

Penerapan *Fuzzy Time Series Markov Chain* dalam Peramalan Harga Cabai Merah Berbasis Data Harian di Kabupaten Banyumas

Dian Kartika Sari, Iqsyahiro Kresna A, dan Diah Septiani



Volume 14, Issue 2, Pages 321–332, August 2026

Diterima 1 April 2026, Direvisi 3 Juni 2026, Disetujui 11 Juni 2026, Diterbitkan 15 Juli 2026

To Cite this Article : D. K. Sari, I. Kresna A, dan D. Septiani, “Penerapan *Fuzzy Time Series Markov Chain* dalam Peramalan Harga Cabai Merah Berbasis Data Harian di Kabupaten Banyumas”, *Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol.*, vol. 14, no. 2, pp. 321–332, 2026, <https://doi.org/10.37905/euler.v14i2.37987>

© 2026 by author(s)

JOURNAL INFO • EULER : JURNAL ILMIAH MATEMATIKA, SAINS DAN TEKNOLOGI

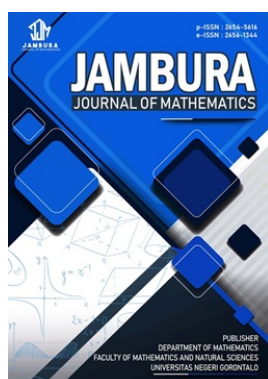


	Homepage	: http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/euler/index
	Journal Abbreviation	: Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol.
	Frequency	: Three times a year
	Publication Language	: English (preferable), Indonesia
	DOI	: https://doi.org/10.37905/euler
	Online ISSN	: 2776-3706
	License	: Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License
	Publisher	: Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo
	Country	: Indonesia
	OAI Address	: http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/euler/oai
	Google Scholar ID	: QF_r-gAAAAJ
	Email	: euler@ung.ac.id

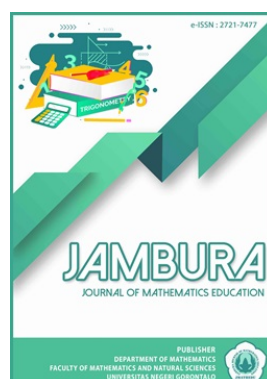
JAMBURA JOURNAL • FIND OUR OTHER JOURNALS



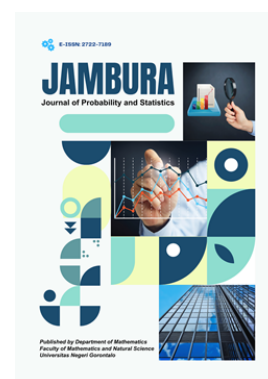
Jambura Journal of
Biomathematics



Jambura Journal of
Mathematics



Jambura Journal of
Mathematics Education



Jambura Journal of
Probability and Statistics

Penerapan *Fuzzy Time Series Markov Chain* dalam Peramalan Harga Cabai Merah Berbasis Data Harian di Kabupaten Banyumas

Dian Kartika Sari^{1,*}, Iqsyahiro Kresna A², Diah Septiani¹

¹Prodi Sains Data, Universitas Telkom, Purwokerto, Indonesia

²Prodi Teknik Informatika, Universitas Telkom, Purwokerto, Indonesia

ARTICLE HISTORY

Diterima 1 April 2026
Direvisi 3 Juni 2026
Disetujui 11 Juni 2026
Diterbitkan 15 Juli 2026

KATA KUNCI

Fuzzy Time Series Markov Chain
Prediksi Harga Cabai Merah
Peramalan Deret Waktu
Komoditas Pangan
Mean Absolute Percentage Error

KEYWORDS

Fuzzy Time Series Markov Chain
Red Chili Price Prediction
Time Series Forecasting
Food Commodities
Mean Absolute Percentage Error

ABSTRAK. Fluktuasi harga cabai merah yang relatif tinggi sering menjadi permasalahan dalam stabilitas harga komoditas pangan di berbagai daerah, termasuk di Kabupaten Banyumas. Perubahan harga yang dipengaruhi oleh faktor cuaca, ketersediaan pasokan, serta tingkat permintaan pasar menyebabkan harga cabai merah sulit diprediksi secara akurat. Sehingga, diperlukan suatu metode peramalan yang mampu memodelkan data runtun waktu yang bersifat tidak pasti dan fluktuatif. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk meramalkan harga cabai merah di Kabupaten Banyumas menggunakan model *Fuzzy Time Series Markov Chain* (FTSMC). Penelitian ini menggunakan data harian harga cabai merah dalam periode 1 Januari 2025 sampai 10 Maret 2026 sebanyak 317 data. Tahapan penelitian meliputi penentuan universe of discourse, pembentukan interval dan himpunan fuzzy, proses fuzzifikasi data, pembentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) dan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG), penyusunan matriks probabilitas transisi Markov, serta proses defuzzifikasi untuk menghasilkan nilai prediksi. Kontribusi penelitian ini terletak pada penerapan metode FTSMC untuk memodelkan fluktuasi harga cabai merah di tingkat daerah dengan karakteristik data yang volatil serta evaluasi performa model menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* mampu memodelkan pola fluktuasi harga cabai merah dengan baik. Berdasarkan hasil evaluasi, model prediksi yang dihasilkan memperoleh nilai MAPE sebesar 3,19%, yang menunjukkan tingkat akurasi prediksi yang sangat baik. Dengan demikian, metode FTS Markov Chain dapat digunakan sebagai alternatif model peramalan yang efektif untuk memprediksi harga cabai merah serta dapat menjadi referensi dalam pengambilan keputusan terkait pengendalian harga komoditas pangan di Kabupaten Banyumas.

ABSTRACT. Relatively high fluctuations in red chili prices often create challenges in maintaining food commodity price stability in various regions, including Banyumas Regency. Price changes influenced by weather conditions, supply availability, and market demand make red chili prices difficult to predict accurately. Therefore, a forecasting method capable of modeling uncertain and fluctuating time series data is needed. This study aims to forecast red chili prices in Banyumas Regency using the *Fuzzy Time Series Markov Chain* (FTSMC) model. The study used 317 daily price data points collected from January 1, 2025, to March 10, 2026. The research stages included determining the universe of discourse, constructing intervals and fuzzy sets, fuzzification, forming *Fuzzy Logical Relationships* (FLR) and *Fuzzy Logical Relationship Groups* (FLRG), constructing the Markov transition probability matrix, and performing defuzzification to obtain prediction values. The contribution of this study lies in applying the FTSMC method to model regional red chili price fluctuations with volatile characteristics and evaluating its performance using Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The results indicate that the *Fuzzy Time Series Markov Chain* method can effectively model the fluctuation patterns of red chili prices. Based on the evaluation results, the prediction model achieved a MAPE value of 3.19%, indicating very high prediction accuracy. Therefore, the FTSMC method can be used as an effective alternative forecasting model for predicting red chili prices and supporting decision-making related to food commodity price control in Banyumas Regency.



