

PERBANDINGAN *FUZZY TIME SERIES LEE* DAN *MARKOV CHAIN* DALAM PERAMALAN HARGA CABAI RAWIT (STUDI KASUS: KOTA TASIKMALAYA)

Nurhamidah¹, Pramesti Melyna Mustofa², Fitrhi Sri Mulyani³

Universitas Cipasung Tasikmalaya^{1,2,3}

Email: nhamidahh277@gmail.com¹, pramesti.melyna@uncip.ac.id²,
fithri.sm@uncip.ac.id³

Coessponding Author: Nurhamidah email: nhamidahh277@gmail.com

Abstrak. Fluktuasi harga cabai rawit yang tinggi dan tidak stabil sering menimbulkan ketidakpastian bagi konsumen, pedagang, serta pemerintah daerah dalam pengendalian inflasi dan perencanaan distribusi pangan, sehingga diperlukan metode peramalan yang akurat dan andal. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan tingkat akurasi dan efektivitas dua metode peramalan, yaitu Fuzzy Time Series (FTS) Lee dan Fuzzy Time Series Markov Chain, dalam memprediksi harga cabai rawit di Kota Tasikmalaya. Jenis penelitian ini adalah penelitian kuantitatif deskriptif dengan objek penelitian berupa data harga cabai rawit mingguan di Kota Tasikmalaya periode April 2024 hingga April 2025 yang bersumber dari Pusat Informasi Harga Pangan Strategis (PIHPS) Nasional. Analisis data dilakukan melalui tahapan fuzzyfikasi, pembentukan Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG), perhitungan matriks probabilitas transisi Markov, defuzzyfikasi, serta evaluasi akurasi model menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Mean Absolute Error (MAE), dan Root Mean Square Error (RMSE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model FTS Lee memiliki performa yang lebih baik dengan nilai kesalahan yang lebih rendah, yaitu MAPE sebesar 5,36%, MAE sebesar 3.014, dan RMSE sebesar 3.823, dibandingkan dengan model FTS Markov Chain yang menghasilkan MAPE sebesar 7,91%, MAE sebesar 4.286, dan RMSE sebesar 5.332. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa metode FTS Lee lebih efektif dan lebih akurat dalam meramalkan pergerakan harga cabai rawit di Kota Tasikmalaya. Penelitian ini membandingkan akurasi dan efektivitas dua metode peramalan, yaitu Fuzzy Time Series (FTS) Lee dan Fuzzy Time Series Markov Chain, untuk memprediksi harga cabai rawit di Kota Tasikmalaya.

Kata Kunci: Peramalan, Fuzzy Time Series Lee, Markov Chain, Harga, Cabai Rawit, Akurasi.

Abstract. The high and unstable fluctuation of Chili pepper prices often creates uncertainty for consumers, traders, and local governments in controlling inflation and planning food distribution, making accurate and reliable forecasting methods essential. This study aims to compare the accuracy and effectiveness of two forecasting methods, namely the Fuzzy Time Series (FTS) Lee and the Fuzzy Time Series Markov Chain, in predicting cayenne pepper prices in Tasikmalaya City. This research is a quantitative descriptive study using weekly cayenne pepper price data in Tasikmalaya City from April 2024 to April 2025, obtained from the National Strategic Food Price Information Center (PIHPS). Data analysis was conducted through fuzzyfication, construction of Fuzzy Logical Relationship Groups (FLRG), calculation of the Markov transition probability matrix, defuzzification, and evaluation of model accuracy using Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Mean Absolute Error (MAE), and Root Mean Square Error (RMSE). The results show that the FTS Lee model performs better with lower forecasting errors, with a MAPE of 5.36%, MAE of 3,014, and RMSE of 3,823, compared to the FTS Markov Chain model, which yields a MAPE of 7.91%, MAE of 4,286, and RMSE of 5,332. Based on these findings, it can be concluded that the FTS Lee method is more effective and more accurate in forecasting chili pepper price movements in Tasikmalaya City.

Keywords: Forecasting, Fuzzy Time Series Lee, Markov Chain, Price, Chili Pepper, Accuracy.

A. Pendahuluan

Pangan merupakan kebutuhan pokok manusia yang memiliki peranan strategis dalam menjamin keberlangsungan hidup serta kesejahteraan sosial ekonomi masyarakat. Dalam



konteks ketahanan pangan nasional, sektor pertanian memegang peranan penting sebagai penyedia utama bahan pangan (Rumawas et al., 2021). Sebagai negara agraris, Indonesia memiliki potensi besar dalam pengembangan sektor pertanian yang tidak hanya mendukung pemenuhan kebutuhan pangan, tetapi juga memberikan kontribusi signifikan terhadap peningkatan pendapatan masyarakat dan pertumbuhan ekonomi nasional (Kusumaningrum, 2019).

Salah satu komoditas pertanian strategis yang banyak dikonsumsi masyarakat Indonesia adalah cabai rawit. Cabai rawit memiliki nilai ekonomi yang tinggi dan berfungsi sebagai bumbu utama dalam konsumsi rumah tangga maupun sektor kuliner (Puspitasari, 2020). Tingkat kepedasan yang tinggi serta persyaratan tumbuh yang relatif mudah menjadikan cabai rawit dapat dibudidayakan di hampir seluruh wilayah Indonesia (Aryadi Pajri, et al., 2024). Menurut Purnama et al. (2021), tingginya tingkat konsumsi cabai rawit disebabkan oleh cita rasa pedas yang khas, sehingga komoditas ini memiliki peran penting baik dari sisi konsumsi maupun ekonomi. Namun demikian, harga cabai rawit dikenal sangat fluktuatif dan sering mengalami perubahan ekstrem dalam jangka waktu yang relatif singkat.

