

Model Hibrida Fuzzy C-Means dan Fuzzy Time Series untuk Prediksi Harga Emas

Fuzzy C-Means and Fuzzy Time Series Hybrid Model for Gold Price Prediction

Ummu Wachidatul Latifah^{*1}, Yuli Wijayanti², Victoria Angela Sugianto³, Ranti Geotalia⁴

^{1,2,3,4} Institut Teknologi Bisnis dan Kesehatan Bhakti Putra Bangsa Indonesia

^{1,2,3,4} Program Studi Sains Data, Fakultas Sains Teknologi Kesehatan dan Bisnis

*e-mail: ummuwl2@gmail.com¹, yuliwijayanti2690@gmail.com², rgeotalia@gmail.com³, victoriaangela53@gmail.com⁴

Received:
16.09.2025

Revised:
05.10.2025

Accepted:
19.10.2025

Available online:
30.10.2025

Abstrak: Harga emas harian cenderung fluktuatif dan dipengaruhi oleh berbagai faktor eksternal yang tidak pasti. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi peramalan harga emas harian. Metode yang digunakan adalah Fuzzy C-Means (FCM) untuk clustering dan Fuzzy Time Series (FTS) untuk prediksi. FCM digunakan untuk mengelompokkan data harga emas berdasarkan pola fluktuasi yang serupa, sementara FTS diterapkan untuk memprediksi harga masa depan dalam setiap kelompok. Data harga emas harian selama periode tertentu digunakan untuk membangun model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi FCM-FTS dapat memberikan peramalan yang lebih akurat dibandingkan metode FTS. Model FCM-FTS berhasil menangani ketidakpastian harga dan mengidentifikasi pola yang lebih halus dalam data harga emas. Secara keseluruhan, metode ini efektif dalam meningkatkan prediksi harga emas di pasar yang sangat dinamis. Hal tersebut sesuai dengan hasil evaluasi model menggunakan MAPE dan RMSE. Hasil MAPE FTS sebesar 4.47% dan hasil FCM-FTS sebesar 3.44%. Hasil RMSE FTS sebesar 0.15 dan FCM-FTS sebesar 0.10 yang menunjukkan bahwa model FCM-FTS lebih akurat. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam pengembangan model peramalan harga emas yang lebih robust dan tepat.

Kata kunci: Fuzzy C-Means, Fuzzy Time Series, Prediksi, Clustering

Abstract: Daily gold prices tend to fluctuate and are influenced by various uncertain external factors. This study aims to improve the accuracy of daily gold price forecasting. The methods used are Fuzzy C-Means (FCM) for clustering and Fuzzy Time Series (FTS) for prediction. FCM is used to cluster gold price data based on similar fluctuation patterns, while FTS is applied to predict future prices in each cluster. Daily gold price data over a specific period is used to build the model. The results show that the combination of FCM-FTS can provide more accurate forecasts than the FTS method alone. The FCM-FTS model successfully handled price uncertainty and identified more subtle patterns in gold price data. Overall, this method is effective in improving gold price predictions in a highly dynamic market. This is in line with the results of model evaluation using MAPE and RMSE. The FTS MAPE result was 4.47% and the FCM-FTS result was 3.44%. The RMSE result for FTS is 0.15 and for FCM-FTS is 0.10, indicating that the FCM-FTS model is more accurate. This research contributes to the development of a more robust and accurate gold price forecasting model.

Keywords: Fuzzy C-Means, Fuzzy Time Series, Prediction, Clustering

1. PENDAHULUAN

Harga emas merupakan salah satu komoditas yang sangat dipengaruhi oleh dinamika pasar global, kondisi ekonomi, dan berbagai faktor eksternal lainnya. Sebagai aset yang sering dianggap sebagai pilihan investasi yang aman, harga emas cenderung berfluktuasi baik dalam jangka pendek maupun jangka panjang. Perubahan harga emas yang cepat dan tidak pasti menjadikannya tantangan besar bagi pelaku pasar dan investor untuk memprediksi pergerakan harga secara akurat. Oleh karena itu, peramalan harga emas yang efektif sangat dibutuhkan untuk meminimalkan risiko dan membantu pengambilan keputusan yang lebih tepat dalam investasi.

Penelitian sebelumnya telah membahas penggunaan berbagai metode untuk meramalkan harga emas, seperti Fuzzy Time Series (FTS). Penelitian oleh Samrius Upa, menyebutkan bahwa hasil dari nilai tersebut menunjukkan bahwa metode fuzzy time series sangat baik digunakan dalam proses peramalan harga emas [1]. Namun, algoritma FTS memiliki kekurangan pada situasi ketika rentang data atau interval nilai terlalu besar. Kondisi ini dapat menyebabkan hasil peramalan menjadi kurang optimal [2]. Salah satu algoritma yang dapat mengoptimalkan, yaitu algoritma clustering. Algoritma clustering yang digunakan dalam penelitian ini algoritma Fuzzy C-Means.