This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License. **Editorial of EULER:** Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo, Jln. Prof. Dr. Ing. B. J. Habibie, Bone Bolango 96554, Indonesia.

* Penulis Korespondensi.

1. Pendahuluan

Harga komoditas pangan merupakan salah satu indikator penting dalam stabilitas ekonomi masyarakat. Harga komoditas yang sering mengalami fluktuasi harga yang cukup tinggi salah satunya adalah cabai merah [1]. Berbagai faktor yang dapat mempengaruhi perubahan harga cabai merah seperti kondisi cuaca, ketersediaan pasokan, biaya distribusi, serta tingkat permintaan pasar. Fluktuasi harga yang tidak menentu sering menimbulkan ketidakpastian bagi konsumen, pedagang, maupun pemerintah daerah dalam menentukan kebijakan stabilisasi harga [2]. Berdasarkan hal tersebut, diperlukan suatu metode prediksi yang mampu memberikan gambaran mengenai pergerakan harga cabai merah pada periode mendatang sehingga dapat membantu proses pengambilan keputusan yang lebih tepat [3–7]. Fenomena fluktuasi harga cabai merah juga terjadi di Kabupaten Banyumas. Berdasarkan data harga pangan yang diperoleh dari Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional (PIHPS) pasar tradisional kabupaten Banyumas, harga cabai merah mengalami perubahan yang cukup signifikan dalam periode tertentu. Pada kondisi normal harga cabai merah berada pada antara Rp35.000 hingga Rp40.000 per kilogram, namun pada kondisi tertentu harga dapat meningkat hingga Rp70.000 sampai Rp100.000 per kilogram akibat meningkatnya permintaan dan keterbatasan pasokan. Bahkan pada periode tertentu harga cabai merah sempat menembus lebih dari Rp100.000 per kilogram sebelum kembali mengalami penurunan. Fluktuasi harga yang cukup tinggi ini memperlihatkan bahwa harga cabai merah memiliki pola perubahan yang dinamis dan sulit diprediksi secara sederhana. Selain itu, komoditas cabai juga sering menjadi salah satu penyumbang inflasi bahan pangan di wilayah Banyumas sehingga diperlukan suatu model peramalan yang mampu memprediksi pergerakan harga secara lebih akurat.

Peramalan data runtun waktu (time series) adalah salah satu pendekatan yang banyak digunakan untuk meramalkan perubahan nilai data pada masa yang akan datang berdasarkan pola data historis. Berbagai metode telah dikembangkan untuk melakukan peramalan data time series, baik menggunakan pendekatan statistik seperti ARIMA maupun pendekatan kecerdasan komputasional. Salah satu metode yang umum diterapkan dalam memodelkan data yang bersifat tidak pasti dan fluktuatif adalah Fuzzy Time Series (FTS) [8]. Model ini pertama kali diperkenalkan oleh Song dan Chissom (1993) dengan memanfaatkan konsep himpunan fuzzy yang merepresentasikan data numerik ke dalam bentuk linguistik sehingga mampu menangani ketidakpastian dalam data time series. Seiring dengan perkembangan penelitian, metode FTS mengalami berbagai pengembangan untuk meningkatkan akurasi prediksi. Salah satu pengembangan adalah Fuzzy Time Series berbasis Markov Chain. Pendekatan ini mengombinasikan konsep fuzzy dengan probabilitas transisi pada rantai Markov untuk menggambarkan perpindahan antar state dari waktu ke waktu [9, 10]. Penggunaan probabilitas transisi Markov pada metode FTS mampu meningkatkan kemampuan model dalam menangkap pola perubahan data yang dinamis dibandingkan metode FTS konvensional. Selain itu, penelitian lain menunjukkan bahwa metode FTSMC memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan metode FTS standar pada data dengan fluktuasi tinggi [11]. Oleh karena itu, metode FTSMC dipilih dalam penelitian ini karena dinilai lebih sesuai untuk memodelkan pergerakan harga cabai merah yang bersifat volatil dan tidak menentu.

Sejumlah penelitian sebelumnya telah memanfaatkan metode FTS Markov Chain dalam berbagai bidang. Penelitian yang dilakukan oleh Faroh [12] menerapkan metode FTS Markov Chain untuk meramalkan data kekeringan lahan pertanian dan menunjukkan bahwa metode tersebut mampu memodelkan data kekeringan secara efektif. Penelitian lain dilakukan oleh Amanda [9] dengan menggunakan FTS Markov Chain untuk peramalan nilai tukar rupiah juga memperoleh hasil prediksi yang sangat baik dengan akurasi MAPE sebesar 0,376%. Selain itu,

penelitian lain oleh Putri [13] juga menerapkan metode FTS Markov Chain untuk memprediksi harga emas dan memperoleh nilai kesalahan prediksi yang relatif kecil sehingga model dinilai cukup akurat dalam merepresentasikan pola data historis. Penelitian lain oleh Ibaad dan Nurlela [14, 15] juga menunjukkan bahwa metode FTS Markov Chain dapat digunakan untuk memprediksi harga komoditas dengan tingkat akurasi tinggi yang ditunjukkan oleh nilai MAPE yang rendah. Meskipun berbagai penelitian telah menerapkan metode FTS Markov Chain pada data ekonomi dan keuangan, penerapan metode ini untuk memprediksi harga komoditas hortikultura di tingkat daerah, khususnya harga cabai merah di Kabupaten Banyumas, masih relatif terbatas. Padahal komoditas cabai merah merupakan salah satu penyumbang utama inflasi bahan pangan yang sering mengalami lonjakan harga di pasar tradisional. Oleh karena itu, diperlukan kajian yang secara khusus menganalisis pola fluktuasi harga cabai merah dengan menggunakan pendekatan metode FTS Markov Chain.

