

Prediksi Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Model Lee

Vida Komaria^{1*}, Nova El Maidah², Muhammad Ariful Furqon³

^{1,2,3}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Jember
Jl. Kalimantan No.37, Kabupaten Jember, Jawa Timur 68121

*email: vidakomaria47@gmail.com

(Naskah masuk: 27 Juli 2023; diterima untuk diterbitkan: 4 September 2023)

ABSTRAK – Jawa timur merupakan Provinsi dengan jumlah produksi cabai rawit terbesar di Indonesia berdasarkan data dari BPS pada tahun 2021 yaitu sekitar 41,75%. Cabai rawit merupakan komoditas yang memiliki fluktuasi harga yang tinggi dan berpengaruh terhadap berbagai pihak sehingga dibutuhkan mekanisme untuk memprediksi harga cabai rawit agar menjadi bahan pertimbangan dalam pengambilan keputusan. Fuzzy time series Lee merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk memprediksi data time series baik data yang bersifat stasioner maupun non-stasioner. Penelitian dilakukan menggunakan data historis harga cabai rawit merah dan cabai rawit hijau di Provinsi Jawa Timur dari April 2017 hingga Februari 2023 dengan periode data mingguan sebanyak 307 data. Nilai Z_1 dan Z_2 yang digunakan untuk mendapatkan hasil error terkecil adalah $Z_1=950$ dan $Z_2=400$ untuk cabai rawit merah sedangkan untuk cabai rawit hijau nilai Z_1 dan $Z_2=100$. Nilai error dari peramalan harga cabai rawit merah menggunakan model fuzzy time series Lee yaitu MAE=4.469,04 RMSE=6.138,64 dan MAPE=13,09% dengan kategori nilai MAPE baik dan nilai error untuk peramalan harga cabai rawit hijau yaitu MAE=1.486,15 RMSE=2.211,06 dan MAPE=6,72% dengan kategori nilai MAPE sangat baik

Kata Kunci – peramalan; fuzzy time series Lee; harga cabai rawit; MAPE; Python.

Forecasting of Chili Pepper Prices in East Java Using Lee's Fuzzy Time Series Model

ABSTRACT – East Java is the province with the most significant amount of chili pepper production in Indonesia based on data from BPS in 2021 which is around 41.75. Chili pepper is a commodity that high price fluctuations that will impact several parties, so a mechanism is needed to predict the price of chili pepper to become a consideration in decision making. Lee's fuzzy time series method can be used to predict time series stationary or non-stationary data. The research was conducted using historical data on the price of red and green chili peppers in East Java Province from April 2017 to February 2023 with a weekly data period of 307 data. The Z_1 and Z_2 values used to get the smallest error results are $Z_1 = 950$ and $Z_2=400$ for red chili peppers while for green chili peppers values the Z_1 and $Z_2=100$. The error value of forecasting red chili pepper prices is MAE = 4,469.04 RMSE = 6,138.64 MAPE = 13.09% (good MAPE value category) and the error value for green chili pepper is MAE = 1,486.15 RMSE = 2,211.06 and MAPE = 6.72% (very good MAPE value category).

Keywords – forecasting; Lee's fuzzy time series; chili pepper price; MAPE; Python.

1. PENDAHULUAN

Data produksi tanaman sayuran tahun 2021 yang diperoleh dari BPS (Badan Pusat Statistik) jumlah produksi cabai rawit di Indonesia sebanyak 1.386.447 ton. Provinsi dengan produksi cabai rawit terbesar

yaitu Jawa Timur sebanyak 578.883 ton atau sekitar 41,75% dari total produksi cabai rawit di Indonesia selama tahun 2021 [1]. Konsumsi cabai rawit masyarakat Jawa Timur lebih banyak daripada varietas cabai lain yaitu sekitar 2,76 kg per kapita per tahun sedangkan cabai merah sekitar 1,2 kg per

kapita per tahun[2]. Hasil pertanian dalam perdagangan dibagi menjadi dua golongan besar yaitu komoditas dengan kelompok harga yang cenderung stabil dan komoditas dengan kelompok harga yang memiliki fluktuasi tajam[3]. Cabai rawit merupakan komoditas dengan fluktuasi harga yang tajam[3]. Fluktuasi harga cabai disebabkan oleh beberapa faktor di antaranya faktor harga beli pedagang dari petani, jumlah pasokan cabai dan jumlah permintaan konsumen[5]. Selain itu, fluktuasi harga cabai juga disebabkan karena biaya produksi dan panjangnya saluran distribusi[6]. Cabai merupakan salah satu komoditas hortikultura yang menjadi perhatian serius pemerintah karena cabai memiliki fluktuasi harga yang tinggi dan berkontribusi terhadap inflasi[2]. Cabai merupakan salah satu produk pertanian yang memiliki karakteristik mudah rusak (*perishable*). Fluktuasi harga dari cabai menyebabkan kerugian bagi petani dan penjual. Diperlukan mekanisme yang dapat digunakan untuk meramalkan harga cabai yang akan datang sehingga dapat digunakan untuk mengambil keputusan yang diperlukan dan menghindari fenomena ekonomi yang dapat merugikan[7].

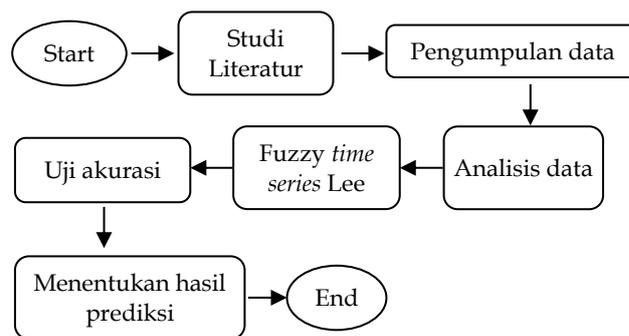
Peramalan (*forecasting*) merupakan teori yang menjelaskan bahwa pengetahuan saat ini dan masa lalu dapat digunakan untuk membuat prediksi di masa depan [8]. *Fuzzy time series* merupakan salah satu metode peramalan yang diusulkan oleh Song dan Chissom yang dapat mengelola informasi fuzzy secara efektif dengan kombinasi himpunan fuzzy dan logika fuzzy [9]. *Fuzzy time series Lee* memiliki tingkat akurasi lebih tinggi daripada metode Song dan Chen dimana dalam penelitian yang dilakukan oleh Qiu dkk menggunakan data pendaftar pada Universitas Alabama dengan pola data *random* [10]. *Fuzzy time series Lee* digunakan untuk peramalan jangka pendek (*short term*) dengan data stasioner maupun non-stasioner [11].