Algoritma Fuzzy C-Means (FCM) termasuk salah satu teknik pengklasteran data yang mana keberadaan pada setiap titik data dalam suatu kluster ditentukan oleh derajat keanggotaan [3]. Metode

Fuzzy C-Means telah terbukti efektif dalam mengelompokkan data yang memiliki pola tumpang tindih dan ketidakpastian yang tinggi, seperti harga emas yang fluktuatif. Penelitian yang dilakukan oleh Katharina menunjukkan bahwa metode tersebut dapat memberikan prediksi yang akurat dan berguna untuk produksi ikan yang sedang berlangsung [4]. FCM digunakan sebagai metode clustering untuk mengelompokkan data berdasarkan tingkat kesamaannya, sehingga memungkinkan pengelompokkan terbaik [2]

Penelitian ini dilakukan untuk mengatasi keterbatasan metode FTS cenderung kurang mampu menangani ketidakpastian dalam data harga emas. Model Fuzzy C-Means dan Fuzzy Time Series (FCM-FTS) diharapkan dapat memberikan hasil peramalan yang lebih akurat dan relevan dengan kondisi pasar yang dinamis. Pendekatan ini bertujuan untuk memberikan kontribusi dalam pengembangan model peramalan yang lebih robust, yang tidak hanya bergantung pada data historis, tetapi juga dapat menangani ketidakpastian yang melekat pada pasar emas.

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengeksplorasi efektivitas penggunaan Fuzzy C-Means dan Fuzzy Time Series dalam meningkatkan akurasi peramalan harga emas harian. Penelitian ini bertujuan untuk menjawab pertanyaan apakah gabungan kedua metode tersebut dapat memberikan prediksi yang lebih baik dibandingkan dengan metode peramalan tradisional yang ada, serta untuk mengisi kesenjangan dalam literatur terkait penggunaan model berbasis fuzzy dalam peramalan harga komoditas.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini mengajukan hipotesis bahwa model hybrid FCM-FTS mampu menghasilkan akurasi prediksi harga emas yang lebih tinggi dibandingkan metode tunggal FTS.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Metode analisis data yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu metode Elbow, algoritma Fuzzy C-Means untuk clustering, algoritma Fuzzy Time Series untuk prediksi dan model evaluasi menggunakan MAPE (Mean Absolute Percentage Error) dan RMSE (Root Means Square Error).

2.1. Metode Elbow

Metode Elbow adalah metode yang digunakan untuk mengetahui jumlah cluster terbaik dengan melihat persentase perbandingan antara jumlah cluster yang dipresentasikan dengan bentuk siku di suatu titik [5]. Nilai perbandingannya diperoleh dengan menghitung nilai sum of square error (SSE) masing-masing nilai cluster. Semakin besar jumlah cluster k yang didapat, nilai SSE akan menjadi semakin kecil. Berikut ini merupakan persamaan SSE [6]:

$$SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{X_j \in C_i} |X_i - \mu_i|^2 \quad (1)$$

dengan,

k = jumlah cluster

X_i = data ke - i

μ_i = centroid cluster

SSE merupakan metode yang digunakan untuk membandingkan perbedaan antara data yang telah diperoleh dengan model prediksi sebelumnya. SSE sering digunakan untuk menganalisis dalam memilih cluster terbaik.

2.2. Fuzzy C-Means

Konsep dasar FCM adalah menentukan pusat cluster. Ini digunakan sebagai lokasi rata-rata untuk setiap cluster. Awalnya, pusat cluster belum akurat. Untuk meningkatkan hasil akurasi dapat dilakukan dengan memperbaiki pusat cluster dan tiap-tiap anggota, sehingga pusat cluster akan berada pada lokasi yang tepat. Perulangan ini didasarkan pada minimasi fungsi obyektif yang menggambarkan jarak dari titik data yang diberikan ke pusat cluster yang berbobot oleh derajat keanggotaan titik data tersebut

Kelebihan Fuzzy C-Means adalah penempatan cluster yang lebih tepat dibandingkan dengan algoritma yang lain [7]. Menurut [8] FCM memberikan partisi interval yang optimal, sehingga dapat meningkatkan tingkat akurasi prediksi. Adapun algoritma FCM adalah sebagai berikut [9]:

- 1) Menginput data yang akan di *cluster* X berupa matriks ukuran $n \times m$ (n merupakan jumlah sampel data dan m atribut setiap data. X_{ij} merupakan data sample ke- i , ($i = 1, 2, 3, \dots, n$), atribut ke- j , ($j = 1, 2, 3, \dots, m$).
- 2) Menentukan:
 - a) Jumlah *cluster* = c
 - b) Pangkat = w
 - c) Maksimum Iterasi = $MaxIter$
 - d) Error terkecil yang diharapkan = ξ
 - e) Fungsi objektif, $P_0 = 0$
 - f) Iterasi awal, $t = 1$
- 3) Membangkitkan bilangan random u_{ik} , $i = 1, 2, 3, \dots, n; k = 1, 2, 3, \dots, c$; sebagai elemen- elemen matriks partisi awal U .