Penelitian sebelumnya oleh Martina dan Ibaad [11, 14] menunjukkan bahwa metode Fuzzy Time Series Markov Chain (FTSMC) mampu digunakan untuk memprediksi harga komoditas dengan tingkat akurasi yang tinggi, yang ditunjukkan oleh nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) yang relatif rendah. Namun, sebagian besar penelitian terdahulu masih berfokus pada data ekonomi makro, pasar saham, nilai tukar, maupun harga komoditas pada lingkup nasional. Penelitian yang secara khusus membahas penerapan metode FTSMC untuk memprediksi harga komoditas hortikultura di tingkat daerah, khususnya harga cabai merah di Kabupaten Banyumas, masih sangat terbatas. Selain itu, karakteristik data harga cabai merah yang cenderung fluktuatif, tidak stabil, dan dipengaruhi oleh faktor musiman menyebabkan hasil penelitian pada wilayah lain belum tentu dapat diterapkan secara langsung pada kondisi di Kabupaten Banyumas.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian mengenai penerapan metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* (FTSMC) untuk memprediksi harga cabai merah di Kabupaten Banyumas masih relatif terbatas, khususnya yang memanfaatkan data harian dengan karakteristik fluktuasi yang tinggi. Oleh karena itu, penelitian ini mengimplementasikan metode *FTSMC* untuk memodelkan pola perubahan harga cabai merah di Kabupaten Banyumas melalui pembentukan himpunan *fuzzy* dan pemanfaatan probabilitas transisi Markov dalam menangkap dinamika perubahan harga antarperiode. Dengan pendekatan tersebut, diharapkan diperoleh model prediksi yang mampu menghasilkan tingkat akurasi yang baik serta menyediakan informasi yang bermanfaat sebagai dasar pengambilan keputusan dalam pengendalian harga dan menjaga stabilitas komoditas pangan di Kabupaten Banyumas.

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga cabai merah di Kabupaten Banyumas menggunakan metode *FTSMC*. Model yang dibangun memanfaatkan data historis harga cabai merah untuk membentuk interval *fuzzy*, menentukan *fuzzy logical relationship*, serta menyusun matriks probabilitas transisi Markov yang digunakan dalam proses prediksi harga pada periode berikutnya. Kontribusi penelitian ini terletak pada penerapan metode *FTSMC* pada data harga cabai merah tingkat daerah yang memiliki karakteristik fluktuatif dengan frekuensi harian. Hasil penelitian diharapkan dapat memperkaya kajian mengenai penerapan metode *FTSMC* pada peramalan harga komoditas pangan sekaligus menjadi referensi bagi pemerintah daerah, pelaku usaha, dan pemangku kepentingan lainnya dalam memahami pola perubahan harga serta merumuskan kebijakan yang lebih tepat untuk menjaga stabilitas harga cabai merah.

2. Metode

Penelitian ini menggunakan data harga cabai merah harian di Kabupaten Banyumas, yang diperoleh dari PIHPS Bank Indonesia. Harga cabai merah yang diambil dimulai dari 1 Januari

2025 sampai 10 Maret 2026. Dataset yang digunakan adalah data harian cabai merah pada periode tersebut sebanyak 317 data. Data telah dilakukan proses preprocessing dan pengecekan *missing value*. Pada data yang digunakan tidak terdapat *missing value*. Penelitian ini menggunakan metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* yang merupakan pengembangan dari metode *Fuzzy Time Series* yang mengkombinasikan konsep himpunan fuzzy dengan probabilitas transisi pada rantai markov. Pendekatan ini digunakan untuk menangkap pola perubahan data runtun waktu secara lebih dinamis sehingga menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Adapun tahapan penerapan metode FTS *Markov Chain* adalah sebagai berikut.

1. Menentukan Universe of Discourse :

$$U = [X_{min} - R_1, X_{max} + R_2], \quad (1)$$

Dimana X_{min} merupakan data terkecil dan X_{max} merupakan data terbesar sedangkan nilai R_1 dan R_2 adalah konstanta positif yang ditentukan oleh peneliti sebagai input dalam model. Nilai kedua konstanta ini dapat bervariasi sesuai dengan pertimbangan peneliti. Pada penelitian ini nilai $R_1 = 0$, dan $R_2 = 0$. Pada penelitian ini tidak diperlukan perluasan interval, sehingga nilai R_1 dan R_2 yang dipilih adalah nol.

2. Menghitung Interval dan Himpunan Fuzzy

Universe of discourse selanjutnya dibagi menjadi interval yang memiliki panjang sama. Setiap interval direpresentasikan sebagai himpunan fuzzy. Pada metode *Fuzzy Time Series Markov Chain*, fungsi keanggotaan singleton lebih umum digunakan karena mampu menyederhanakan proses fuzzifikasi, pembentukan FLRG, dan perhitungan probabilitas transisi Markov. Penggunaan singleton juga membuat proses forecasting lebih efisien dan mudah diimplementasikan pada data time series. Untuk menentukan banyak kelas/interval digunakan rumus Sturges sebagai berikut [16]:

$$n = 1 + 3,332 \log N, \quad (2)$$

dengan n menyatakan banyak kelas/interval dan N menyatakan banyak data. Berdasarkan (1) diperoleh nilai n sebesar 9. Misalnya jika terdapat n interval, maka:

$$X = \{A_1, A_2, A_3, \dots, A_n\}, \quad (3)$$

di mana setiap A_i merupakan himpunan fuzzy yang mewakili suatu interval nilai.

3. Menentukan fuzzifikasi data

Pada tahap ini, data numerik historis harga cabai merah diubah menjadi nilai linguistik berdasarkan interval yang telah ditentukan. Setiap nilai data akan dipetakan ke dalam salah satu himpunan fuzzy yang sesuai. Sebagai ilustrasi, nilai harga cabai merah pada tanggal 1 Januari 2025 sebesar 75.750 berada pada interval ketujuh, sehingga hasil fuzzifikasinya dikategorikan ke dalam himpunan A_7 .