Fluktuasi harga cabai rawit berdampak langsung terhadap daya beli masyarakat serta berkontribusi terhadap laju inflasi, khususnya pada kelompok pengeluaran makanan dan minuman (Wehfany et al., 2022). Berdasarkan laporan Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Tasikmalaya (2025), cabai rawit tercatat sebagai salah satu komoditas utama penyumbang inflasi selama periode April 2024 hingga April 2025. Pada April 2024, kelebihan pasokan menyebabkan penurunan harga cabai rawit yang menekan laju inflasi. Sebaliknya, pada Desember 2024 hingga Januari 2025 terjadi lonjakan harga yang signifikan sehingga cabai rawit masuk dalam lima komoditas penyumbang inflasi terbesar di Kota Tasikmalaya. Inflasi Januari 2025 tercatat sebesar 0,43%, yang sebagian besar dipicu oleh kenaikan harga cabai rawit, dan kembali meningkat pada April 2025 seiring kenaikan Indeks Harga Konsumen.

Kota Tasikmalaya merupakan salah satu daerah penghasil cabai rawit di wilayah Priangan Timur, Jawa Barat. Meskipun demikian, kondisi sebagai daerah produsen tidak serta-merta menjamin stabilitas harga. Fluktuasi harga cabai rawit di Kota Tasikmalaya dipengaruhi oleh berbagai faktor, antara lain kegagalan panen, perubahan arah distribusi, peningkatan permintaan dari luar daerah, serta gangguan pada rantai pasok (Amiruddin, 2022). Selain itu, faktor musiman, kondisi cuaca, serta momen hari besar keagamaan seperti Ramadhan dan Idul Fitri turut memperbesar volatilitas harga cabai rawit (Ro'yun Nuha et al., 2023). Kondisi ini tidak hanya berdampak pada rumah tangga, tetapi juga pada pelaku UMKM kuliner yang menjadikan cabai sebagai bahan baku utama (Fahrudin et al., 2024).

Melihat besarnya dampak ekonomi dan sosial akibat fluktuasi harga cabai rawit, diperlukan suatu metode peramalan yang mampu memberikan estimasi harga di masa mendatang secara akurat. Peramalan harga diharapkan dapat membantu pemerintah daerah dalam merumuskan kebijakan stabilisasi harga, membantu petani dan pedagang dalam perencanaan produksi dan distribusi, serta membantu masyarakat dalam mengelola pengeluaran pangan secara lebih efektif.

Salah satu metode yang banyak digunakan untuk peramalan data deret waktu yang bersifat tidak pasti dan fluktuatif adalah *Fuzzy Time Series* (FTS), khususnya model *Fuzzy Time Series Lee*. Metode ini memanfaatkan konsep himpunan fuzzy untuk memodelkan ketidakpastian dan pola perubahan data harga. Penelitian oleh Komaria et al. (2023) menunjukkan bahwa FTS *Lee* mampu menghasilkan tingkat akurasi yang baik dalam peramalan harga cabai rawit di Jawa Timur berdasarkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil serupa juga ditunjukkan oleh Ismiarti et al. (2023) yang menyatakan bahwa FTS *Lee* memiliki akurasi yang lebih baik dibandingkan metode FTS *Cheng*.

Selain FTS, metode *Markov Chain* juga banyak digunakan dalam peramalan harga komoditas pangan. Metode ini merupakan pendekatan stokastik yang memanfaatkan



probabilitas transisi antar kondisi harga untuk memprediksi harga di periode selanjutnya. Budiarti et al. (2023) menunjukkan bahwa metode *Markov Chain* mampu memberikan hasil peramalan yang baik untuk harga cabai rawit hijau di Kota Jambi. Kartini (2022) juga menemukan bahwa metode *Markov Chain* memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam peramalan harga pangan dan bahkan mampu mengungguli beberapa model FTS konvensional.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini menawarkan solusi berupa perbandingan metode *Fuzzy Time Series Lee* dan *Markov Chain* dalam meramalkan harga cabai rawit di Kota Tasikmalaya. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui tingkat keakuratan masing-masing metode serta menentukan metode yang paling efektif dalam peramalan harga cabai rawit. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan ukuran *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE).

Meskipun berbagai penelitian terdahulu telah membuktikan efektivitas metode *Fuzzy Time Series Lee* maupun *Markov Chain* secara terpisah, masih terbatas studi yang melakukan komparasi kedua metode tersebut di sentra produksi seperti Kota Tasikmalaya. Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan dan perbandingan langsung metode *Fuzzy Time Series Lee* dan *Fuzzy Time Series Markov Chain* menggunakan data harga cabai rawit mingguan di Kota Tasikmalaya periode April 2024–April 2025. Selain itu, penelitian ini memberikan evaluasi yang lebih komprehensif dengan mengintegrasikan tiga indikator akurasi, yaitu MAE, MAPE, dan RMSE untuk memvalidasi performa model. Hasil penelitian ini diharapkan menjadi dasar ilmiah bagi pemangku kepentingan di Kota Tasikmalaya dalam memilih model peramalan yang paling presisi terhadap karakteristik volatilitas harga lokal.