Berdasarkan latar belakang tersebut, dilakukan penelitian dengan judul “Implementasi *Fuzzy Time Series Model Lee* untuk Memprediksi Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur”

2. METODE DAN BAHAN

Objek yang digunakan dalam penelitian ini adalah rata-rata harga cabai rawit merah dan cabai rawit hijau di Provinsi Jawa Timur dalam periode mingguan. Penelitian akan dilakukan di kabupaten Jember dengan waktu penelitian selama 5 bulan yaitu pada bulan Februari 2023 hingga Juni 2023. Penelitian ini akan dilakukan berdasarkan tahapan atau langkah yang dapat dilihat pada

Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart tahapan penelitian

Studi Literatur

Studi literatur dilakukan dengan mencari referensi terkait penelitian terdahulu yang memiliki korelasi dengan penelitian ini. Referensi studi literatur didapat dari berbagai sumber yaitu jurnal, *e-book*, skripsi, tesis dan buku.

Pengumpulan Data

Data yang digunakan merupakan data sekunder atau data yang tersedia dan telah dikumpulkan dari sumber tidak langsung [12]. Data diambil dari *website* PIHPS Nasional (Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional) yaitu *website* hasil survei harga pangan yang diselenggarakan oleh Bank Indonesia yang dapat diakses melalui laman <https://www.bi.go.id/hargapangan/Home>. Data yang dikumpulkan merupakan data rata-rata harga cabai rawit merah dan cabai rawit hijau di Provinsi Jawa Timur dalam periode data mingguan dimulai dari April 2017 hingga Februari 2023.

Analisis Data

Penelitian ini menggunakan analisis data deskriptif atau menganalisis data dengan cara mendeskripsikan data yang sudah terkumpul dan melakukan penyajian data atau visualisasi data. Data divisualisasikan dalam bentuk grafik.

Fuzzy Time Series Lee

Fuzzy time series Lee diperkenalkan oleh Lee pada tahun 2009 yang merupakan perkembangan dari metode Song dan Chen. Lee membahas tentang penerapan pembobotan pada peramalan *fuzzy time series*. Faktor pembobotan merupakan hal yang penting untuk dipertimbangkan jika membahas mengenai *fuzzy relationships* dengan peramalan. Dalam penelitiannya, Lee mempertimbangkan antara modifikasi faktor pembobotan dan perbedaan nilai tengah interval dan data aktual. Perbedaan antara *fuzzy time series Lee* dengan *fuzzy time series* lainnya terdapat pada pembentukan FLRG (*Fuzzy Logical Relationship Group*)[7]. *Fuzzy time series Lee* digunakan untuk peramalan jangka pendek (*short-term*) dan dapat digunakan untuk data yang stasioner maupun non-stasioner[10].

Pada tahap ini peneliti akan melakukan pemrograman sistem dengan menggunakan bahasa pemrograman python. Langkah-langkah peramalan menggunakan metode fuzzy time series Lee[11]:

1. Mendefinisikan Himpunan Semesta

Mendefinisikan himpunan semesta U (*universe of discourse*) dan membagi menjadi beberapa interval dengan langkah sebagai berikut:

Pembentukan himpunan semesta U dilakukan dengan mengikuti Persamaan 1:

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

dimana:

D_{\min} : nilai data terkecil

D_{\max} : nilai data terbesar

2. Pembentukan Himpunan Fuzzy

Pembentukan himpunan fuzzy dilakukan dengan beberapa tahapan sebagai berikut:

a. Menentukan panjang interval himpunan semesta ditentukan dengan mengikuti Persamaan 2:

$$R = (D_{\max} + Z_2) - (D_{\min} - Z_1) \quad (2)$$

dimana:

R : panjang interval

Z_1, Z_2 : bilangan positif

b. Menghitung *mean* atau nilai rata-rata absolut dari selisih antara data pada waktu ke-t+1 dengan data pada waktu ke-t dengan menggunakan Persamaan 3:

$$mean = \frac{\sum_{t=1}^{N-1} |(D_{t+1}) - D_t|}{N-1} \quad (3)$$

dimana:

D_{t+1} : data waktu ke-t+1

D_t : data waktu ke-t

N : jumlah data

c. Menentukan basis interval (K) yang sesuai menggunakan rumus pada Persamaan 4:

$$K = \frac{mean}{2} \quad (4)$$

Nilai basis interval beserta *range* dari jangkauan pada setiap basisnya dapat dilihat pada

Tabel 1.

Tabel 1. Jangkauan dan nilai basis interval

Jangkauan	Basis
0,1 - 1	0,1
1,1 - 10	1
11 - 100	10
101 - 1000	100
1001 - 10000	1000

Nilai jangkauan dari basis digunakan sebagai panjang interval himpunan fuzzy. Lalu himpunan

semesta U dipartisi ke dalam beberapa interval sama panjang misal, $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$.

d. Menentukan banyaknya himpunan fuzzy (n) menggunakan Persamaan 5.

$$n = \frac{R}{K} \quad (5)$$

e. Mencari nilai tengah dari setiap himpunan fuzzy (m) menggunakan Persamaan 6:

$$m_i = \frac{(Batas\ bawah\ u_i +\ Batas\ atas\ u_i)}{2} \quad (6)$$

dimana:

m_i : nilai tengah himpunan fuzzy ke i

u_i : himpunan fuzzy ke i

3. Pendefinisian Derajat Keanggotaan Himpunan Fuzzy

Menentukan derajat keanggotaan atau variabel linguistik untuk masing-masing himpunan fuzzy. Himpunan fuzzy A_i akan dinyatakan sebagai $A_i = a_{i1}/u_1 + a_{i2}/u_2 + \dots + a_{in}/u_n$ atau $A_i = (a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{in})$ dimana $a_{ij} \in [0,1]$, $i \geq 1$ dan $j \leq n$. Nilai dari a_{ij} menunjukkan derajat keanggotaan dari himpunan fuzzy A_i . Derajat keanggotaan himpunan fuzzy A_j dapat dianggap sebagai 0, 0,5 atau 1 dapat dilihat pada Persamaan 7.