4. Membuat *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) dan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG)

Penentuan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) dan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG) dilakukan berdasarkan data aktual yang telah melalui proses fuzzifikasi. Tahapan ini, hubungan logika fuzzy diidentifikasi dalam bentuk $A_i \rightarrow A_j$, di mana A_i merepresentasikan kondisi pada waktu sebelumnya (D_{t-1}) dan A_j menunjukkan kondisi pada waktu berikutnya (D_t). Selanjutnya, FLRG dibentuk dengan cara mengelompokkan seluruh FLR yang memiliki kondisi awal (*current state*) yang sama. Setiap kelompok tersebut kemudian dirangkum dengan menggabungkan seluruh kondisi berikutnya (*next state*) yang berkaitan dalam satu relasi grup. Dengan demikian, seluruh FLR yang telah diperoleh akan terorganisasi ke dalam beberapa FLRG yang saling berhubungan. Sebagai ilustrasi, apabila

terdapat beberapa FLR seperti $A_2 \rightarrow A_1$, $A_2 \rightarrow A_5$, dan $A_2 \rightarrow A_4$, maka ketiga hubungan tersebut dapat dikelompokkan menjadi satu FLRG, yaitu $A_2 \rightarrow A_1, A_4, A_5$. Pembentukan FLRG pada FTSMC memiliki tujuan utama untuk mengetahui frekuensi dan pola transisi antar *state fuzzy*. Informasi tersebut kemudian digunakan dalam pembentukan matriks probabilitas Markov Chain. Frekuensi kemunculan *consequent* pada setiap FLRG akan dikonversi menjadi probabilitas transisi *state*, sehingga model tidak hanya mempertimbangkan hubungan fuzzy, tetapi juga peluang perpindahan antar *state* berdasarkan data historis.

5. Menyusun Matriks Probabilitas Transisi Markov

Penyusunan matriks probabilitas transisi Markov dilakukan dengan menghitung peluang perpindahan antar *state* berdasarkan frekuensi kemunculan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR). Probabilitas transisi dari suatu *state* A_i ke *state* A_j ditentukan dengan menggunakan persamaan berikut [7]:

$$P_{ij} = \frac{M_{ij}}{\sum_{k=1}^n M_{ik}}, \quad (4)$$

dimana P_{ij} menyatakan probabilitas perpindahan dari *state* A_i ke A_j dan M_{ij} merupakan jumlah kejadian transisi dari A_i ke A_j . $\sum_{k=1}^n M_{ik}$ Menyatakan total seluruh transisi yang berasal dari *state* A_i . A_i menyatakan *current state* dan A_j menyatakan *next state*. Probabilitas ini kemudian disusun dalam bentuk matriks transisi Markov.

6. Proses Defuzzifikasi dan Prediksi

Langkah terakhir adalah melakukan defuzzifikasi untuk menghasilkan nilai prediksi numerik. Nilai prediksi awal diperoleh dengan menggunakan rumus:

$$\hat{y}_t = \sum_{j=1}^n P_{ij} \cdot m(A_j), \quad (5)$$

dengan $\hat{y}_t$: nilai prediksi untuk waktu t , P_{ij} : probabilitas transisi dari *state* A_i ke A_j , dan $m(A_j)$: nilai tengah (*midpoint*) dari *fuzzy set* A_j . Selanjutnya melakukan penyesuaian hasil prediksi mengikuti arah tren data dengan menggunakan persamaan

$$T_t = (j - i) \frac{l}{2}, \quad (6)$$

dengan T_t : nilai penyesuaian, j : *fuzzy set* j (*next state*), i : *fuzzy set* i (*current state*), dan l : panjang kelas interval. Langkah terakhir adalah menghitung nilai prediksi/ramalan akhir dengan cara menjumlahkan nilai prediksi awal dengan nilai penyesuaian.

7. Evaluasi Kinerja Model

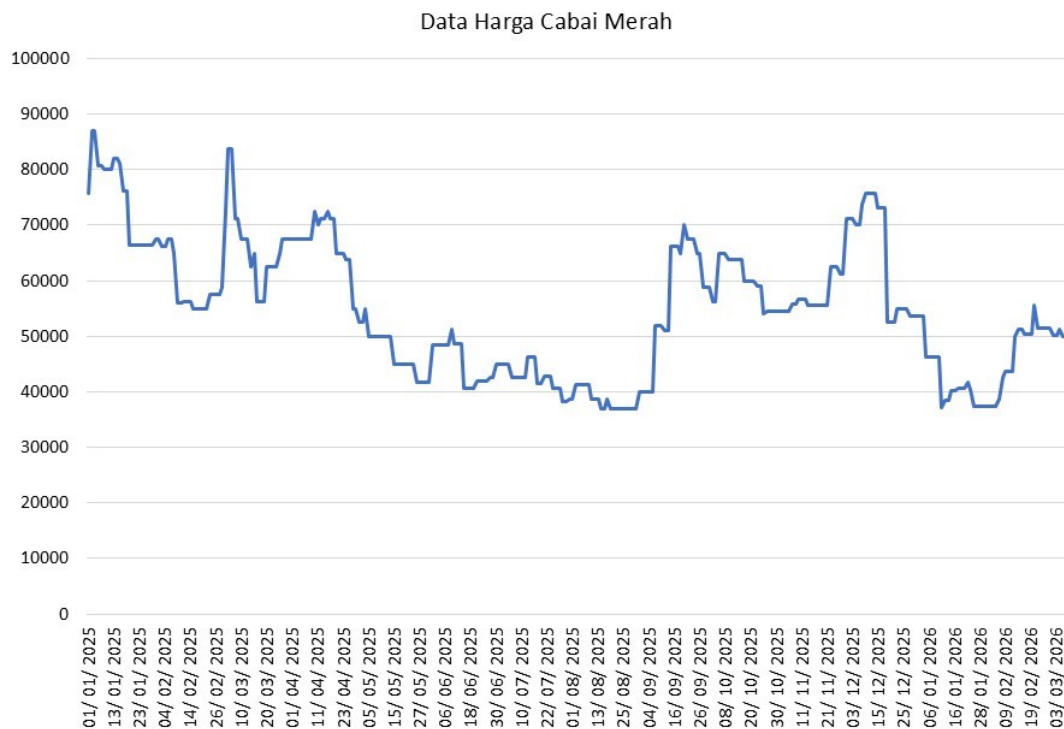
Evaluasi kinerja model diukur dengan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAPE merupakan ukuran yang digunakan untuk menghitung rata-rata persentase *error* antara nilai hasil prediksi dan nilai aktual. Secara umum, MAPE diperoleh dengan menghitung nilai selisih mutlak antara data ramalan dan data sebenarnya pada setiap periode, kemudian membaginya dengan nilai aktual, dan selanjutnya dirata-ratakan. Secara matematis, MAPE dirumuskan sebagai berikut [16]:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^N \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|}{N} \times 100\%, \quad (7)$$

dengan A_t mewakili harga cabai merah aktual dan F_t mewakili harga cabai merah yang diprediksi. Apabila nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang diperoleh kurang dari 10%, maka dapat disimpulkan bahwa metode peramalan yang digunakan memiliki tingkat akurasi yang sangat tinggi [8].