$$U_0 = \begin{pmatrix} U_{11} & U_{12} & \dots & U_{c1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ U_{1i} & \dots & \dots & U_{ci} \end{pmatrix} \quad (2)$$

Matriks partisi Fuzzy *Clustering* harus memenuhi kondisi sebagai berikut:

$$u_{ik} = [0,1]; 1 \leq i \leq c; 1 \leq k \leq n \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^n u_{ik} = 1; 1 \leq i \leq c \quad (4)$$

Hitung jumlah setiap kolom:

$$Q_j = \sum_{k=1}^c u_{ik} \quad (5)$$

Dengan $j = 1, 2, 3, \dots, m$

Kemudian hitung:

$$u_{ik} = \frac{u_{ik}}{Q_j} \quad (6)$$

- 4) Menghitung pusat *cluster* ke- k : V_{kj} dengan $k = 1, 2, 3, \dots, c$ dan $j = 1, 2, 3, \dots, m$

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n ((u_{ik})^w * X_{ij})}{\sum_{i=1}^n (u_{ik})^w} \quad (7)$$

- 5) Menghitung fungsi objektif pada iterasi ke- t , P_t :

$$P_t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c \left(\left[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right] (u_{ik})^2 \right) \quad (8)$$

- 6) Menghitung perubahan matriks partisi:

$$u_{ik} = \frac{\left[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{\frac{-1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c \left[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{\frac{-1}{w-1}}} \quad (9)$$

Dengan: $i = 1, 2, 3, \dots, n$; dan $k = 1, 2, \dots, c$

- 7) Cek kondisi berhenti:

- Jika: $(|P_t - P_{t-1}| < \xi)$ atau $(t > MaxIter)$ maka berhenti
- Jika tidak: $t = t + 1$, ulangi langkah ke-4

2.3. Fuzzy Time Series

Fuzzy Time Series diperkenalkan oleh Song dan Chissom (1993) untuk menangani data runtun waktu (time series) yang mengandung ketidakpastian. FTS menggunakan

himpunan fuzzy (fuzzy sets) dan aturan relasi logika fuzzy untuk meramalkan nilai masa depan berdasarkan data historis. Berikut ini merupakan langkah-langkah FTS [10]:

- 1) Menentukan himpunan semesta (*Universe of Discourse*)
 $Y(t) = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, maka semesta U didefinisikan sebagai:

$$u = [\min(Y) - D_1, \max(Y) + D_2]$$
 di mana D_1 dan D_2 adalah margin kecil.
- 2) Membagi semesta ke dalam interval fuzzy
 Semesta U dibagi menjadi beberapa interval $u_1, u_2, \dots, u_k$ dengan panjang sama
- 3) Mementukan fungsi keanggotaan (*membership function*)
 Menggunakan fungsi segitiga (*triangular membership function*) atau trapezoid. Nilai derajat keanggotaan dari $\mu_{A_j}(u_i)$ didefinisikan sebagai berikut:

$$\mu_{A_j}(u_i) = \begin{cases} 1 & \text{jika } i = j \\ 0.5 & \text{jika } i = j - 1 \text{ atau } j + 1 \\ 0 & \text{yang lainnya} \end{cases}$$

- 4) Melakukan fuzzifikasi terhadap data historis
- 5) Menentukan relasi logika fuzzy *Fuzzy Logical Relationship* (FLR)
 Jika $y_{t-1} \in A_i$ dan $y_t \in A_j$ maka dibentuk relasi $A_i \rightarrow A_j$
- 6) Mengelompokkan FLR ke dalam *Fuzzy Logical Relationship Groups* (FLRG)
 $A_1 \rightarrow A_2, A_3; A_2 \rightarrow A_1; A_3 \rightarrow A_4$
- 7) Melakukan defuzzifikasi (mengubah hasil fuzzy ke nilai crisp)
 Nilai prediksi dihitung dari rata-rata titik tengah interval yang direlasikan:

$$y_t = \frac{\sum_{A_j \in FLRG(A_i)} M(A_j)}{|FLRG(A_i)|}$$

di mana $M(A_j)$ adalah nilai tengah dari interval fuzzy A_j

2.4. Model Hybrid FCM-FTS

Model FCM-FTS mengombinasikan keunggulan FCM (dalam pembentukan cluster data yang adaptif dan optimal) dengan FTS (dalam memodelkan hubungan waktu berbasis logika fuzzy).

Langkah-langkah model hybrid FCM-FTS:

1. Preprocessing data: melakukan pembersihan, normalisasi, dan pemeriksaan stasioneritas data time series.
2. Penerapan FCM: data historis harga emas dikluster menggunakan algoritma FCM untuk menentukan pusat cluster (centroid) dan batas interval fuzzy yang lebih adaptif dibandingkan pembagian interval sama panjang.
3. Pembentukan himpunan fuzzy (fuzzy sets) berdasarkan hasil cluster FCM.
4. Fuzzifikasi data: setiap nilai data diubah menjadi himpunan fuzzy sesuai cluster hasil FCM.
5. Pembentukan relasi logika fuzzy (FLR) dan FLRG seperti pada FTS klasik.
6. Prediksi (defuzzifikasi): nilai prediksi diperoleh dengan menghitung rata-rata nilai tengah dari interval fuzzy pada relasi $FLRG(A_i)$.