B. Metodologi Penelitian

Penelitian ini menggunakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan kuantitatif deskriptif. Kuantitatif dipilih karena penelitian ini menganalisis data numerik berupa deret waktu harga cabai rawit, sedangkan pendekatan deskriptif kuantitatif bertujuan untuk menggambarkan pola pergerakan data serta membandingkan hasil peramalan yang dihasilkan oleh dua metode yang digunakan. Data yang digunakan adalah data sekunder mingguan harga cabai rawit Pusat Informasi Harga Pangan Nasional (PIHPS) untuk Kota Tasikmalaya periode yang digunakan yaitu April 2024 sampai April 2025 berjumlah 57 data.

Metode peramalan yang diterapkan dalam penelitian ini adalah *Fuzzy Time Series Lee* dan *Fuzzy Time Series Markov Chain*. Adapun tahapan penelitian adalah sebagai berikut:

1. Fuzzy Time Series Lee

FTS *Lee* merupakan pengembangan dari model FTS sebelumnya dengan karakteristik utama pada pembentukan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG) (Pajriati, 2021). Berikut langkah-langkah peramalan dengan FTS *Lee*:

- a. Menentukan himpunan semesta pembicaraan (U), dengan menggunakan persamaan berikut:

$$U = [D_{min}; D_{max}] \quad (1)$$

Dengan D_{min} yaitu data paling kecil, dan D_{max} yaitu nilai data terbesar dari data.

- b. Menentukan Interval.

- 1) Menentukan rentang interval.

$$R = D_{max} - D_{min} \quad (2)$$

- 2) Menghitung banyaknya kelas interval.

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

N adalah data historis.

- 3) Menentukan panjang interval.

$$\ell = \frac{R}{K} \quad (4)$$



4) Mencari nilai tengah.

$$m_i = \frac{(\text{batas bawah } u_i + \text{batas atas } u_i)}{2} \quad (5)$$

Dimana, m_i adalah nilai tengah himpunan fuzzy ke i , dan u_i adalah himpunan fuzzy ke i .

c. Mendefinisikan derajat keanggotaan dan fuzzyfikasi.

Tahap ini mendefinisikan derajat keanggotaan dan melakukan fuzzyfikasi, yaitu mengubah data numerik menjadi variabel linguistik berdasarkan nilai keanggotaan fuzzy. Setiap data aktual dipetakan ke dalam himpunan A_i dengan nilai keanggotaan 0,0.5,1, dengan $i = 1, 2, \dots, n$ jumlah himpunan fuzzy. Derajat keanggotaan himpunan fuzzy terhadap A_i didefinisikan sebagai berikut:

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

Berdasarkan persamaan tersebut, struktur keanggotaan fuzzy dapat dituliskan secara umum sebagai:

$$\begin{aligned} \mu_{A_1}(u_i) &= 1/u_1 + 0,5/u_2 + 0/u_3 + \dots + 0/u_n \\ \mu_{A_2}(u_i) &= 0,5/u_1 + 1/u_2 + 0,5/u_3 + \dots + 0/u_n \\ \mu_{A_3}(u_i) &= 0/u_1 + 0,5/u_2 + 1/u_3 + \dots + 0/u_n \\ &\vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \dots \quad \vdots \\ \mu_{A_n}(u_i) &= 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + \dots + 0/u_n \end{aligned} \quad (7)$$

Hasil proses ini adalah representasi linguistik dari data aktual yang digunakan pada tahap analisis selanjutnya.

d. *Fuzzy Logical Relationship* (FLR)

Membentuk FLR ke dalam bentuk $A_i \rightarrow A_j$, yang mempresentasikan hubungan antara kondisi sebelumnya dan kondisi berikutnya berdasarkan hasil fuzzyfikasi.

e. *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG)

FLR dengan *Curent State* yang sama dikelompokkan ke dalam FLRG untuk menyederhanakan FLR dan mempermudah proses peramalan.

f. *Defuzzyfikasi* dan hasil peramalan akhir.

Defuzzyfikasi merupakan proses mengonversi hasil peramalan fuzzy menjadi nilai numerik. Pada metode FTS Lee, *defuzzyfikasi* dilakukan berdasarkan kondisi FLRG dengan ketentuan sebagai berikut:

1) Jika terdapat FLR (misalnya $A_i \rightarrow \emptyset$), maka nilai peramalan diambil dari nilai tengah interval dengan keanggotaan maksimum:

$$\hat{y}_t^{(m)} = m_j \quad (8)$$

2) Jika hanya terdapat satu FLR (misalnya $A_i \rightarrow A_j$), maka nilai peramalan ditentukan oleh nilai tengah interval tujuan:

$$\hat{y}_t^{(1)} = m_j \quad (9)$$

3) Jika terdapat beberapa FLR, maka nilai peramalan dihitung sebagai rata-rata tertimbang dari nilai tengah interval tujuan:

$$\hat{y}_t^{(1)} = \frac{2}{p} m_j + \frac{2}{p} m_k + \dots + \frac{2}{p} m_i \quad (10)$$

Dengan $m_j, m_k, \dots, m_i$ merupakan nilai tengah interval tujuan dan p adalah jumlah relasi dalam FLRG.