3. Hasil dan Pembahasan

Data pada penelitian ini diperoleh dari situs resmi Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional (PIHPS Nasional), yang merupakan hasil survei harga pangan oleh Bank Indonesia dan dapat diakses melalui laman resminya. Data yang dihimpun berupa data harian harga cabai merah di pasar tradisional Kabupaten Banyumas dalam rentang waktu 1 Januari 2025 hingga 10 Maret 2026. Selanjutnya, data tersebut disajikan dalam bentuk grafik sebagaimana ditunjukkan pada **Gambar 1**.



Gambar 1. Data harga cabai merah.

Tahapan awal dalam analisis ini adalah menentukan *universe of discourse* untuk merepresentasikan keseluruhan rentang nilai data. Penetapan batas bawah dan batas atas *universe of discourse* didasarkan pada data terkecil dan terbesar dari data aktual. Pada penelitian ini, *universe of discourse* ditetapkan pada interval $[37.000, 87.000]$ berdasarkan nilai minimum dan maksimum dataset karena nilai R_1 dan R_2 yang digunakan adalah nol. Selanjutnya, data dibagi menjadi beberapa interval. Penentuan jumlah interval dilakukan menggunakan (1), sehingga diperoleh sebanyak 9 kelas. Lebar masing-masing interval dihitung berdasarkan lebar data dan jumlah interval yang telah ditentukan. Dengan demikian, data dipartisi ke dalam 9 interval dengan panjang yang seragam. Pemilihan interval seragam dilakukan karena metode ini lebih sederhana, mudah diimplementasikan, dan mampu menghasilkan proses fuzzifikasi yang konsisten. Selain itu, pembentukan interval seragam banyak digunakan pada penelitian *Fuzzy Time Series* klasik sehingga memudahkan proses analisis dan perbandingan hasil penelitian. Tahap berikutnya adalah menentukan nilai tengah (*midpoint*) pada setiap interval. Hasil pembagian interval data harga cabai merah dapat dilihat pada **Tabel 1**.

Selanjutnya adalah melakukan tahapan proses fuzzifikasi, tahapan ini mentransformasi *universe of discourse* yang telah dibagi menjadi himpunan fuzzy berdasarkan interval yang telah ditentukan. *Universe of discourse* yang semula berupa nilai tegas (*crisp*) diubah menjadi representasi fuzzy dengan pengelompokkan data ke dalam *fuzzy set*. Sebagai ilustrasi, nilai harga

Tabel 1. Hasil pembagian interval data harga cabai merah

Fuzzy Set	Interval	Nilai Tengah
A_1	[37.000, 42.555]	39.778
A_2	[42.556, 48.111]	45.333
A_3	[48.112, 53.667]	50.889
A_4	[53.668, 59.222]	56.444
A_5	[59.223, 64.778]	62.000
A_6	[64.779, 70.333]	67.556
A_7	[70.334, 75.889]	73.111
A_8	[75.890, 81.444]	78.667
A_9	[81.445, 87.000]	84.222

cabai merah pada tanggal 1 Januari 2025 sebesar 75.750 berada pada interval ketujuh, sehingga hasil fuzzifikasinya dikategorikan ke dalam himpunan A_7 . Proses ini diterapkan untuk keseluruhan data harga cabai merah. Setelah seluruh data dikonversi ke dalam bentuk fuzzy, tahap berikutnya adalah menentukan hubungan logis antar keadaan, yaitu antara kondisi saat ini (A_i) dan kondisi berikutnya (A_j), yang dinyatakan dalam bentuk *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) berdasarkan data empiris. FLR direpresentasikan sebagai $A_i \rightarrow A_j$, di mana A_i menunjukkan keadaan saat ini dan A_j menunjukkan keadaan selanjutnya. Sebagai contoh, hasil fuzzifikasi pada tanggal 3 Januari 2025 dan 4 Januari 2025 masing-masing adalah A_9 dan A_8 , sehingga dapat dibentuk suatu hubungan FLR yaitu $A_9 \rightarrow A_8$. Proses ini dilakukan secara menyeluruh pada seluruh data harga cabai merah. Hasil fuzzifikasi dan pembentukan FLR selengkapnya disajikan pada **Tabel 2**.

Tabel 2. Hasil fuzzifikasi dan pembentukan FLR.

No	Tanggal	Data	Fuzzification	FLR
1	1/1/25	75.750	A_7	$NA \rightarrow A_7$
2	2/1/25	87.000	A_9	$A_7 \rightarrow A_9$
3	3/1/25	87.000	A_9	$A_9 \rightarrow A_9$
4	4/1/25	80.750	A_8	$A_9 \rightarrow A_8$
5	5/1/25	80.750	A_8	$A_8 \rightarrow A_8$
6	6/1/25	80.000	A_8	$A_8 \rightarrow A_8$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
313	6/3/26	51.250	A_3	$A_4 \rightarrow A_3$
314	7/3/26	50.000	A_3	$A_3 \rightarrow A_3$
315	8/3/26	50.000	A_3	$A_3 \rightarrow A_3$
316	9/3/26	50.000	A_3	$A_3 \rightarrow A_3$
317	10/3/26	50.000	A_3	$A_3 \rightarrow A_3$

Setelah proses identifikasi *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) selesai dilakukan, tahapan berikutnya adalah pembentukan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG). Kelompok ini dibentuk dengan menggabungkan seluruh hubungan fuzzy yang memiliki keadaan awal (*current state*) yang sama, sehingga diperoleh representasi hubungan yang lebih ringkas dan terstruktur. Sebagai ilustrasi, jika terdapat beberapa FLR dengan keadaan awal A_1 , seperti $A_1 \rightarrow A_1$ dan $A_1 \rightarrow A_2$, maka kedua hubungan tersebut dapat digabungkan menjadi satu FLRG, yaitu $A_1 \rightarrow A_1, A_2$. Proses pengelompokkan ini diterapkan pada keseluruhan data harga cabai merah. Hasil pembentukan FLRG secara lengkap disajikan pada **Tabel 3**.