2.5. Evaluasi Model

Setelah peramalan harga emas dilakukan, langkah selanjutnya adalah melakukan evaluasi terhadap akurasi model. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan beberapa metrik yang umum digunakan dalam analisis time series, seperti Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan Root Mean Squared Error (RMSE). Metrik ini digunakan untuk mengukur perbedaan antara harga emas yang diprediksi dengan harga emas yang sebenarnya.

1) MAPE

MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) adalah nilai rata-rata persentase mutlak kesalahan ramalan dengan menghitung nilai kesalahan mutlak pada setiap periode nilai kesalahan dibagi n . MAPE sering digunakan untuk mengukur akurasi ramalan, karena nilai

yang dihasilkan oleh MAPE berupa persentase sehingga lebih mudah dibaca [11]. Berikut

$$MAPE = \frac{\sum \frac{|y_t - y'_t|}{y_t}}{n} \times 100\% \quad (11)$$

merupakan persamaan untuk menghitung MAPE [12]:

Keterangan:

n = jumlah data

y_1 = data aktual

y'_t = data hasil prediksi

Kriteria MAPE yang digunakan untuk mengukur akurasi ramalan dapat dilihat Tabel 1 di bawah ini.

Tabel I. Kriteria MAPE

Nilai MAPE	Akurasi Prediksi
< 10	Sangat Akurat
10 – 20	Akurat
20 – 50	Cukup Akurat
> 50	Tidak Akurat

2) RMSE

Root Mean Square Error dihitung dengan cara menjumlahkan semua kuadrat kesalahan prediksi. Kemudian membagi jumlah tersebut dengan banyaknya data waktu prediksi. Selanjutnya menarik akarnya. Persamaan untuk menghitung Root Mean Square

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2}{n}} \quad (12)$$

Error (RMSE) adalah sebagai berikut [13]

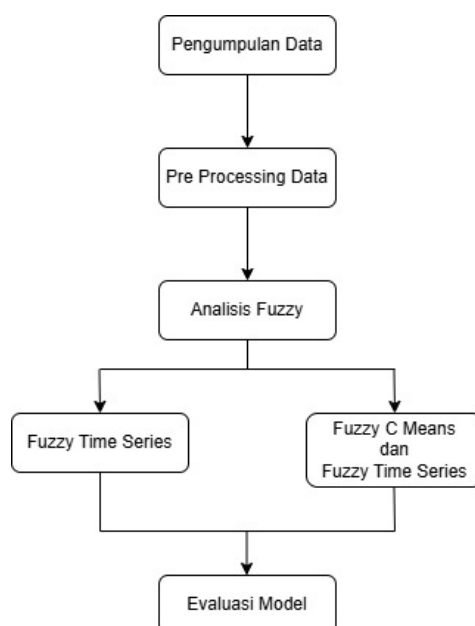
Kriteria RMSE yang digunakan untuk mengukur akurasi ramalan dapat dilihat Tabel 2 di bawah ini.

Tabel II. Kriteria RMSE

Nilai RMSE	Interpretasi Kualitas Model
$RMSE \approx 0$	Prediksi sempurna
$RMSE < 10\%$ dari rata-rata	Prediksi sangat baik
10%–20% dari rata-rata	Prediksi baik
20%–30% dari rata-rata	Prediksi cukup
> 30% dari rata-rata	Prediksi kurang akurat

3. METODE

Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan harga emas harian menggunakan pendekatan Fuzzy Time Series dan model hybrid FCM-FTS. Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah harga emas harian yang diperoleh selama periode satu tahun terakhir. Berikut ini adalah penjelasan mengenai metode penelitian dan teknik pemrosesan yang digunakan dalam penelitian ini. Data yang diperoleh akan diproses untuk memastikan konsistensi dan kelengkapannya, serta dipersiapkan dengan langkah- langkah normalisasi untuk mengurangi pengaruh fluktuasi yang tidak relevan dan memastikan keseragaman skala harga emas yang berbeda. Teknik analisis data dilakukan dengan bantuan software yaitu python. Berikut ini merupakan diagram alir:



Gambar I. Diagram Alir Penelitian

Langkah-langkah analisis data sebagai berikut:

- 1) Pengumpulan data
- 2) Preprocessing data
- 3) Penerapan algoritma Fuzzy Time Series
- 4) Penentuan jumlah cluster dengan metode Elbow
- 5) Penerapan algoritma Fuzzy C-Means
- 6) Integrasi model hybrid FCM-FTS
- 7) Evaluasi hasil FTS dan model hybrid FCM-FTS

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan harga emas harian dengan menggunakan metode Fuzzy C-Means untuk clustering dan Fuzzy Time Series untuk prediksi. Berdasarkan penerapan metode tersebut, beberapa hasil signifikan yang diperoleh adalah sebagai berikut:

A. Data Times Series

Karakteristik data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data numerik dan data *unsupervised*. Data diperoleh dari Yahoo Finance selama 12 bulan, yaitu dari bulan 10 Oktober 2024-30 September 2025 yang berjumlah 253 hari. Adapun variabel yang akan digunakan, yaitu harga emas saat 'Close'. Berikut ini merupakan tabel data emas harian selama 12 bulan.