$$a_i = \begin{cases} 1 & \text{jika } i = i \\ 0,5 & \text{jika } i = i - 1 \text{ atau } i = i + 1 \\ 0 & \text{yang lainnya} \end{cases} \quad (7)$$

Data historis akan difuzzyfikasi ke dalam definisi himpunan fuzzy. Himpunan fuzzy didefinisikan dengan fungsi segitiga fuzzy (*triangular fuzzy function*). Derajat keanggotaan himpunan fuzzy dapat dilihat pada Persamaan 8 dimana A_i ($i = 1,2,\dots,n$) merupakan variabel linguistik dan u_i ($i = 1,2,\dots,n$) merupakan himpunan fuzzy.

$$\begin{cases} A_1 = \frac{1}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \dots + \frac{0}{u_n} \\ A_2 = \frac{0,5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0,5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \dots + \frac{0}{u_n} \\ \dots \\ A_n = \frac{0}{u_1} + \dots + \frac{0}{u_{n-2}} + \frac{0,5}{u_{n-1}} + \frac{1}{u_n} \end{cases} \quad (8)$$

4. Mendefinisikan Fuzzyfikasi

Dalam melakukan fuzzyfikasi data historis penting untuk memperhatikan derajat keanggotaan dari setiap data. Fuzzyfikasi merupakan tahapan untuk mengubah data yang bernilai tegas (numeris) menjadi variabel linguistik.

5. Pembentukan FLRs (*Fuzzy sets Logical Relationships*).

Setelah dilakukan tahap fuzzyfikasi maka selanjutnya adalah menentukan relasi logika fuzzy antara dua nilai linguistik yang berurutan. Misal, fuzzyfikasi pada waktu ke t-1 (*previous state*) dan t

(*current state*) adalah A_i dan A_j maka FLR dinyatakan sebagai $A_i \rightarrow A_j$

6. Pembentukan FLRG (*Fuzzy Logical Relationship Group*)

Pembentukan FLRG dilakukan dengan mengelompokkan hasil FLRs yang memiliki *current state* yang sama. Pada model Lee hasil FLRG dituliskan secara keseluruhan walaupun memiliki *current state* yang sama. Misal: FLRs dari *current state* A_1 yaitu: $A_1 \rightarrow A_2$, $A_1 \rightarrow A_2$ dan $A_1 \rightarrow A_3$. FLRG dari 3 FLR tersebut pada metode Lee dikelompokkan menjadi: $A_1 \rightarrow A_2$, A_2 , A_3 . Hal ini berbeda dengan metode FTS lainnya dimana hasil FLRG yaitu: $A_1 \rightarrow A_2$, A_3

7. Defuzzyfikasi

Defuzzyfikasi yaitu mengubah nilai linguistik menjadi nilai tegas (numerik) sesuai dengan derajat keanggotaan saat fuzzyfikasi. Defuzzyfikasi dilakukan untuk mendapatkan hasil peramalan pada waktu ke $t+1$. Aturan untuk melakukan defuzzyfikasi adalah sebagai berikut [8]:

Aturan 1: hasil fuzzyfikasi pada waktu ke- t adalah A_i dan tidak memiliki relasi dari logika fuzzy ($A_i \rightarrow \emptyset$) dengan nilai tengah dari u_i adalah m_i , maka hasil peramalan $\hat{y}t^{(1)}$ menggunakan Persamaan 9:

$$\hat{y}t^{(1)} = m_i \tag{9}$$

Aturan 2: hasil dari fuzzyfikasi pada waktu ke- t adalah A_j dan hanya terdapat satu FLR pada FLRG, misal $A_i \rightarrow A_j$ dengan nilai tengah dari u_j adalah m_j , maka hasil peramalan $\hat{y}t^{(1)}$ pada Persamaan 10:

$$\hat{y}t^{(1)} = m_j \tag{10}$$

Aturan 3: jika hasil dari fuzzyfikasi pada waktu ke- t memiliki lebih dari satu FLR (p) pada FLRG, misalkan $A_i \rightarrow A_j, A_k, A_k, \dots, A_l$ dan m_j, m_k, \dots, m_l merupakan nilai tengah maka hasil peramalan $\hat{y}t^{(1)}$ pada Persamaan 11:

$$\hat{y}t^{(1)} = \frac{1}{p} m_j + \frac{1}{p} m_k + \dots + \frac{1}{p} m_l \tag{11}$$

Uji akurasi

Tahap selanjutnya adalah melakukan uji akurasi dari model yang telah dibuat. Uji akurasi dilakukan untuk mengukur nilai *error* dari hasil prediksi terhadap data aktual dengan menggunakan beberapa metode yaitu MAE, RMSE, dan MAPE. Hasil dari uji akurasi digunakan untuk memperoleh informasi mengenai akurasi dari model prediksi dimana semakin kecil nilai *error* maka akurasi dari model semakin baik.

Terdapat beberapa metode peramalan dan prediksi yang dapat digunakan untuk menguji tingkat akurasi dari model peramalan menurut [12]:

1. MAE (*Mean Absolute Error*) untuk mengukur keakuratan pemodelan dengan rata-rata nilai *absolute* dari kesalahan pemodelan menggunakan Persamaan 12:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |X_t - F_t| \tag{12}$$

2. RMSE (*Root Mean Squared Error*) adalah metode alternatif untuk mengukur keakuratan model dengan menggunakan Persamaan 13:

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

3. MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) adalah rata-rata dari semua persentase kesalahan antara data asli dengan hasil peramalan menggunakan Persamaan 14:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right| \times 100\% \tag{14}$$

Dimana:

n : banyaknya data

X_t : data aktual periode ke- t

F_t : data hasil ramalan periode ke- t

Kategori penilaian tingkat akurasi berdasarkan nilai MAPE pada Tabel 2 [13].