2. Fuzzy Time Series Markov Chain

FTS *Markov Chain* merupakan metode hybrid yang mengkombinasikan FTS dengan konsep rantai Markov melalui matriks probabilitas transisi. Metode ini diperkenalkan oleh Chyn Tsaur (2012) untuk meningkatkan akurasi peramalan pada data yang sangat volatil. Pendekatan ini memanfaatkan peluang perpindahan antarhimpunan *fuzzy* sehingga mampu menyesuaikan hasil peramalan terhadap dinamika perubahan data (Hidayatullah et al., 2023; Laily et al., 2023). Berikut langkah-langkah peramalan FTS *Markov chain*:

- Menentukan himpunan semesta pembicaraan (U) seperti pada persamaan (1)
- Menentukan Interval seperti pada persamaan (2), (3), (4), (5).
- Mendefinisikan derajat keanggotaan dan *fuzzyfikasi* seperti pada persamaan (6), (7).
- Fuzzy Logical Relationship* (FLR).
- Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG).
- Menentukan matriks probabilitas transisi Markov.

Berdasarkan FLRG untuk menggambarkan peluang perpindahan antar state. Matriks transisi berukuran $n \times n$ dengan elemen:

$$P_{ij} = \frac{M_{ij}}{M_i}; i, j = 1, 2, 3, \dots, n \quad (11)$$

Di mana P_{ij} menyatakan probabilitas perpindahan dari state A_i ke A_j , M_{ij} jumlah transisi $A_i \rightarrow A_j$, dan M_i jumlah data pada state A_i . Setiap baris matriks memenuhi $\sum_{j=1}^n P_{ij} = 1$.

- Menentukan *defuzzyfikasi* atau hasil peramalan awal. Dilakukan untuk memperoleh nilai peramalan numerik berdasarkan matriks probabilitas transisi yang telah dibentuk. Proses ini mengikuti aturan sebagai berikut:

- Jika tidak terdapat relasi fuzzy ($A_i \rightarrow \emptyset$), maka nilai peramalan sama dengan nilai tengah interval terkait:

$$F(t) = m_i \quad (12)$$

- Jika hanya terdapat satu relasi dengan probabilitas transisi $P_{ik}=1$, maka hasil peramalan adalah:

$$F(t) = m_k P_{ik} = m_k \quad (13)$$

- Jika data pada waktu $t - 1$ berada pada state A_j , maka hasil peramalan dihitung menggunakan rata-rata berbobot probabilitas transisi:

$$F(t) = m_1 P_{j1} + m_2 P_{j2} + \dots + m_{j-1} P_{j(j-1)} + Y(t-1) P_j + m_{j+1} P_{j(+1)} + \dots + m_n P_{jn} \quad (14)$$

Dengan m_i menyatakan nilai tengah interval u_i dan P_{ij} merupakan probabilitas transisi dari state A_j ke A_i .

- Menghitung nilai penyesuaian.

- Jika terjadi perpindahan state A_i ke state yang lebih tinggi $A_j (i < j)$, maka:

$$D_{t1} = \left(\frac{1}{2}\right) \quad (15)$$

- Jika terjadi perpindahan dari A_i state ke state yang lebih rendah $A_j (i > j)$, maka:

$$D_{t1} = -\left(\frac{1}{2}\right) \quad (16)$$

- Transisi maju sejauh s state ($A_i \rightarrow A_{i+s}$), nilai penyesuaian dihitung sebagai:

$$D_{t2} = -\left(\frac{1}{2}\right)s, (1 \leq v \leq i) \quad (17)$$

- Transisi mundur sejauh v state ($A_i \rightarrow A_{i-v}$), nilai penyesuaian dihitung sebagai:



$$D_{t2} = -\left(\frac{1}{2}\right)v, (1 \leq v \leq i) \quad (18)$$

Dengan l menyatakan panjang interval, s jumlah perpindahan maju, dan v jumlah perpindahan mundur.

- i. Menghitung hasil peramalan yang telah disesuaikan. Secara umum, peramalan yang telah disesuaikan dirumuskan sebagai berikut:

$$F'_t = F_t \pm D_{t1} \pm D_{t2} = F_t \pm \left(\frac{1}{2}\right) \pm \left(\frac{1}{2}\right) \quad (19)$$

Dengan F'_t nilai peramalan akhir pada periode ke t , F_t nilai peramalan awal pada periode ke t , dan D_{t1} , D_{t2} nilai penyesuaian berdasarkan arah dan jarak transisi state.

3. Akurasi Peramalan

- a. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

MAPE digunakan untuk mengukur rata-rata persentase kesalahan absolut antara data aktual dan hasil peramalan (Aditya et al., 2019). Nilai MAPE dihitung dengan rumus:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y(t) - F'(t)|}{Y(t)} \times 100\% \quad (20)$$

Dengan n adalah jumlah data, $Y(t)$ data aktual, dan $F'(t)$ hasil peramalan. Tingkat akurasi MAPE dikategorikan sangat baik jika $\leq 10\%$, kategori baik jika berada pada 10-20%, dan kategori cukup jika 21-50%, dan tidak akurat jika $>50\%$.

- b. *Root Mean Square Error* (RMSE)

RMSE digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan hasil peramalan melalui besarnya selisih antara nilai aktual dan nilai ramalan. Semakin kecil nilai RMSE, maka semakin baik kinerja model karena hasil peramalan semakin mendekati data observasi (Bode, 2017). Rumus RMSE dinyatakan sebagai:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - F'_t)^2} \quad (21)$$

Dengan n adalah jumlah data, Y_t adalah data aktual, dan F'_t adalah hasil peramalan.