Tabel III. Data Historis Harga Emas

Day	Close	High	Low	Open	Volume
01/10/2024	2667,3	2670,9	2631,4	2631,4	153
02/10/2024	2647,1	2657,2	2640	2650,6	72
03/10/2024	2657,1	2657,1	2640	2642,8	354
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
29/09/2025	3820,9	3827,6	3754,8	3754,8	8860
30/09/2025	3840,8	3865,5	3793,4	3827,5	1611

B. Uji Stasioneritas

Uji stasioneritas dilakukan untuk mengetahui apakah data harga emas memiliki rata-rata (mean) dan varians yang konstan terhadap waktu. Pengujian ini penting dilakukan sebagai analisis karakteristik awal data, serta sebagai dasar pertimbangan pemilihan metode peramalan yang sesuai. Metode yang

digunakan adalah *Augmented Dickey–Fuller (ADF)* Test, dengan kriteria pengujian apabila $p - value < 0,05$ maka data stasioner. Berikut ini hasil dari uji ADF:

Tabel IV. Hasil Uji ADV

Tahap Data	ADF Statistic	p-value	Keterangan
Data Asli	0.2845	0.9766	Tidak stasioner
Differencing ke-1	-16.0761	0.000	Stasioner

Hasil uji menunjukkan bahwa pada data asli harga emas, nilai $p - value$ sebesar $0,9766 > 0,05$, sehingga data tidak stasioner. Setelah dilakukan differencing ke-1, nilai $p - value$ turun menjadi $0,000 < 0,05$, sehingga dapat disimpulkan bahwa data telah stasioner pada differencing ke-1. Data harga emas memiliki kestabilan rata-rata dan varians setelah dilakukan differencing satu kali. Artinya, fluktuasi harga emas harian memiliki kecenderungan pola yang stabil dalam selisih antar hari.

C. Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* data dilakukan untuk memastikan bahwa data harga emas yang digunakan dalam penelitian berada dalam kondisi layak analisis dan bebas dari gangguan seperti *missing values*, anomali, maupun perbedaan skala antar atribut. Langkah ini penting agar model peramalan dapat bekerja secara optimal dan menghasilkan keluaran yang representatif terhadap kondisi sebenarnya. Berikut hasil dari preprocessing data menggunakan *Min-Max Scaler*

Tabel V. Hasil Preprocessing Data

Tanggal	Harga	Harga Normalized
01/10/2024	2667,300049	0,077156648
02/10/2024	2647,100098	0,06901654
03/10/2024	2657,100098	0,068989681
⋮	⋮	⋮
29/09/2025	3820,899902	0,972087111
30/09/2025	3840,800049	1

Data hasil *preprocessing* memiliki karakteristik lebih bersih, terstruktur, dan berada pada rentang skala seragam sehingga data dapat digunakan untuk analisis data pada tahap selanjutnya.

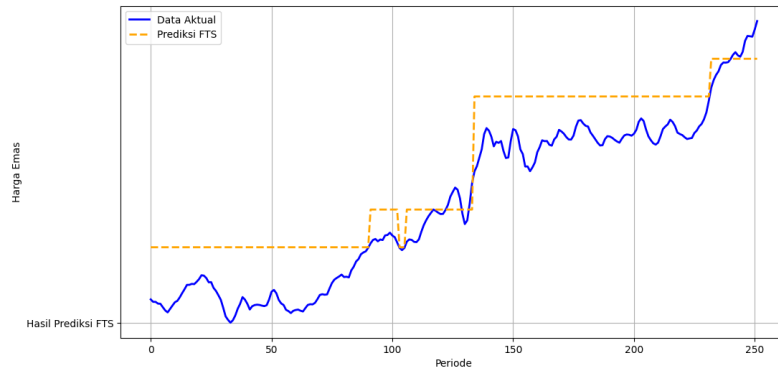
D. Fuzzy Time Series

Pada tahap ini dilakukan peramalan harga emas menggunakan metode Fuzzy Time Series (FTS). Data yang digunakan menggunakan data harga emas yang telah melalui proses *preprocessing* digunakan sebagai dasar pembentukan himpunan fuzzy dan relasi fuzzy (FLR). Tahapan utama dalam implementasi FTS meliputi penentuan *universe of discourse*, pembentukan himpunan fuzzy, pembentukan *Fuzzy Logical Relationship (FLR)*. Berikut ini hasil FLRG FTS:

Tabel VI. Hasil FLR

Fuzzy Group	Jumlah Relasi
A_1	87
A_2	47
A_3	98
A_4	19

Setelah pembentukan *FLR* langkah berikutnya pembentukan *Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG)*. Langkah selanjutnya yaitu proses defuzzifikasi untuk menghasilkan nilai peramalan. Berikut ini hasil prediksi FTS harga emas:

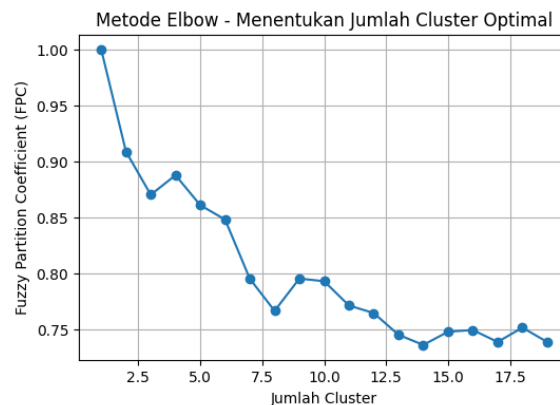


Gambar II. Hasil Prediksi Harga Emas dengan FTS

Berdasarkan Gambar II terlihat bahwa perbandingan antara data aktual harga emas dengan hasil prediksi menggunakan metode FTS. Garis biru menunjukkan data aktual, sedangkan garis oranye putus-putus menggambarkan hasil prediksi yang diperoleh dari model FTS. Hasil tersebut menunjukkan bahwa pola prediksi FTS mengikuti tren umum data aktual. Model mampu merepresentasikan arah perubahan harga, baik saat terjadi kenaikan maupun penurunan, meskipun tidak sepenuhnya menangkap fluktuasi tajam yang muncul pada beberapa periode. Hal ini disebabkan oleh sifat dasar FTS yang menggunakan interval tetap dan relasi fuzzy yang bersifat deterministik, sehingga prediksi yang dihasilkan cenderung lebih halus (smooth) dan menunjukkan pola datar pada beberapa segmen waktu. Hasil evaluasi menunjukkan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 4.47%, yang termasuk dalam kategori “sangat baik” karena berada di bawah ambang batas 10%. Nilai Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 0.15 juga mengindikasikan tingkat kesalahan prediksi yang rendah. Model FTS mampu memberikan estimasi yang cukup akurat terhadap tren harga emas dalam periode pengamatan. Namun, karena metode ini masih menghasilkan prediksi yang bersifat kaku pada perubahan data ekstrem, peningkatan akurasi dapat dilakukan dengan menggabungkan pendekatan lain seperti FCM–FTS yang memungkinkan pembentukan himpunan fuzzy dan interval yang lebih adaptif terhadap variasi data.

E. Model Hybrid Fuzzy C-Means-Fuzzy Time Series

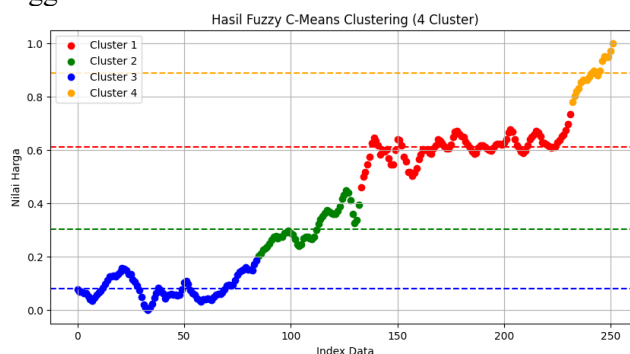
Tahap awal dalam penerapan model hibrid FCM–FTS adalah menentukan jumlah cluster optimal yang akan digunakan dalam proses fuzzifikasi. Penentuan ini dilakukan menggunakan metode Elbow, yaitu teknik analisis yang memanfaatkan nilai *Fuzzy Partition Coefficient* (FPC) sebagai indikator tingkat optimalitas klusterisasi. Berikut ini merupakan hasil visualisasi metode Elbow:



Gambar III. Hasil Metode Elbow

Berdasarkan Gambar III, hasil visualisasi metode Elbow menunjukkan adanya titik tekuk (*elbow point*) pada jumlah cluster ke-4, di mana peningkatan jumlah cluster tersebut tidak lagi menghasilkan kenaikan signifikan pada nilai FPC. Dengan demikian, dipilih empat cluster ($c = 4$) sebagai jumlah cluster optimal untuk tahap klusterisasi selanjutnya.

