7 \rightarrow A_8$

Tabel 4. FLRG

State X(t-1) → State X(t)
$A_1 \rightarrow 11(A_1), 3(A_2)$
$A_2 \rightarrow 2(A_1), 8(A_2), (A_3)$
$A_3 \rightarrow 25(A_3), (A_4)$
$A_4 \rightarrow 3(A_4), 2(A_5)$
$A_5 \rightarrow (A_4), 8(A_5), 2(A_6)$
$A_6 \rightarrow (A_5), 8(A_6), 5(A_7)$
$A_7 \rightarrow 4(A_6), 19(A_7), 4(A_8)$
$A_8 \rightarrow 3(A_7), 6(A_8)$

7. Menentukan matriks probabilitas transisi rantai Markov

Algoritma 6

```
bobot = flrg_table.div(flrg_table.sum(axis=1), axis=0).fillna(0).round(5)
```

8. Peramalan awal menggunakan nilai tengah
Jika transisi dari satu fuzzy ke banyak (one-to-many), dilakukan perhitungan prediktif:

Algoritma 7

```
diagonal = np.diag(bobot)
pinggir = bobot.values - np.diagflat(diagonal)
ramal = []
for i in range(len(fuzifikasi)):
    fz = fuzifikasi[i]
    if fz in bobot.index:
        idx = list(bobot.index).index(fz)
        pred = diagonal[idx] * data[i] + sum(pinggir[idx, :] * n_tengah['tengah'])
        ramal.append(pred)
    else:
        ramal.append(data[i])
```

9. Menentukan nilai penyesuaian untuk memperbaiki kesalahan (Adjustment Forecast)
Penyesuaian dilakukan berdasarkan selisih transisi:

Algoritma 8

```
adjusted = []
```

```

selisih = FLR['right'] - FLR['left']
for i in range(len(FLR)):
    left = int(FLR.loc[i, 'left'])
    right = int(FLR.loc[i, 'right'])
    delta = selisih[i]
    if left != right and diagonal[left-1] == 0:
        adjusted.append(delta * (L / 2))
    elif delta == 1 and diagonal[left-1] > 0:
        adjusted.append(L)
    elif left != right and diagonal[left-1] > 0:
        adjusted.append(delta * L / 2)
    else:
        adjusted.append(0)

```

10. Menentukan nilai ramalan akhir ($F'(t)$)

Merupakan gabungan dari prediksi awal dan nilai penyesuaian :

Algoritma 9

```

ramal_final = np.array(ramal[1:]) + np.array(adjusted[:-1])
forecast_final = ramal_final.tolist()

```

11. Peramalan untuk periode berikutnya

Algoritma 10

```

future_forecast = []
for _ in range(7):
    if last_fz in bobot.index:
        idx = list(bobot.index).index(last_fz)
        pred = diagonal[idx] * data[-1] + sum(pinggir[idx, :] * n_tengah['tengah'])
        future_forecast.append(round(pred))
        data.append(pred)
    for j in range(len(box)):
        if box.iloc[j, 0] <= pred <= box.iloc[j, 1]:
            last_fz = j + 1

```

break
else:
future_forecast.append(data[-1])

Hasil analisis menunjukkan bahwa tren harga emas selama periode 1 Januari hingga 13 Juni 2025 secara umum mengalami kenaikan bertahap dengan fluktuasi yang cukup signifikan. Setelah model FTSMC diterapkan, diperoleh hasil peramalan untuk tujuh periode berikutnya (periode ke-119 hingga ke-125) dengan kecenderungan penurunan harga secara bertahap. Nilai hasil peramalan tersebut adalah sebagai berikut:

Tabel 5. Peramalan Harga Emas

Periode	Hasil Peramalan (Rp)
16 Juni 2025	1.786.714
17 Juni 2025	1.779.421
18 Juni 2025	1.774.289
19 Juni 2025	1.770.677
20 Juni 2025	1.768.136
23 Juni 2025	1.766.347
24 Juni 2025	1.765.089