Tahap selanjutnya adalah membuat matriks probabilitas transisi markov berukuran 9x9 dengan menggunakan **pers. (3)**. Diperoleh matriks probabilitas sebagai berikut.

Tabel 3. Pembentukan FLRG.

FLRG	
$A_1 \rightarrow$	A_1, A_2, A_3
$A_2 \rightarrow$	A_1, A_2, A_3
$A_3 \rightarrow$	A_1, A_2, A_3, A_4, A_6
$A_4 \rightarrow$	$A_2, A_3, A_4, A_5, A_6, A_7$
$A_5 \rightarrow$	A_4, A_5, A_6, A_7
$A_6 \rightarrow$	A_4, A_5, A_6, A_7
$A_7 \rightarrow$	A_3, A_6, A_7, A_9
$A_8 \rightarrow$	A_6, A_8, A_9
$A_9 \rightarrow$	A_7, A_8, A_9

$$P_{ij} = \begin{pmatrix} 0,92 & 0,05 & 0,03 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0,19 & 0,77 & 0,04 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0,02 & 0,02 & 0,87 & 0,07 & 0 & 0,02 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,02 & 0,05 & 0,86 & 0,03 & 0,02 & 0,02 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,10 & 0,76 & 0,10 & 0,05 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,06 & 0,06 & 0,82 & 0,06 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,05 & 0 & 0 & 0,19 & 0,67 & 0 & 0,10 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,13 & 0 & 0,75 & 0,13 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,17 & 0,33 & 0,5 \end{pmatrix}$$

Tahapan selanjutnya adalah melakukan proses defuzzifikasi. Proses defuzzifikasi dilakukan dengan menentukan nilai ramalan awal menggunakan pers. (4). Setelah diperoleh nilai ramalan awal, selanjutnya menentukan nilai penyesuaian dengan menggunakan pers. (5) dan menentukan nilai ramalan baru dengan cara menjumlahkan nilai ramalan awal dan nilai penyesuaian. Hasil perhitungan defuzzifikasi ini kemudian disajikan dalam bentuk tabel, yaitu Tabel 4, yang memuat nilai-nilai peramalan.

Tabel 4. Hasil peramalan dengan FTS *Markov Chain*.

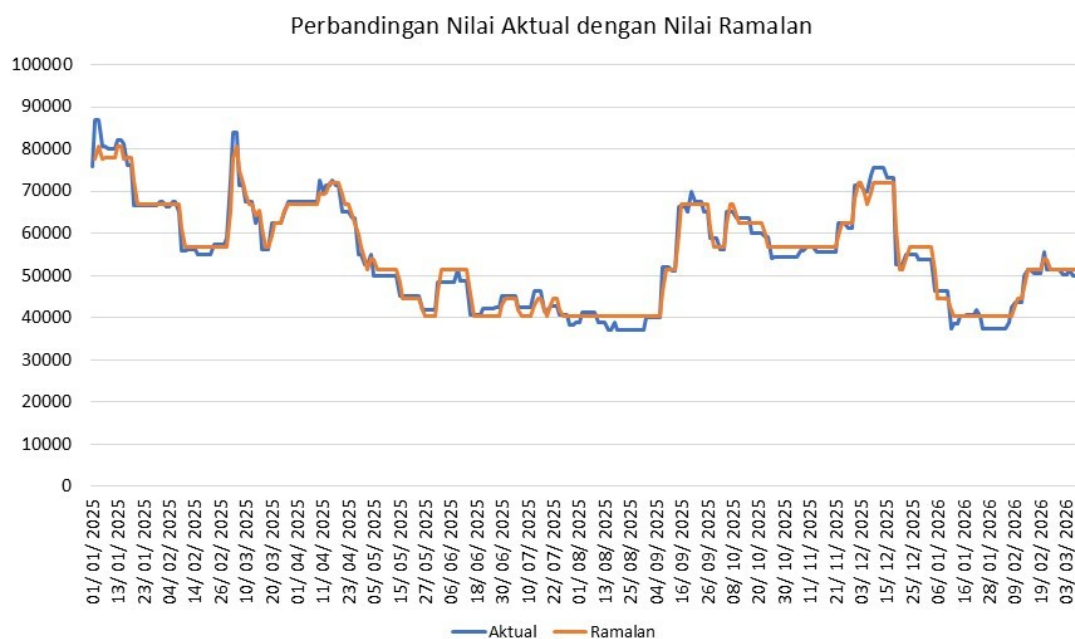
Period	Data	Ramalan Awal	Nilai Penyesuaian	Ramalan Akhir
1/1/25	75.750	NA	NA	NA
2/1/25	87.000	72.052, 91	5.555, 56	77.608, 47
3/1/25	87.000	80.518, 52	0	80.518, 52
4/1/25	80.750	80.518, 52	-2.777, 78	77.740, 74
5/1/25	80.750	77.972, 22	0	77.972, 22
6/1/25	80.000	77.972, 22	0	77.972, 22
$\vdots$	$\vdots$			$\vdots$
6/3/26	51.250	51.259, 26	0	51.259, 26
7/3/26	50.000	51.259, 26	0	51.259, 26
8/3/26	50.000	51.259, 26	0	51.259, 26
9/3/26	50.000	51.259, 26	0	51.259, 26
10/3/26	50.000	51.259, 26	0	51.259, 26

Berdasarkan hasil peramalan pada Tabel 4, metode Fuzzy Time Series Markov Chain mampu mengikuti pola pergerakan data historis meskipun masih terdapat selisih antara data aktual dan hasil prediksi pada beberapa periode tertentu. Nilai ramalan akhir diperoleh dari kombinasi antara hasil peramalan awal dan nilai penyesuaian Markov Chain, sehingga prediksi yang dihasilkan menjadi lebih adaptif terhadap pola transisi data. Pada periode awal, misalnya tanggal 2/1/25, data aktual sebesar 87.000 dengan hasil ramalan akhir sebesar 77.608,47. Hal ini

menunjukkan bahwa model masih mengalami underforecast karena nilai prediksi berada di bawah data aktual. Namun, adanya nilai penyesuaian sebesar 5.555,56 membantu meningkatkan hasil forecast dibandingkan ramalan awal sebesar 72.052,91. Kondisi ini menunjukkan bahwa mekanisme Markov Chain memberikan kontribusi dalam memperbaiki hasil prediksi melalui probabilitas transisi antar state fuzzy.