Setelah jumlah cluster optimal ditentukan, dilakukan proses klasterisasi menggunakan algoritma FCM. FCM membagi data hasil preprocessing ke dalam empat cluster berdasarkan derajat keanggotaan fuzzy (*membership degree*) dari setiap data terhadap pusat cluster. FCM memberikan bobot keanggotaan pada setiap data, sehingga satu data dapat memiliki keterkaitan dengan lebih dari satu cluster. Proses iterasi FCM dilakukan hingga mencapai konvergensi, yaitu saat perubahan pusat cluster antar iterasi berada di bawah ambang batas (*error threshold*). Berikut ini hasil klasterisasi menggunakan FCM:



Gambar IV. Hasil FCM

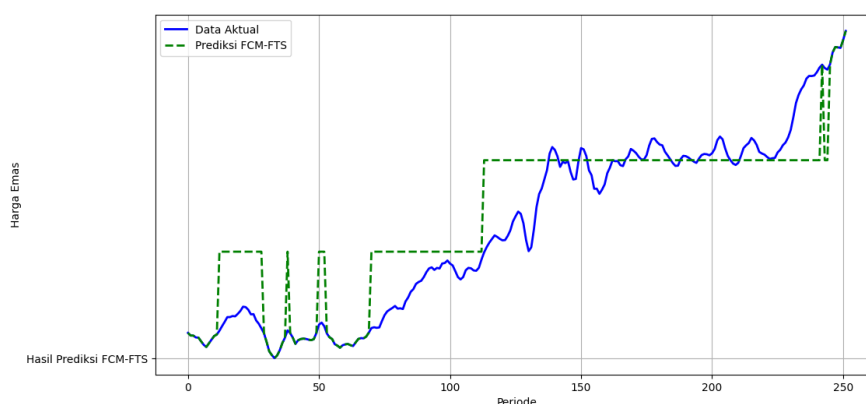
Langkah selanjutnya adalah mengintegrasikan hasil klasterisasi FCM ke dalam proses FTS. Pusat cluster yang dihasilkan FCM digunakan untuk membentuk *universe of discourse* serta batas interval fuzzy yang bersifat adaptif. Kemudian, proses fuzzifikasi dilakukan dengan mengonversi setiap data ke dalam himpunan fuzzy yang sesuai dengan derajat keanggotaan hasil FCM.

Setelah proses fuzzifikasi selesai, dilakukan pembentukan Fuzzy Logical Relationship (FLR) berdasarkan urutan waktu data. Relasi antar himpunan fuzzy ini digunakan untuk memprediksi nilai berikutnya dalam deret waktu. Berikut ini hasil dari FLR FCM-FTS:

Tabel VII. Hasil FLR FCM-FTS

Fuzzy Group	Jumlah Relasi
A_1	94
A_2	40
A_3	98
A_4	19

Setelah pembentukan FLR langkah berikutnya pembentukan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG). Langkah selanjutnya yaitu proses defuzzifikasi untuk menghasilkan nilai peramalan. Berikut ini hasil prediksi FCM-FTS harga emas:



Gambar V. Hasil Prediksi FCM-FTS

Berdasarkan Gambar V terlihat bahwa perbandingan antara data aktual harga emas dengan hasil prediksi menggunakan metode FCM-FTS. Garis biru menunjukkan data aktual, sedangkan garis

hijau putus-putus menggambarkan hasil prediksi yang diperoleh dari model FCM-FTS. Hasil tersebut meunjukkan bahwa pola prediksi FCM-FTS mengikuti tren umum data aktual. Model mampu merepresentasikan arah perubahan harga, baik saat terjadi kenaikan maupun penurunan, meskipun tidak sepenuhnya menangkap fluktuasi tajam yang muncul pada beberapa periode. Hasil evaluasi menunjukkan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 3.44%, yang termasuk dalam kategori “sangat baik” karena berada di bawah ambang batas 10%. Nilai Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 0.10 juga mengindikasikan tingkat kesalahan prediksi yang rendah. Model FCM-FTS mampu memberikan estimasi yang cukup akurat terhadap tren harga emas dalam periode pengamatan.

F. Evaluasi Model

Evaluasi model FTS menghasilkan nilai MAPE sebesar 4.47% dan RMSE sebesar 0.15, sedangkan model hybrid FCM-FTS menghasilkan nilai MAPE 3.44% dan RMSE sebesar 0.11. Nilai MAPE dan RMSE yang lebih kecil pada model FCM-FTS menunjukkan bahwa tingkat kesalahan prediksi berkurang secara signifikan dibandingkan metode