PENUTUP

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan dan meramalkan harga emas harian di Indonesia selama tujuh hari ke depan dengan menggunakan metode Fuzzy Time Series-Markov Chain (FTSMC) berdasarkan data harian periode 1 Januari hingga 13 Juni 2025. Hasil peramalan menunjukkan tren penurunan harga secara bertahap setelah mengalami lonjakan di awal tahun. Rentang harga prediksi dalam tujuh hari mendatang berkisar antara Rp1.786.714 hingga Rp1.765.089, yang mencerminkan fase koreksi pasca tren bullish sebelumnya.
2. Model FTSMC yang digunakan menunjukkan kinerja akurasi prediksi yang sangat tinggi, dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 1,10%. Nilai ini mengindikasikan bahwa model sangat andal dalam menangkap pola nonlinier dan transisi harga yang fluktuatif pada data ekonomi harian seperti harga *emas*. Keandalan tersebut diperoleh melalui integrasi pendekatan linguistik dan probabilistik dalam struktur fuzzy yang dipadukan dengan rantai Markov.
3. Dengan tingkat akurasi yang tinggi dan struktur model yang interpretatif, metode FTSMC efektif digunakan untuk peramalan jangka pendek pada harga komoditas, khususnya *emas*. Hasil prediksi ini dapat dijadikan pertimbangan oleh investor, analis pasar, dan lembaga keuangan dalam merancang strategi *hedging* dan alokasi aset yang lebih adaptif terhadap dinamika pasar yang cepat berubah.
4. Penelitian ini masih terbatas pada peramalan jangka pendek dan menggunakan satu variabel (univariat), yaitu harga *emas* harian. Prospek pengembangan selanjutnya mencakup integrasi variabel makroekonomi lain seperti inflasi, suku bunga, atau nilai

tukar, serta penerapan model FTSMC dalam konteks multivariat untuk meningkatkan cakupan dan ketepatan prediksi.

5. Rekomendasi dari penelitian ini adalah penggunaan metode FTSMC dalam sistem pendukung keputusan investasi berbasis data historis, serta pengembangan sistem prediksi otomatis yang dapat membantu investor ritel maupun institusional dalam merespons perubahan harga komoditas secara real-time.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang atas dukungan fasilitas, bantuan akademik, dan lingkungan ilmiah yang mendukung kelancaran pelaksanaan penelitian ini.

REFERENSI

- Afrimayani, A., & Putri, D. M. (2023). Analisis Pergerakan Harga Emas Berjangka Menggunakan Model Fuzzy Time Series Markov Chain. *JOSTECH Journal of Science and Technology*, 3(2), 144–155. <https://doi.org/10.15548/jostech.v3i2.6994>
- Nawawi, H. M. (2020). *(Skripsi) Prediksi Harga Emas Di Indonesia Menggunakan Algoritma Gradient Boosting Regressor*. [https://repository.nusamandiri.ac.id/repo/files/240758/download/14002223_Hendri-Mahmud-Nawawi-\(Full-Tesis\).pdf](https://repository.nusamandiri.ac.id/repo/files/240758/download/14002223_Hendri-Mahmud-Nawawi-(Full-Tesis).pdf)
- Rukhansah, N., Muslim, A., & Arifudin, R. (2016). Peramalan Harga Emas Menggunakan Fuzzy Time Series Markov Chain Model. *Komputasi*, 1(1), 56–74.
- Salsabila, A. B., Firdaniza, F., Ruchjana, B. N., & Abdullah, A. S. (2023). Python script fuzzy time series Markov chain model for forecasting the number of diseases cocoa plant in Bendungan district. *International Journal of Data and Network Science*, 7(2), 627–636. <https://doi.org/10.5267/j.ijdns.2023.3.009>
- Ulandari, R. (2023). *Perbandingan metode ARIMA dengan hybrid ARIMA-JST untuk peramalan harga emas*. Universitas Hasanuddin.
- Wibowo, T. W. L. (2015). Peramalan Harga Minyak Mentah Di Indonesia Dengan Menggunakan Metode Fuzzy Time Series. *Institut Teknologi Sepuluh Nopember*, 173. <http://repository.its.ac.id/71152/>