Tabel 2. Kriteria nilai MAPE

MAPE	Kriteria
< 10%	Very good
10% - 20%	Good
20% - 50%	Acceptable
> 50%	Not good

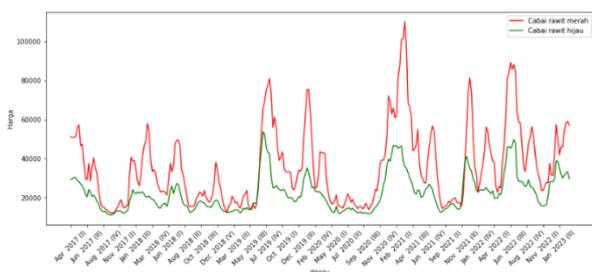
Menentukan hasil prediksi

Tahapan terakhir dari penelitian ini adalah menentukan hasil prediksi untuk periode 3 bulan ke depan menggunakan model yang telah dibuat. Hasil prediksi berupa perkiraan harga rata-rata mingguan cabai rawit dalam waktu 3 bulan kedepan

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis data

Data yang digunakan yaitu data harga rata-rata cabai rawit merah dan cabai rawit hijau periode mingguan di Provinsi Jawa Timur mulai dari April 2017 - Februari 2023. Jumlah data yang digunakan sebanyak 307 data. Visualisasi perkembangan harga cabai rawit merah dan cabai rawit hijau terdapat pada Gambar 2 dimana garis merah menunjukkan harga cabai rawit merah dan garis hijau menunjukkan harga cabai rawit hijau.



Gambar 2. Harga cabai rawit merah dan hijau

Berdasarkan data tersebut diketahui bahwa untuk cabai rawit merah harga tertinggi yaitu Rp. 110.100 dan harga terendah yaitu Rp. 11.950 sedangkan untuk cabai rawit hijau harga tertinggi yaitu Rp. 53.700 dan harga terendah yaitu Rp. 11.050.

Uji Stasioner Data

Uji stasioner data dilakukan untuk mengetahui apakah data *time series* stasioner maupun non stasioner. Uji stasioner data menggunakan *Augmented Dickey-Fuller (ADF) test* dengan tingkat signifikansi (*significance level*) α adalah 0,05 dimana data dikatakan stasioner apabila nilai *p-value* < 0,05. Kode program uji stasioner data terdapat pada Tabel 3.

Tabel 3. Kode uji stasioner data

```
code_cabai_merah.ipynb
from statsmodels.tsa.stattools import
adfuller
adf = adfuller(df_copy['Jawa Timur'])
print("{:.3f}".format(adf[1]))
```

Hasil uji stasioner data sebagai berikut:

- 0.002 untuk data cabai rawit merah
- 0.000 untuk data cabai rawit hijau

Berdasarkan hasil uji stasioner diketahui bahwa *p-value* data cabai rawit merah dan data cabai rawit hijau < α (0,05) sehingga kedua data tersebut dikatakan stasioner.

Fuzzy time series Lee

- Persiapan Implementasi Fuzzy Time Series Lee

Persiapan implementasi model fuzzy *time series* Lee dilakukan dengan beberapa tahapan sebagai berikut.

- Persiapan *library*

Pada tahap ini dilakukan *import* semua *library* yang akan digunakan dalam pembuatan model fuzzy *time series* Lee.

- Persiapan data yang digunakan

Data historis harga cabai rawit disiapkan dalam bentuk file .csv.

- Mendefinisikan Himpunan Semesta

Penentuan nilai minimum harga cabai (D_{\min}) menggunakan fungsi *min()* dan D_{\max} menggunakan

fungsi *max()*. Kode penentuan himpunan semesta terdapat pada Tabel 4.

Tabel 4. Kode penentuan himpunan semesta

```
code_cabai_merah.ipynb
df_copy = df.copy()
Dt = df_copy['Jawa Timur']
Dmin = Dt.min()
Dmax = Dt.max()
```

Hasil penentuan himpunan semesta adalah sebagai berikut:

- Himpunan semesta (U) untuk cabai rawit merah adalah $U = [11.950; 110.100]$
- Himpunan semesta (U) untuk cabai rawit hijau adalah $U = [11.050; 53.700]$

- Pembentukan Himpunan Fuzzy

Pembentukan himpunan fuzzy menggunakan beberapa tahapan diantaranya menentukan panjang interval (R) menentukan nilai *mean*, menentukan nilai basis interval (K), menentukan banyaknya himpunan fuzzy (n) beserta nilai tengah dari himpunan (m_i). Kode program pembentukan interval terdapat pada Tabel 5 dan hasilnya terdapat pada Tabel 6.

Tabel 5. Kode pembentukan interval

```
code_cabai_merah.ipynb
Z1 = 950
Z2 = 400
R = Dmax+Z2 - (Dmin-Z1)
N = Dt.count()
df2 = df_copy
for i in range (N-1):
    dt = df['Jawa Timur'][i]
    dt2 = df['Jawa Timur'][i+1]
    ab = round(abs(dt2-dt),2)
    df2.at[i, '|Dt+1 - Dt|'] = ab
df2.at[N-1, '|Dt+1 - Dt|'] = 0
mean = (sum(df2['|Dt+1 - Dt|'])/(N-1))
K = mean/2
if(K<1):
    K = round(K,1)
else:
    K = math.ceil(K)
n = math.ceil(R/K)
```

Tabel 6. Hasil tahapan pembentukan interval

Tahapan	Cabai Rawit Merah	Cabai Rawit Hijau
Nilai D_1	950	100
Nilai D_2	400	100
Panjang interval (R)	99.500	42.850
Mean	4.878,59	1.746,73
Basis interval (K)	2.440	874

Banyak himpunan fuzzy (n)	41	50
---------------------------	----	----

Diperoleh jumlah himpunan fuzzy untuk cabai rawit merah adalah 41 dengan interval himpunan adalah 2.440 dan jumlah himpunan fuzzy untuk cabai rawit hijau adalah 50 dengan panjang interval yaitu 874. Berikut merupakan himpunan fuzzy beserta batas bawah, batas atas dan nilai tengah untuk setiap himpunan fuzzy pada Tabel 7 dan Tabel 8.