- c. *Mean Absolute Error* (MAE)

MAE digunakan untuk mengukur rata-rata besarnya kesalahan absolut antara nilai hasil peramalan dan data aktual. Nilai MAE yang semakin kecil menunjukkan bahwa hasil peramalan semakin mendekati data aktual, sehingga kualitas model peramalan dapat dikatakan semakin baik (Romaita et al., 2019). Rumus MAE dinyatakan sebagai:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |F'(t) - Y(t)| \quad (22)$$

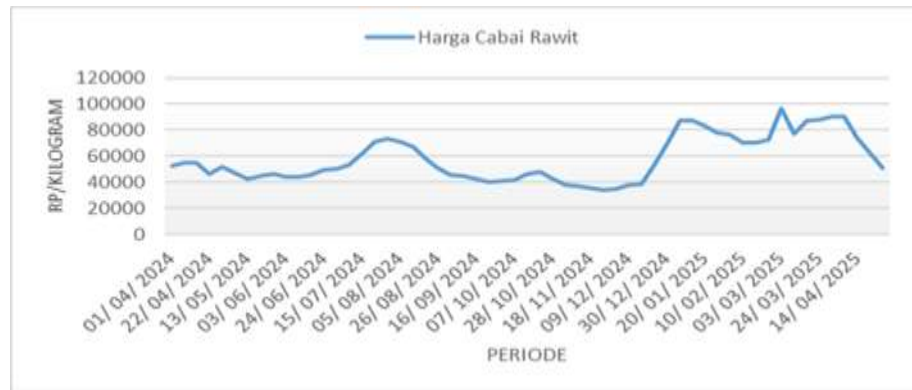
Dengan n adalah jumlah data, Y_t adalah data aktual, dan F'_t adalah hasil peramalan.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

1. Deskripsi Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa harga mingguan cabai rawit di Kota Tasikmalaya yang diperoleh dari situs Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional (PIHPS) dengan periode pengamatan April 2024 hingga April 2025 sebanyak 57 observasi. Berdasarkan data tersebut, harga cabai rawit menunjukkan fluktuasi yang cukup signifikan sepanjang periode penelitian, yang mencerminkan karakteristik harga komoditas hortikultura yang sensitif terhadap faktor musiman, distribusi, dan kondisi pasar.





Gambar 1 Grafik Perkembangan Harga Cabai Rawit Kota Tasikmalaya

Harga terendah selama periode pengamatan tercatat pada akhir November 2024 sebesar Rp 33.750 per kilogram, sedangkan harga tertinggi terjadi pada minggu pertama Maret 2025 yang mencapai Rp 96.900 per kilogram. Secara umum, harga cabai rawit mengalami penurunan pada pertengahan tahun 2024, kemudian kembali meningkat tajam menjelang akhir tahun 2024 hingga awal tahun 2025 sebelum akhirnya bergerak lebih stabil menjelang akhir periode pengamatan. Pola fluktuatif ini menjadi dasar penting dalam penerapan metode peramalan berbasis Fuzzy Time Series.

2. Peramalan dengan Fuzzy Time Series Lee dan Fuzzy Time Series Markov Chain

Langkah 1. Menentukan himpunan pembicaraan (U). Diketahui $D_{min} = 33.750$ dan $D_{max} = 96.900$. Sehingga diperoleh himpunan sebagai berikut: $U = [33.750; 96.900]$.

Langkah 2. Pembentukan Interval.

- Menentukan Rentang. Diketahui $R = 63.150$
- Menentukan banyak interval (K). Diketahui $K = 6,833 \approx 7$
- Menentukan Panjang Interval (I). Diketahui $I = 9.021,43$
- Menentukan nilai tengah (m).

Tabel 1 Frekuensi Kepadatan Data Historis

Interval	Batas bawah	Batas atas	Nilai tengah
U_1	33.750	42.771,428	38.260,71
U_2	42.771,428	51.792,857	47.282,14
U_3	51.792,857	60.814,285	56.303,57
$\vdots$	$\vdots$		
U_7	87.878,571	96.900	92.389,29

Langkah 3. Mendefinisikan derajat keanggotaan dan *fuzzyfikasi*. Pendefinisian derajat keanggotaan dan proses *fuzzyfikasi* dilakukan untuk mengubah data harga cabai rawit yang bersifat numerik menjadi variabel linguistik. Data dinyatakan ke dalam tujuh himpunan fuzzy $A_1, A_2, A_3, \dots, A_7$. Dengan nilai keanggotaan sederhana, yaitu 0, 0,5, dan 1. Derajat keanggotaan setiap interval u_i terhadap himpunan fuzzy A_i ditentukan menggunakan fungsi keanggotaan sebagaimana dirumuskan pada Persamaan (7), dengan hasil pendefinisian sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \mu_{A_1}(u_i) &= 1/u_1 + 0,5/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7 \\
 \mu_{A_2}(u_i) &= 0,5/u_1 + 1/u_2 + 0,5/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7 \\
 \mu_{A_3}(u_i) &= 0/u_1 + 0,5/u_2 + 1/u_3 + 0,5/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7 \\
 &\vdots \\
 \mu_{A_7}(u_i) &= 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0,5/u_6 + 1/u_7
 \end{aligned}$$

Berdasarkan nilai keanggotaan tersebut, fuzzyfikasi dilakukan dengan menetapkan setiap data historis ke dalam himpunan fuzzy yang memiliki nilai keanggotaan maksimum.