Secara umum, hasil peramalan menunjukkan bahwa metode FTS Markov Chain mampu menangkap pola fluktuasi data melalui kombinasi fuzzifikasi dan probabilitas transisi state. Nilai penyesuaian yang dihasilkan dari Markov Chain berperan penting dalam memperbaiki hasil forecast sehingga prediksi menjadi lebih dinamis dibandingkan metode FTS biasa. Namun demikian, masih terdapat beberapa selisih antara data aktual dan hasil prediksi yang menunjukkan bahwa akurasi model sangat dipengaruhi oleh pembentukan interval fuzzy, distribusi state, dan pola transisi antar state pada data historis.

Langkah terakhir adalah menentukan nilai evaluasi kinerja model dengan menggunakan nilai MAPE. Berdasarkan perhitungan menggunakan pers. (6) diperoleh nilai MAPE sebesar 3,19%. Hasil MAPE menunjukkan nilai kurang dari 10%, hal ini berarti tingkat akurasi model sangat tinggi. Perbandingan harga cabai merah aktual dan peramalan dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Perbandingan nilai aktual dan nilai prediksi.

Berdasarkan Gambar 2, metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* mampu mengikuti pola pergerakan data aktual dengan cukup baik, yang terlihat dari kedekatan antara garis ramalan dan garis aktual pada sebagian besar periode pengamatan. Pada awal periode, harga berada pada kisaran tinggi kemudian mengalami penurunan bertahap hingga pertengahan tahun 2025, dan model mampu menangkap tren penurunan tersebut secara konsisten. Selanjutnya, terjadi beberapa fluktuasi ekstrem berupa kenaikan dan penurunan tajam, terutama pada periode Februari–April 2025 serta September–November 2025. Pada kondisi tersebut, hasil ramalan masih mengikuti arah perubahan data aktual meskipun terlihat lebih halus (*smoothing*) dibandingkan data sebenarnya. Hal ini menunjukkan bahwa mekanisme probabilitas transisi Markov pada FTSMC mampu memodelkan pola perubahan harga secara adaptif, namun cenderung menghasilkan prediksi yang lebih stabil pada saat terjadi lonjakan ekstrem. Secara

keseluruhan, model FTS *Markov Chain* menunjukkan kemampuan yang cukup baik dalam merepresentasikan pola tren naik, tren turun, maupun fluktuasi harga sehingga efektif digunakan untuk peramalan data *time series* yang bersifat dinamis.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa model *Fuzzy Time Series Markov Chain* mampu merepresentasikan pola pergerakan harga cabai merah dengan baik. Setelah proses pemodelan dilakukan, tahap selanjutnya adalah menghitung nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengevaluasi tingkat akurasi model yang dihasilkan. Berdasarkan perhitungan menggunakan pers. (6), diperoleh nilai MAPE sebesar 3,19%. Mengacu pada kriteria MAPE, nilai akurasi yang diperoleh tergolong sangat baik karena berada di bawah 10%, sehingga model *Fuzzy Time Series Markov Chain* mampu menghasilkan prediksi yang mendekati data aktual. Rendahnya nilai MAPE menunjukkan bahwa model berhasil menangkap pola fluktuasi harga cabai merah melalui proses fuzzifikasi dan probabilitas transisi Markov yang mampu merepresentasikan hubungan antar state secara cukup stabil. Selain itu, penggunaan interval fuzzy yang sesuai juga berkontribusi dalam meningkatkan kedekatan antara hasil prediksi dan data aktual. Namun demikian, nilai MAPE yang terlalu rendah juga perlu dianalisis secara kritis karena terdapat kemungkinan model mengalami overfitting terhadap data historis, terutama apabila pola transisi state yang terbentuk terlalu spesifik terhadap dataset penelitian. Kondisi tersebut dapat menyebabkan model memiliki performa sangat baik pada data pelatihan, tetapi belum tentu mampu mempertahankan akurasi yang sama pada data baru atau data dengan pola fluktuasi berbeda.

Berdasarkan hasil pemodelan menggunakan metode FTS *Markov Chain*, diperoleh prediksi harga cabai merah pada tanggal 11 Maret 2026 sebesar Rp51.259,26. Nilai prediksi tersebut menunjukkan bahwa harga cabai merah diperkirakan berada pada kondisi relatif stabil dibandingkan periode sebelumnya yang mengalami fluktuasi cukup tinggi. Stabilitas hasil prediksi ini mengindikasikan bahwa probabilitas transisi Markov didominasi oleh perpindahan menuju state fuzzy yang sama atau berdekatan. Dari sisi praktis, hasil prediksi tersebut dapat menjadi informasi awal bagi pelaku pasar maupun pemerintah daerah dalam mengantisipasi perubahan harga cabai merah, khususnya dalam pengambilan keputusan terkait distribusi, pengendalian pasokan, dan strategi stabilisasi harga di tingkat daerah.

4. Kesimpulan

Penelitian ini menerapkan metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* (FTSMC) untuk memprediksi harga cabai merah melalui tahapan pembentukan interval fuzzy, fuzzifikasi data, pembentukan FLR dan FLRG, serta matriks probabilitas Markov sebagai dasar forecasting. Hasil evaluasi menggunakan MAPE sebesar 3,19% menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi sangat baik karena mampu mengikuti pola fluktuasi harga, baik saat terjadi kenaikan maupun penurunan. Berdasarkan hasil peramalan, diperoleh estimasi harga cabai merah pada tanggal 11 Maret 2026 sebesar Rp51.259,26 yang mengindikasikan kondisi harga relatif stabil dibandingkan periode sebelumnya. Secara ilmiah, penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi *Markov Chain* pada *Fuzzy Time Series* mampu meningkatkan kemampuan model dalam merepresentasikan pola transisi data *time series* yang fluktuatif melalui pendekatan probabilitas state. Namun demikian, penelitian ini masih memiliki keterbatasan, terutama pada penggunaan interval fuzzy seragam dan data historis yang terbatas pada satu jenis komoditas serta satu wilayah pengamatan. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan metode optimasi interval fuzzy, menambahkan variabel eksternal yang memengaruhi harga komoditas, serta melakukan perbandingan dengan metode peramalan lain seperti ARIMA, LSTM, maupun hybrid FTS untuk memperoleh model prediksi yang lebih *robust* dan *generalizable*.