Tabel 7. Himpunan fuzzy cabai rawit merah

ui	Ai	Batas Bawah	Batas Atas	mi
u1	A1	11000	13440	12220
u2	A2	13440	15880	14660
u3	A3	15880	18320	17100
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
u41	A41	108600	111040	109820

Tabel 8. Himpunan fuzzy cabai rawit hijau

ui	Ai	Batas Bawah	Batas Atas	mi
u1	A1	10950	11824	11387
u2	A2	11824	12698	12261
u3	A3	12698	13572	13135
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
u50	A50	53776	54650	54213

4. Mendefinisikan fuzzyfikasi

Mendefinisikan fuzzyfikasi merupakan tahapan mengubah nilai harga historis numerik atau nilai tegas menjadi nilai linguistik atau nilai fuzzy. Mendefinisikan fuzzyfikasi dilakukan dengan melakukan penyesuaian berdasarkan nilai batas bawah dan batas atas dari himpunan fuzzy. Kode program pendefinisian fuzzyfikasi terdapat pada Tabel 9 dan hasilnya terdapat pada Tabel 10 dan Tabel 11.

Tabel 9. Kode pendefinisian fuzzyfikasi

code_cabai merah.ipynb
himpFuzzy = pd.DataFrame() ui = [] batasBawah = [] batasAtas = [] Ai = [] ui.append('u1') Ai.append('A1') batasBawah.append(Dmin-Z1) batasAtas.append(batasBawah[0] + K) for i in range(1, n): ui.append('u'+str(i+1)) Ai.append('A'+str(i+1)) batasBawah.append(batasAtas[i-1]) batasAtas.append(batasBawah[i] + K)

himpFuzzy['ui'] = ui himpFuzzy['Ai'] = Ai himpFuzzy['batas bawah'] = batasBawah himpFuzzy['batas atas'] = batasAtas himpFuzzy['mi'] = (himpFuzzy['batas bawah'] + himpFuzzy['batas atas'])/2 data = df2['Jawa Timur'] hasilFuzzy = [] for i in data: copyHimp = himpFuzzy cond1 = copyHimp['batas bawah'] <= i cond2 = copyHimp['batas atas'] >= i dfAi = copyHimp.where(cond1 & cond2) dfAi = dfAi[~dfAi['ui'].isna()] fuzzyfikasi = dfAi['Ai'].iloc[0] hasilFuzzy.append(fuzzyfikasi) df2['fuzzyfikasi'] = hasilFuzzy
--

Tabel 10. Hasil fuzzyfikasi cabai rawit merah

No	Waktu	Jawa Timur	Fuzzyfikasi
1	Apr 2017 (I)	51150	A17
2	Apr 2017 (II)	50700	A17
3	Apr 2017 (III)	50850	A17
⋮	⋮	⋮	⋮
307	Feb 2023 (IV)	57000	A19

Tabel 11. Hasil fuzzyfikasi cabai rawit hijau

No	Waktu	Jawa Timur	Fuzzyfikasi
1	Apr 2017 (I)	29200	A21
2	Apr 2017 (II)	29750	A22
3	Apr 2017 (III)	30350	A23
⋮	⋮	⋮	⋮
306	Feb 2023 (IV)	29700	A22

5. Membuat FLR

Penentuan FLR ditentukan berdasarkan relasi antara *current state* atau fuzzyfikasi data pada waktu ke-t dengan *next state* atau hasil fuzzyfikasi data pada waktu berikutnya atau t+1. Kode program pembentukan FLR terdapat pada Tabel 12 dan hasilnya terdapat pada Tabel 13 dan Tabel 14.

Tabel 12. Kode penentuan FLR

code_cabai merah.ipynb
nextState = [] for k in range(0, len(df2.index)-1): neSt = df2['fuzzyfikasi'].iloc[k+1] nextState.append(neSt) df2['next state'] = pd.Series(nextState)

Tabel 13. FLR cabai rawit merah

No	Waktu	Jawa Timur	Fuzzyfikasi	Next State
1	Apr 2017 (I)	51150	A17	A17

2	Apr 2017 (II)	50700	A17	A17
3	Apr 2017 (III)	50850	A17	A17
⋮	⋮	⋮	⋮	
307	Feb 2023 (IV)	57000	A19	-

Tabel 14. FLR cabai rawit hijau

No	Waktu	Jawa Timur	Fuzzyfikasi	Next State
1	Apr 2017 (I)	29200	A21	A22
2	Apr 2017 (II)	29750	A22	A23
3	Apr 2017 (III)	30350	A23	A22
⋮	⋮	⋮	⋮	
307	Feb 2023 (IV)	29700	A22	-

6. Membuat FLRG

Pembentukan FLRG ditentukan berdasarkan pengelompokan *next state* yang memiliki *current state* yang sama dan disimpan dalam dataframe baru. Kode pembentukan FLRG terdapat pada Tabel 15 dan hasil terdapat pada Tabel 16 dan Tabel 17.