Tabel 2 Hasil Fuzzyfikasi Data Historis

No	Periode	Aktual	Fuzzyfikasi
1	01/04/2024	52500	A3
2	08/04/2024	55000	A3
3	15/04/2024	55000	A3
⋮	⋮		
55	14/04/2025	73750	A5
56	21/04/2025	62500	A4
57	28/04/2025	50650	A2

Langkah 4. Fuzzy Logical Realationship (FLR)

Tabel 3 FLR Hasil Fuzzyfikasi

No	Periode	FLR
1	01/04/2024	A3 → A3
2	08/04/2024	A3 → A3
3	15/04/2024	A3 → A2
⋮	⋮	
55	14/04/2025	A7 → A5
56	21/04/2025	A5 → A4
57	28/04/2025	A4 → A2

Langkah 5. Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG)

Tabel 4 FLRG Hasil FLR

No	Current State	Next State	Jumlah Relasi
1	A1	A1(10), A2(2), A3	13
2	A2	A1(2), A2(11), A3	15
3	A3	A2(2), A3(2), A4(2)	6
⋮	⋮		
7	A7	A5(2), A7(2)	4

a. Pemodelan Fuzzy Time Series Lee

Langkah 6. Defuzzyfikasi data prediski.

Tabel 5 Hasil Peramalan Metode Lee

No	Periode	FLR	Fuzzyfikasi	Peramalan
1	01/04/2024	A3	A3	-
2	08/04/2024	A3	A3	56303,571
3	15/04/2024	A2	A3	56303,571
⋮	⋮			
55	14/04/2025	A5	A5	75248,571
56	21/04/2025	A4	A4	65325
57	28/04/2025	A2	A2	46079,285

b. Pemodelan Fuzzy Time Series Markov Chain

Langkah 6. Menentukan Matriks Probabilitas. Penentuan matriks probabilitas transisi Markov dilakukan berdasarkan FLRG yang telah dibentuk. Dengan tujuh interval fuzzy, diperoleh matriks transisi berordo 7×7 , di mana setiap elemen P_{ij} dihitung dari proporsi frekuensi perpindahan state A_i ke A_j . Dapat disajikan pada persamaan berikut:

$$P = \begin{bmatrix} 10/13 & 2/13 & 1/13 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 2/15 & 11/15 & 1/15 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2/6 & 2/6 & 2/6 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1/4 & 1/4 & 0 & 1/4 & 1/4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2/10 & 6/10 & 1/10 & 1/10 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1/4 & 2/4 & 1/4 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 2/4 & 0 & 2/4 \end{bmatrix}$$

Langkah 7. Menghitung peramalan awal. Misalnya, untuk tanggal 8 April 2024 (data ke-2) dan tanggal 22 April 2024 (data ke-4). Untuk ini, dilakukan dengan melihat data dari bulan sebelumnya yaitu, 1 April 2024 dan 15 April 2024. Pada periode ini, transisi state yaitu dari $A_3 \rightarrow A_3$ dan $A_3 \rightarrow A_2$. Berikut adalah perhitungan peramalannya:

$$\begin{aligned} F(2) &= m_1P_{31} + m_2P_{32} + m_3P_{33} + m_4P_{34} + m_5P_{35} + m_6P_{36} + m_7P_{37} \\ &= 38.260,71(0) + 47.282,14(2/6) + 56.303,57(2/6) + 65.325(2/6) + \\ &\quad 74.346,43(0) + 83.367,86(0) + 92.389,29(0) \\ &= 56.303,57 \end{aligned}$$

Jadi, untuk peramalan periode selanjutnya dapat dilakukan dengan cara yang sama.

Langkah 8. Menghitung nilai penyesuaian. Misalnya pada peramalan tanggal 8 April 2024 dan 22 April 2024 dengan FLR $A_3 \rightarrow A_3$ dan $A_3 \rightarrow A_2$, diperoleh nilai penyesuaian sebagai berikut:

$$D_{t(08 \text{ April } 2024)} = 0$$

$$D_{t(22 \text{ April } 2024)} = -\left(\frac{\ell}{2}\right) = \left(\frac{9.021,429}{2}\right) = -4510,714286$$

Selanjutnya, perhitungan nilai penyesuaian dilakukan secara berurutan untuk seluruh periode data hingga diperoleh D_{ti} , dengan i menyatakan periode pengamatan ke- i .

Langkah 9. Menghitung Hasil peramalan akhir. Yaitu menjumlahkan hasil peramalan awal dan nilai penyesuaian misalnya:

$$F'(2) = F(2) + D_{t(08 \text{ April } 2024)} = 56.303,571$$

$$F'(4) = F(4) + D_{t(22 \text{ April } 2024)} + D_{t1(22 \text{ April } 2024)} = 46.079,285 + (-4510,71) = 41.568,571$$

Tabel 6 Hasil Peramalan Metode FTS Markov Chain

No	Periode	Harga	Fuzzyfikasi	Ramalan Awal	Penyesuaian	Ramalan Akhir
1	01/04/2024	52500	A3	-	-	
2	08/04/2024	55500	A3	56303,571	0	56303,571
3	15/04/2024	55000	A3	56303,571	0	56303,571
⋮	⋮					
55	14/04/2025	73750	A5	75248,571	-9021,428	66227,142
56	21/04/2025	62500	A4	65325	-4510,714	60814,285
57	28/04/2025	50650	A2	46079,28	-9021,428	37057,857

3. Akurasi Peramalan

Tabel 7 Hasil Perhitungan Tingkat Akurasi

Tingkat Akurasi	FTS Lee	FTS Markov Chain
MAPE	5,36%	7,91%
MAE	3104	4286
RMSE	3823	5332



Berdasarkan Tabel 7, metode *Fuzzy Time Series* (FTS) *Lee* menunjukkan tingkat akurasi yang lebih unggul dibandingkan FTS *Markov Chain*. Nilai MAPE FTS *Lee* sebesar 5,36%, lebih rendah daripada FTS *Markov Chain* sebesar 7,91%, di mana keduanya termasuk kategori sangat baik ($MAPE < 10\%$), namun FTS *Lee* memiliki kesalahan persentase yang lebih kecil. Selain itu, nilai MAE dan RMSE FTS *Lee* masing-masing sebesar 3.014 dan 3.823, lebih rendah dibandingkan FTS *Markov Chain* yang memiliki MAE 4.286 dan RMSE 5.332. Hasil ini menunjukkan bahwa FTS *Lee* menghasilkan kesalahan peramalan yang lebih kecil dan lebih konsisten, sehingga lebih efektif dan direkomendasikan untuk peramalan harga cabai rawit di Kota Tasikmalaya.