Berdasarkan hasil evaluasi MAPE dan RMSE dapat disimpulkan bahwa model FCM-FTS yang mampu merepresentasikan pola harga emas dengan sangat baik dan minim deviasi relatif terhadap data aktual. Hal ini membuktikan bahwa proses *clustering* berbasis FCM dapat membantu dalam pembentukan himpunan fuzzy yang lebih optimal, sehingga hubungan antar data historis dapat dipetakan dengan lebih akurat dan menghasilkan model peramalan yang lebih presisi.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan evaluasi yang telah dilakukan terhadap model Fuzzy Time Series (FTS) dan Hybrid Fuzzy C-Means-Fuzzy Time Series (FCM-FTS) dalam memprediksi harga emas, diperoleh beberapa kesimpulan bahwa metode Fuzzy C-Means (FCM) berhasil mengoptimalkan proses pembentukan himpunan fuzzy dengan cara mengelompokkan data ke dalam interval yang lebih representatif terhadap pola distribusi data aktual. Integrasi antara metode FCM dan FTS (Hybrid FCM-FTS) mampu meningkatkan akurasi peramalan dibandingkan FTS klasik. Hal ini ditunjukkan dengan hasil evaluasi model, di mana nilai MAPE model FCM-FTS sebesar 3,5456% dan RMSE sebesar 0,10, lebih kecil dibandingkan FTS klasik yang memiliki MAPE sebesar 4,47% dan RMSE sebesar 0,15. Hasil visualisasi menunjukkan bahwa model FCM-FTS memiliki pola prediksi yang lebih mendekati data aktual, terutama pada periode kenaikan harga emas, sehingga mampu menggambarkan tren pergerakan data dengan lebih baik. Model Hybrid FCM-FTS dapat disimpulkan sebagai pendekatan yang lebih efektif dan akurat untuk peramalan deret waktu (*time series*) berbasis data yang bersifat nonlinier dan fluktuatif, seperti harga emas.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Upa, M. Garonga, and R. Pabutungan, “Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode Fuzzy Time Series.”
- [2] A. Fachrur Rozy, Solimun, and N. W. S. Wardhani, “Peningkatan Akurasi Metode Weighted Fuzzy Time Series Forecasting Menggunakan Algoritma Evolusi Differensial dan Fuzzy C-Means,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 10, no. 5, p. 10471054, Oct. 2023.
- [3] Suhardin, A. H. Hiariey, and D. Upuy, “PENERAPAN METODE FUZZY C-MEANS UNTUK MEMREDIKSI PERSEDIAAN OBAT,” *Jurnal Matematika, Statistika dan Terapannya*, no. 2, Oct. 2023.
- [4] K. A. Ngii, D. Sabrina, and R. Adi Saputra, “IMPLEMENTASI ALGORITMA FUZZY C-MEANS (FCM) DALAM MEMREDIKSI HASIL TANGKAPAN IKAN DI KOTA KENDARI,” *Jurnal Manajemen Informatika dan Komputasi Akutansi*, Oct. 2023.
- [5] R. Nainggolan, R. Perangin-angin, E. Simarmata, and A. F. Tarigan, “Improved the Performance of the K-Means Cluster Using the Sum of Squared Error (SSE) optimized by using the Elbow Method,” *J Phys Conf Ser*, vol. 1361, no. 1, p. 012015, Nov. 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1361/1/012015.
- [6] D. Marutho, S. Hendra Handaka, E. Wijaya, and Muljono, “The Determination of Cluster Number at k-Mean Using Elbow Method and Purity Evaluation on Headline News,” in *2018 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication*, IEEE, Sep. 2018, pp. 533–538. doi: 10.1109/ISEMANTIC.2018.8549751.

- [7] M. Kurniawan, R. R. Muhima, and S. Agustini, "Comparison of Clustering K-Means, Fuzzy C-Means, and Linkage for Nasa Active Fire Dataset," *International Journal of Artificial Intelligence & Robotics (IJAIR)*, vol. 2, no. 2, pp. 34–41, Dec. 2020, doi: 10.25139/ijair.v2i2.3030.
- [8] N. Van Tinh and N. C. Dieu, "A NEW HYBRID FUZZY TIME SERIES FORECASTING MODEL BASED ON COMBINING FUZZY C-MEANS CLUSTERING AND PARTICLE SWAM OPTIMIZATION," *Journal of Computer Science and Cybernetics*, vol. 35, no. 3, pp. 267–292, Aug. 2019, doi: 10.15625/1813-9663/0/0/13496.
- [9] T. D. Khang, N. D. Vuong, M.-K. Tran, and M. Fowler, "Fuzzy C-Means Clustering Algorithm with Multiple Fuzzification Coefficients," *Algorithms*, vol. 13, no. 7, p. 158, Jun. 2020, doi: 10.3390/a13070158.
- [10] Q. Song and B. S. Chissom, "Fuzzy time series and its models," *Fuzzy Sets Syst*, vol. 54, no. 3, pp. 269–277, Mar. 1993, doi: 10.1016/0165-0114(93)90372-O.
- [11] A. Fakhru Rosyad, Farikhin, and J. E. Suseno, "Information Systems of Forecasting Incidence Rates of Dengue Fever Disease Using Multivariate Fuzzy Time Series," in *E3S Web of Conferences*, EDP Sciences, Nov. 2020. doi: 10.1051/e3sconf/202020214005.
- [12] I. B. G. A. Ni Luh Wiwik Sri Rahayu Ginantra, "Penerapan Metode Single Exponential Smoothing dalam Peramalan Penjualan Benang," *Smart Comp: Jurnalnya Orang Pintar Komputer*, vol. 10, no. 3, pp. 154–159, 2021, doi: 10.30591/smartcomp.v10i3.2887.
- [13] I. D. Kurniawan, A. Mhm, and S. J. Legowo, "STUDI PERBANDINGAN ESTIMASI KESALAHAN PADA LINEAR MODEL DAN INSTANTANEOUS MODEL DALAM MENGESTIMASI WAKTU PERJALANAN BERBASIS KECEPATAN SESAAT (LOKASI STUDI : RING ROAD UTARA SURAKARTA)," pp. 1264–1272, 2016.