Tabel 15. Kode pembentukan FLRG

```
code_cabai_merah.ipynb
dfFLRG = pd.DataFrame()
dfFLRG['Ai'] = himpFuzzy['Ai']
dfFLRG['FLRG'] = ""
df3 = df2[:-1]
for f in range(len(dfFLRG.index)):
    searchAi = 'A'+str(f+1)
    new = df3[df3['fuzzyfikasi'].isin([searchAi])]
    group = new['next state']
    group = group.to_numpy()
    if len(group) > 0 :
        dfFLRG['FLRG'][f] = group
```

Tabel 16. FLRG cabai rawit merah

Ai	FLRG
A1	[A1, A1, A1, A1, A2, A2]
A2	[A2,A2,A2,A1,A2,A3,A2,A2,A3,A2,A2,A3, A2,A1,A3,A2,A3,A2, A3,A3,A2,A2, A2,A3,A2,A2,A2,A2,A3,A2,A2,A3,A2, A2,A3,A5]
A3	[A4,A9,A2,A4,A4,A4,A3,A2,A4,A2,A2,A6, A3,A3,A5,A4,A4,A2,A2, A4,A2,A3, A3,A4,A3,A3,A2]
⋮	⋮
A41	[A36]

Tabel 17. FLRG cabai rawit hijau

Ai	FLRG
----	------

A1	[A1,A1,A1,A1,A2,A2,A2]
A2	[A3,A3,A2,A3,A2,A3,A2,A2,A3,A3,A2,A6, A1,A3,A2,A2,A2,A2,A2, A1,A2,A4,A3]
A3	[A2,A1,A3,A3,A3,A2,A3,A8,A4,A3,A2,A3, A4,A2,A5,A2,A3,A4,A3,A2, A2,A4]
⋮	⋮
A50	[]

7. Defuzzyfikasi data prediksi

Tahap defuzzyfikasi merupakan tahapan untuk mengembalikan hasil fuzzyfikasi atau nilai linguistik menjadi nilai sebenarnya atau nilai numerik. Defuzzyfikasi dilakukan berdasarkan aturan-aturan defuzzyfikasi menggunakan Persamaan 9-11. Kode program pembobotan FLRG terdapat pada Tabel 18 dan hasilnya terdapat pada Tabel 19 dan Tabel 20.

Tabel 18. Kode program pembobotan FLRG

```
code_cabai_merah.ipynb
dfFLRG['defuzzyfikasi'] = ""
for g in range(len(dfFLRG.index)):
    ai = dfFLRG['Ai'].loc[g]
    flrg = dfFLRG['FLRG'].loc[g]
    hasil = 0
    if (len(flrg) == 0):
        fuzzyfikasi = himpFuzzy[himpFuzzy['Ai'] == ai]['mi']
        hasil = fuzzyfikasi.values[0]
    elif (len(flrg) == 1):
        fuzzyfikasi = himpFuzzy[himpFuzzy['Ai'] == flrg[0]]['mi']
        hasil = fuzzyfikasi.values[0]
    else:
        lenFlrg = len(flrg)
        for h in range(len(flrg)):
            mi = himpFuzzy[himpFuzzy['Ai'] == flrg[h]]['mi']
            bobot = (1/len(flrg)) * mi.values[0]
            hasil = hasil + bobot
        dfFLRG['defuzzyfikasi'][g] = hasil
```

Tabel 19. Hasil pembobotan FLRG cabai rawit merah

Ai	FLRG	Defuzzyfikasi
A1	[A1, A1, A1, A1, A2, A2]	13.033,33
A2	[A2,A2,A2,A1,A2,A3,A2, A2, A3,A2,A2,A3,A2,A1, A3, A2,A3,A2,A3,A3,A2, A2, A2,A3,A2,A2,A2,A2, A2, A3,A2, A2,A3,A2,A2, A3, A5]	15.451,35
A3	[A4,A9,A2,A4,A4,A4,A3, A2, A4,A2,A2,A6, A3,A3, A5, A4,A4, A2,A2, A4,A2,A3, A3,A4, A3, A3,A2]	18.184,44
⋮	⋮	⋮
A41	[A36]	97.620

Tabel 20. Hasil pembobotan FLRG cabai rawit hijau

Ai	FLRG	Defuzzyfikasi _i
A1	[A1,A1,A2]	11.761,57
A2	[A1,A2,A3,A2,A3,A3,A3,A3,A2,A3,A2,A2,A2,A2,A3]	12.698
A3	[A3,A2,A3,A4,A2,A4,A3,A4,A3,A2,A3,A3,A4,A2,A5,A3,A3,A6,A2,A3,A4,A2,A2,A5,A3,A4]	13.214,45
⋮	⋮	⋮
A50	[A48]	54.213

Kode program defuzzyfikasi untuk setiap data terdapat pada Tabel 21 dan hasilnya terdapat pada Tabel 22 dan Tabel 23 serta visualisasi dari data aktual dengan data hasil prediksi menggunakan metode fuzzy *time series* Lee terdapat pada Gambar 3 dan Gambar 4.

Tabel 21. Kode program defuzzyfikasi

```
code_cabai_merah.ipynb
df2['yt'] = ''
for y in range(len(dfFLRG.index)):
    ai = dfFLRG['Ai'].loc[y]
    listAi = df2[df2['fuzzyfikasi'] == ai]
    yt = dfFLRG['defuzzyfikasi'][y]
    if len(listAi) > 0:
        idx = listAi.index
        for z in idx:
            df2.at[z+1,'yt'] = yt
```

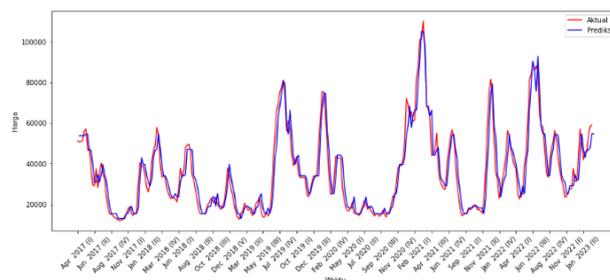
Tabel 22. Hasil defuzzyfikasi cabai rawit merah

No	Waktu	Jawa Timur	Fuzzyfikasi _i	Next State	yt
1	Apr 2017 (I)	51150	A17	A17	
2	Apr 2017 (II)	50700	A17	A17	53700
3	Apr 2017 (III)	50850	A17	A17	53700
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
30	Feb 2023 (III)	59000	A20	A19	54676
30	Feb 2023 (IV)	57000	A19	-	54676

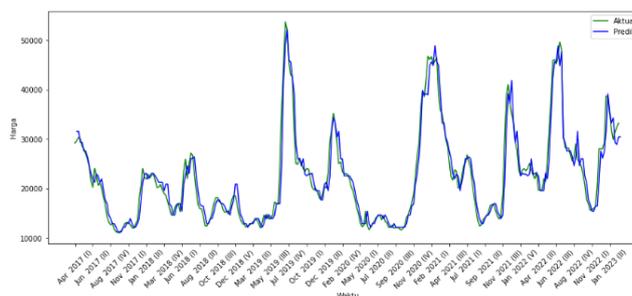
Tabel 23. Hasil defuzzyfikasi cabai rawit hijau