Kontribusi Penulis. Dian Kartika Sari: Konseptualisasi, pengumpulan dataset, penulisan draft artikel. Iqsyahiro Kresna A: Validasi data, cleaning data, analisis data. Diah Septiani: Analisis data, review artikel sampai submit.

Ucapan Terima Kasih. Para penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah berkontribusi dalam penelitian ini dan dalam penyusunan manuskrip.

Pendanaan. Penelitian ini tidak mendapatkan pendanaan eksternal.

Konflik Kepentingan. Para penulis menyatakan tidak ada konflik kepentingan yang terkait dengan artikel ini.

Ketersediaan Data. Data tersedia di <https://www.bi.go.id/hargapangan>.

Referensi

- [1] M. A. Bianto, B. Al-Badi, M. S. Alamsyah, and R. N. Rohman, "Sistem prediksi harga komoditas cabai di wilayah jawa timur menggunakan simple moving average," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan (JITET)*, vol. 13, no. 3, p. 2261, Jul 2025, doi:10.23960/jitet.v13i3.7345.
- [2] M. Lim and T. Handhayani, "Penerapan lstm dan gru untuk prediksi harga cabai merah di kota jawa timur," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan (JITET)*, vol. 13, no. 2, 2025, doi:10.23960/jitet.v13i2.6467.
- [3] U. Lenisa, S. Sugianti, and I. P. Astuti, "Prediksi harga cabai menggunakan fuzzy time series model chen," *Jurnal Rekayasa Teknologi dan Komputasi*, vol. 1, no. 1, Jun 2025, doi:10.24269/jrtekom.v1i1.6430.
- [4] E. Prasetyo, R. Ramadhan, and A. Safitri, "Prediksi risiko gagal panen cabai rawit merah menggunakan algoritma decision tree," *Data Sciences Indonesia (DSI)*, vol. 5, no. 2, Dec 2025, doi:10.47709/dsi.v5i2.7466.
- [5] A. R. H. Dwika and D. Avianto, "Implementasi algoritma lstm untuk prediksi harga cabai merah keriting di yogyakarta," *Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi (JIMIK)*, vol. 5, no. 1, pp. 635–648, Jan 2024, doi:10.35870/jimik.v5i1.534.
- [6] H. A. Anamsyah, I. G. S. M. Diyasa, and A. N. Sihananto, "Perbandingan model xgboost, lstm, dan neural prophet untuk prediksi harga cabai rawit merah di jawa timur," in *Prosiding Seminar Nasional Informatika Bela Negara (SANTIKA)*, vol. 5, no. 2, Dec 2025, pp. 31–39.
- [7] Nurhamidah, P. M. Mustofa, and F. S. Mulyani, "Perbandingan metode fuzzy time series lee dan markov chain dalam peramalan harga cabai rawit (studi kasus kota tasikmalaya)," *Proximal: Jurnal Penelitian Matematika dan Pendidikan Matematika*, vol. 9, no. 1, pp. 206–217, Mar 2026, doi:10.30605/proximal.v9i1.7992.
- [8] D. K. Sari, "Perbandingan fuzzy time series chen dan cheng untuk peramalan harga beras di kabupaten banyumas," *Euler: Jurnal Ilmiah Matematika, Sains dan Teknologi*, vol. 12, no. 2, pp. 170–174, Dec 2024, doi:10.37905/euler.v12i2.28012.
- [9] A. S. Amanda, P. Gultom, S. Sutarnan, and A. Asima, "Penerapan fuzzy time series markov chain dalam meramalkan nilai tukar rupiah terhadap yuan, dollar amerika dan dollar singapura," *Innovative: Journal Of Social Science Research*, vol. 4, no. 4, pp. 1981–1997, Jul 2024, doi:10.31004/innovative.v4i4.12328.
- [10] L. Sari, A. Romadloni, R. Listyaningrum, F. Hazrina, and N. W. Rahadi, "Metode fuzzy time series markov chain untuk peramalan curah hujan harian," *Infotekmesin*, vol. 15, no. 1, pp. 142–147, Jan 2024, doi:10.35970/infotekmesin.v15i1.2182.
- [11] A. Martina, F. N. Sa'adah, and A. F. Huda, "Perbandingan metode fuzzy time series markov chain dan fuzzy time series cheng untuk peramalan data inflasi," *Jurnal TEKTRIKA*, vol. 9, no. 1, pp. 17–22, 2024, doi:10.25124/tektrika.v9i1.6914.
- [12] R. A. Faroh, S. Nabilah, N. A. Affandy, N. Nafi'iyah, and M. Said, "Analisis peramalan data kekeringan lahan pertanian di kabupaten lamongan menggunakan metode fuzzy time series-markov chain," *AKSIOMA: Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika*, vol. 16, no. 2, Sep 2025, doi:10.26877/bd1eqb34.
- [13] A. D. Putri, E. Pujiastuti, and S. Sunarmi, "Peramalan harga emas menggunakan fuzzy time series-markov chain," *Imajiner: Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika*, vol. 7, no. 4, Jul 2025, doi:10.26877/imajiner.v7i4.23893.

-
- [14] M. I. Ibaad, M. Siringoringo, I. Purnamasari, D. Yuniarti, and S. Suyitno, "Penerapan metode fuzzy time series markov chain untuk meramalkan nilai transaksi belanja menggunakan uang elektronik di indonesia," *Jurnal Gaussian*, vol. 14, no. 2, pp. 290–301, Sep 2025, doi:[10.14710/j.gauss.14.2.290-301](https://doi.org/10.14710/j.gauss.14.2.290-301).
- [15] S. Nurlela, A. Fanani, and H. Khaulasari, "Prediksi harga minyak mentah wti menggunakan metode fuzzy time series markov chain," *Jurnal Fourier*, vol. 12, no. 1, pp. 10–19, Apr 2023, doi:[10.14421/fourier.2023.121.10-19](https://doi.org/10.14421/fourier.2023.121.10-19).
- [16] D. K. Sari and A. Sa'adah, "Forecasting rice prices in traditional markets in banyumas regency using fuzzy time series chen," *BAREKENG: Journal of Mathematics and Its Applications*, vol. 19, no. 1, pp. 503–510, 2025, doi:[10.30598/barekengvol19iss1pp0503-0510](https://doi.org/10.30598/barekengvol19iss1pp0503-0510).