Keunggulan metode *Fuzzy Time Series Lee* dalam penelitian ini memperkuat teori dasar yang dikemukakan oleh Song dan Chissom (1993), yang menyatakan bahwa *Fuzzy Time Series* sangat sesuai untuk memodelkan data deret waktu yang mengandung ketidakpastian dan fluktuasi tinggi, seperti harga komoditas pangan. Dengan menggunakan representasi linguistik dan derajat keanggotaan *fuzzy*, metode ini mampu menangkap pola perubahan harga yang tidak linier secara lebih fleksibel dibandingkan pendekatan statistik konvensional.

Sebaliknya, kinerja FTS *Markov Chain* yang relatif lebih rendah dapat dijelaskan melalui karakteristik metode ini yang sangat bergantung pada stabilitas probabilitas transisi antarahimpunan fuzzy. Chyn Tsaur (2012) menyatakan bahwa metode hibrida FTS–*Markov Chain* bersifat sensitif terhadap perubahan pola transisi, sehingga akurasinya dapat menurun ketika data mengalami lonjakan harga ekstrem atau perubahan struktur yang tajam. Kondisi ini sesuai dengan karakteristik harga cabai rawit di Kota Tasikmalaya yang sangat volatil, khususnya pada periode menjelang hari besar keagamaan dan saat terjadi gangguan pasokan.

Secara praktis, hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan oleh pemerintah daerah Kota Tasikmalaya sebagai salah satu dasar dalam merancang kebijakan pengendalian harga dan stabilisasi pasokan cabai rawit, terutama menjelang periode rawan inflasi seperti bulan Ramadan dan akhir tahun. Informasi hasil peramalan yang lebih akurat dapat membantu dalam pengambilan keputusan terkait pengamanan stok, perencanaan distribusi, serta intervensi pasar untuk menekan gejolak harga.

Bagi petani, pedagang, dan pelaku usaha di sektor pangan, hasil peramalan menggunakan metode FTS *Lee* dapat digunakan sebagai referensi dalam menyusun strategi produksi, pengadaan stok, dan penetapan harga jual agar lebih selaras dengan dinamika pasar. Sementara itu, bagi peneliti dan akademisi, penelitian ini dapat dijadikan rujukan dalam pengembangan model peramalan harga komoditas di masa depan, baik melalui perluasan objek penelitian ke wilayah lain maupun melalui pengembangan model hybrid atau integrasi dengan pendekatan *machine learning* untuk meningkatkan akurasi peramalan.

D. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, penelitian ini menunjukkan adanya perbedaan tingkat keakuratan antara metode *Fuzzy Time Series Lee* dan *Fuzzy Time Series Markov Chain* dalam peramalan harga cabai rawit di Kota Tasikmalaya. Evaluasi kinerja model menggunakan ukuran kesalahan MAPE, MAE, dan RMSE menunjukkan bahwa metode *Fuzzy Time Series Lee* menghasilkan nilai kesalahan peramalan yang relatif lebih rendah dibandingkan metode *Fuzzy Time Series Markov Chain*. Hal ini mengindikasikan bahwa, pada data dan periode penelitian yang digunakan, metode *Fuzzy Time Series Lee* memiliki kinerja peramalan yang lebih baik dalam mendekati data aktual serta cukup mampu menangkap pola fluktuasi harga cabai rawit yang bersifat dinamis.

Berdasarkan hasil tersebut, penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas perbandingan dengan metode peramalan lain, baik metode statistik maupun pendekatan berbasis *machine learning*, serta menggunakan periode dan cakupan wilayah data yang lebih luas agar hasil penelitian dapat dibandingkan secara lebih komprehensif. Selain itu, hasil



penelitian ini diharapkan dapat dimanfaatkan sebagai bahan pertimbangan awal bagi pemerintah daerah dan pelaku pasar dalam mendukung perencanaan pengendalian harga dan distribusi cabai rawit, khususnya pada periode yang berpotensi mengalami tekanan inflasi.