No	Waktu	Jawa Timur	Fuzzyfikasi	Next State	yt
----	-------	------------	-------------	------------	----

1	Apr 2017 (I)	29200	A21	A22	-
2	Apr 2017 (II)	29750	A22	A23	28575
3	Apr 2017 (III)	30350	A23	A22	32144
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
306	Feb 2023 (III)	33250	A26	A22	33892
307	Feb 2023 (IV)	29700	A22	-	29449



Gambar 3. Hasil prediksi cabai rawit merah



Gambar 4. Hasil prediksi cabai rawit hijau

Keterangan Gambar 3 dan Gambar 4:
 — = data aktual cabai rawit merah
 — = data aktual cabai rawit hijau
 — = data hasil prediksi

Uji akurasi

Perhitungan *error* hasil prediksi menggunakan bantuan *library* sklearn dimana *library* ini menyediakan berbagai fungsi yang dapat membantu proses pemrograman *machine learning*.

Uji akurasi dilakukan untuk menghitung nilai *error* antara data historis harga cabai rawit merah dan cabai rawit hijau dengan hasil dari prediksi menggunakan fuzzy *time series* Lee. Uji akurasi dilakukan menggunakan metode MAE, RMSE dan MAPE dengan beberapa kali pengujian menggunakan nilai Z_1 dan Z_2 yang berbeda-beda untuk mendapatkan perbandingan nilai *error*. Peneliti juga melakukan uji akurasi dari model fuzzy *time series* Lee menggunakan variasi jumlah data yang berbeda. Kode program uji akurasi dari model fuzzy *time series* Lee terdapat pada Tabel 24 dan hasilnya terdapat pada Tabel 25.

Tabel 24. Kode program pengujian nilai *error*

```
code_cabai merah.ipynb
from sklearn.metrics import
mean_absolute_percentage_error
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from sklearn.metrics import mean_absolute_error
y_actual = df2['Jawa Timur'][1:-1].to_numpy()
y_predict = df2['yt'][1:-1].to_numpy()
cekMape =
mean_absolute_percentage_error(y_actual,
y_predict)
MAPE = cekMape * 100
RMSE = mean_squared_error(y_actual, y_predict,
squared=False)
MAE = mean_absolute_error(y_actual, y_predict)
```

Tabel 25. Hasil uji akurasi model

Jenis	Banyak data	Z ₁ , Z ₂	MAE	RMSE	MAPE (%)
Cabai merah	307	1.000, 1.000	4.479,02	6.179,03	13,23
		10, 10	4.712,79	6.328,04	13,82
		100, 100	4.703,19	6.408,29	13,70
		450, 900	4.628,91	6.355,42	13,62
		950, 400	4.469,04	6.138,64	13,09
	100	1.000, 1.000	4.660,18	6.157,70	12,12
		10, 10	5.113,52	7.034,78	13,19
		100, 100	5.064,02	7.007,46	12,96
		450, 900	4.453,37	6.315,04	11,74
		950, 400	4.620,93	6.140,30	12,00
Cabai hijau	307	50, 300	1.540,52	2.280,62	6,99
		500, 300	1.534,06	2.275,46	6,82
		1.050, 800	1.493,43	2.229,06	6,76
	100	100, 100	1.486,15	2.211,06	6,72
		500, 500	1.534,06	2.275,46	6,82
		50, 300	1.242,82	1.929,59	5,09
		500, 300	1.454,24	2.091,86	5,76

Jenis	Banyak data	Z ₁ , Z ₂	MAE	RMSE	MAPE (%)
		1.050, 800	1.439,38	2.087,49	5,81
		100, 100	1.184,20	1.793,23	4,89
		500, 500	1.454,24	2.091,86	5,76

Uji akurasi juga dilakukan untuk mengetahui nilai *error* dari hasil prediksi menggunakan model *fuzzy time series* Lee dengan menggunakan *split* data dengan variasi beberapa periode mendatang yang akan diprediksi. Hasil uji akurasi model *fuzzy time series* Lee untuk memprediksi beberapa periode mendatang dengan menggunakan Z₁=950 dan Z₂=400 untuk cabai rawit merah dan Z₁=100 dan Z₂=100 untuk cabai rawit hijau.

Hasil Prediksi Periode Mendatang

Hasil prediksi cabai rawit merah dan cabai rawit hijau untuk 3 bulan kedepan dilakukan dengan cara memprediksi secara bertahap. *Fuzzy time series* Lee digunakan untuk memprediksi data 1 periode kedepan sehingga dibutuhkan data aktual periode sebelumnya untuk memprediksi periode berikutnya misal untuk memprediksi data pada periode Mar 2023 (II) maka dibutuhkan data aktual hingga periode Mar 2023 (I). Hasil prediksi data cabai rawit merah terdapat pada Tabel 26 dan hasil prediksi data cabai rawit hijau terdapat pada Tabel 27.

Tabel 26. Hasil prediksi cabai rawit merah periode mendatang

No	Komoditas (Rp)	Data Aktual	Hasil Prediksi
1	Mar 2023 (I)	74150	54514.0
2	Mar 2023 (II)	76500	63070.0
3	Mar 2023 (III)	76400	72810.0
4	Mar 2023 (IV)	51950	74893.0
5	Apr 2023 (I)	37250	54108.0
6	Apr 2023 (II)	30050	36307.0
7	Apr 2023 (III)	29300	32242.0
8	Apr 2023 (IV)	28250	31933.0
9	May 2023 (V)	25600	30178.0
10	May 2023 (I)	29150	25090.0
11	May 2023 (II)	31800	31088.0
12	May 2023 (III)	37900	31909.0
13	May 2023 (IV)	37000	35863.0