DAFTAR PUSTAKA

- Aditya, F., Devianto, D., & Maiyastri. (2019). Peramalan Harga Emas Indonesia Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Klasik. *Jurnal Matematika UNAND*, 8(2), 45–52.
- Amiruddin, F. (2022). *Kenaikan Harga Cabai Picu Inflasi di Kota Tasikmalaya*. 06 Juli 2022.
- Aryadi Pajri, M. L., Tajidan, T., & Fr Utama, P. A. (2024). Analisis Profitabilitas dan kelayakan Usaha Tani Cabai Rawit Hijau Varietas Pelita 8 F1 di Kecamatan Sukamulia Kabupaten Lombok Timur. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa AGROKOMPLEK*, 3(2), 66–73.
- Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Tasikmalaya. (2025). *Perkembangan Indeks Harga Konsumen/Inflasi Kota Tasikmalaya Desember 2024*. <https://tasikmalayakota.bps.go.id/en/news/2025/01/03/494/di-penghujung-tahun-2024--kota-tasikmalaya-mengalami-inflasi-sebesar-0-43-persen-.html>
- Bode, A. (2017). K-Nearest Neighbor Dengan Feature Selection Menggunakan Backward Elimination Untuk Prediksi Harga Komoditi Kopi Arabika. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 9(2), 188–195.
- Budiarti, D. I., Kholijah, G., Yurinanda, S., & Mardhotillah, B. (2023). Prediksi Harga Cabai Rawit Hijau di Kota Jambi Menggunakan Rantai Markov Price Prediction of Green Cayenne Pepper in Kota Jambi Using Markov Chain. *Multi Proximity: Jurnal Statistika Universitas Jambi*, 2(1), 1–15.
- Chyn Tsaur, R. (2012). A Fuzzy Time Series-Markov Chain Model With An Application To Forecast The Exchange Rate Between The Taiwan And US Dollar Ruey-Chyn. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, 8(7), 4931–4942.
- Fahrudin, Y. I., Kurniawan, R., & Wijaya, Y. A. (2024). Penerapan Algoritma Regresi Linear Pada Data Harga Cabai Rawit Di Pasar Indihiang. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2), 1614–1620.
- Hidayatullah, P. M., Yozza, H., & Rahmi Hg, I. (2023). Penerapan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain Dalam Meramalkan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar Amerika Serikat (As). *Jurnal Matematika UNAND*, 12(2), 121–134. <https://j-innovative.org/index.php/Innovative/article/view/12328>
- Ismiarti, D., Nafisah Sholichati, J., Alisah, E., & Sujarwo, I. (2023). Perbandingan Uji Akurasi Fuzzy Time Series Model Cheng dan Lee dalam Memprediksi Perkembangan Harga Cabai Rawit. *Jurnal Riset Mahasiswa Matematika*, 2(4), 154–160.
- Kartini, H., Ramdani, Y., & Permanasari, Y. (2022). Prediksi Harga Bahan Pangan dengan Metode Fuzzy Time Series Chen dan Markov Chain. *Bandung Conference Series*:



- Mathematics*, 2(2), 113–122. <https://doi.org/https://doi.org/10.29313/bcsm.v2i2.4764>
- Komaria, V., Maidah, N. El, & Furqon, M. A. (2023). Prediksi Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Model Lee. *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, 12(2), 157–167. <https://doi.org/10.34010/komputika.v12i2.10644>
- Kusumaningrum, S. I. (2019). Pemanfaatan Sektor Pertanian Sebagai Penunjang Pertumbuhan Perekonomian Indonesia. *Jurnal Transaksi*, 11(1), 80–89.
- Laily, Y. H., Rakhmawati, F., & Husein, I. (2023). Penerapan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain Dalam Peramalan Curah Hujan Sebagai Jadwal Tanaman Padi. *Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika Dan Statistika*, 4(1), 162–174. <https://doi.org/10.46306/lb.v4i1>
- Pajriati, N. H. (2021). Penerapan Metode Average Based Fuzzy Time Series Lee Untuk Peramalan Harga Emas Di PT. X. *Jurnal Riset Matematika*, 1(1), 73–81. <https://doi.org/10.29313/jrm.v1i1.221>
- Purnama, A., Isnain Noor, T., & Nurdin Yusuf, M. (2021). Analisis Rantai Pasok Cabai Rawit Di Desa Ciandum Kecamatan Cipatujah Kabupaten Tasikmalaya. *Jurnal Online Universitas Galuh*, 8(2), 313–323.
- Puspitasari, A. (2020). Analisis Biaya Dan Pendapatan Usahatani Cabai Rawit Di Kecamatan Cigalontang Kabupaten Tasikmalaya. *Jurnal Pemikiran Masyarakat Ilmiah Berwawasan Agribisnis*, 6(2), 1130–1142.
- Ro'yun Nuha, M., Putri Tursina, A., & Anisa, U. D. (2023). Pendapatan Usahatani Cabai Merah Berdasarkan Musim di Provinsi Jawa Tengah (Red Chili Farming Income Based on Season in Central Java Province). *Jurnal Ilmu Pertanian Indonesia (JIPI)*, 28(2), 323–334. <https://doi.org/10.18343/jipi.28.2.323>
- Romaita, D., Bachtiar, F. A., & Furqon, M. T. (2019). Perbandingan Metode Exponential Smoothing Untuk Peramalan Penjualan Produk Olahan Daging Ayam Kampung (Studi Kasus : Ayam Goreng Mama Arka). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3(11), 10384–10392.
- Rumawas, V. V, Nayoan, H., & Kumayas, N. (2021). Peran Pemerintah dalam Mewujudkan Ketahanan Pangan Di Kabupaten Minahasa Selatan (Studi Dinas Ketahanan Pangan Minahasa Selatan). *Jurnal Governance*, 1(1), 1–12.
- Song, Q., & Chissom, B. S. (1993). *Fuzzy time series and its models*. 54, 269–277.
- Wehfany, F. Y., R. Timisela, N., & M. Luhukay, J. (2022). Analisis Faktor Yang Mempengaruhi Pendapatan Usahatani Cabai Rawit (*Capsicum frutescens* L .). *Jurnal Agrica*, 15(2), 123–133.