Tabel 27. Hasil prediksi cabai rawit hijau periode mendatang

No	Komoditas (Rp)	Data Aktual	Hasil Prediksi
1	Mar 2023 (I)	74150	54514.0
2	Mar 2023 (II)	76500	63070.0
3	Mar 2023 (III)	76400	72810.0
4	Mar 2023 (IV)	51950	74893.0
5	Apr 2023 (I)	37250	54108.0
6	Apr 2023 (II)	30050	36307.0
7	Apr 2023 (III)	29300	32242.0
8	Apr 2023 (IV)	28250	31933.0
9	May 2023 (V)	25600	30178.0
10	May 2023 (I)	29150	25090.0
11	May 2023 (II)	31800	31088.0
12	May 2023 (III)	37900	31909.0
13	May 2023 (IV)	37000	35863.0

Pembahasan

Perhitungan hasil prediksi menggunakan model fuzzy *time series* Lee dilakukan menggunakan 5 nilai Z_1 dan Z_2 yang berbeda untuk setiap data cabai rawit merah dan cabai rawit hijau. Hasil yang didapatkan adalah nilai Z_1 dan Z_2 berpengaruh terhadap hasil prediksi dan nilai *error* dari prediksi. Penggunaan nilai Z_1 dan Z_2 yang bervariasi dilakukan untuk mendapatkan hasil prediksi dengan nilai *error* paling kecil. Berdasarkan hasil uji akurasi menggunakan beberapa nilai Z_1 dan Z_2 yang berbeda didapatkan hasil yaitu untuk cabai rawit merah dengan 307 data nilai *error* terkecil menggunakan $Z_1=950$ dan $Z_2=400$ sedangkan jika menggunakan 100 data maka nilai *error* terkecil menggunakan $Z_1=450$ dan $Z_2=900$. Nilai *error* terkecil untuk cabai rawit hijau menggunakan 307 data maupun 100 data adalah dengan menggunakan $Z_1=100$ dan $Z_2=100$.

Penelitian ini menggunakan variasi dari jumlah data yang digunakan yaitu pemodelan menggunakan 100 data dan 307 data. Penelitian ini juga dilakukan untuk mengetahui nilai koefisien variasi dari data historis harga cabai rawit merah dan cabai rawit hijau. Koefisien variasi merupakan standar deviasi dibagi dengan rata-rata. Koefisien variasi digunakan untuk melihat sebaran data atau distribusi data terhadap nilai rata-rata. Nilai koefisien variasi yang kecil dapat diartikan data tersebut homogen (seragam) sedangkan jika nilai koefisien variasinya besar maka data tersebut dapat dikatakan heterogen (beragam). Nilai koefisien variasi dapat menggambarkan fluktuasi dari sebuah

data. Hasil perhitungan koefisien variasi terdapat pada Tabel 28.

Tabel 28. Nilai koefisien variasi

Jenis	Jumlah Data	Nilai <i>error</i> terkecil			Koefisien Variasi
		MAE	RMSE	MAPE	
Cabai rawit merah	100	4.453,37	6.315,04	11,74%	44,71%
	307	4.469,04	6.138,64	13,09%	
Cabai rawit hijau	100	1.184,20	1.793,23	4,89%	33,25%
	307	1.486,15	2.211,06	6,72%	

Berdasarkan hasil uji koefisien korelasi dapat disimpulkan bahwa nilai koefisien variasi dari sebuah data memiliki pengaruh terhadap hasil prediksi menggunakan model fuzzy *time series* Lee. Hasil prediksi dengan kategori sangat baik apabila nilai MAPE < 10% dan kategori baik apabila nilai MAPE 10%-20%.

4. KESIMPULAN

Hasil peramalan cabai rawit di Provinsi Jawa Timur untuk 3 bulan kedepan (Maret - Mei 2023) yaitu untuk cabai rawit merah berkisar dari Rp. 25.090 hingga Rp. 74.893 sedangkan untuk cabai rawit hijau hasil prediksi berkisar dari Rp. 20.904 hingga Rp. 31.178. Tingkat akurasi dari peramalan harga cabai rawit merah dan cabai rawit hijau di Provinsi Jawa Timur untuk data *training* memiliki nilai *error* untuk peramalan harga cabai rawit merah yaitu MAE=4.469,04 RMSE=6.138,64 dan MAPE=13,09% dengan kategori nilai MAPE baik dan nilai *error* untuk peramalan harga cabai rawit hijau yaitu MAE=1.486,15 RMSE=2.211,06 dan MAPE=6,72% dengan kategori nilai MAPE sangat baik. Nilai *error* peramalan harga periode 3 bulan kedepan untuk cabai rawit merah MAE = 8.139, RMSE = 10.834, MAPE = 18,07% sedangkan untuk cabai rawit hijau MAE = 2.298, RMSE = 2.711, MAPE = 9,60%.

Pada penelitian selanjutnya diharapkan adanya pengembangan sistem sehingga peramalan dengan model fuzzy *time series* Lee dapat dilakukan oleh *user* selain *developer*. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat memberikan solusi untuk menentukan nilai Z_1 dan Z_2 yang memberikan nilai peramalan paling optimal. Pada penelitian selanjutnya diharapkan dapat menggunakan API untuk mengakses data sehingga data secara otomatis tersinkronisasi dengan website PIHPSN atau sejenisnya

DAFTAR PUSTAKA

- [1] "BPS (Badan Pusat Statistik)," 2021. <https://www.bps.go.id/indicator/55/61/1/>

- produksi-tanaman-sayuran.html
- [2] A. Junaedi, *Analisis Data Cabai Provinsi Jawa Timur 2019*. Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur, 2019.
- [3] M. A. Rofiq, "Peramalan Komoditas Strategis Pertanian Cabai Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network," Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, 2017.
- [4] Y. Swastika, Syamsinar, and D. A. U. Mega, "Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Fluktuasi Harga (Studi Kasus Di Pasar Niaga Daya)," *Agribus. Socioecon. J.*, vol. 1, no. 1, pp. 12-20, 2022, doi: <https://doi.org/10.59638/asejournal.v1i101.18>.
- [5] D. Naully, "Fluktuasi dan Disparitas Harga Cabai di Indonesia," *J. Agrosains dan Teknol.*, vol. 1, no. 1, pp. 56-69, 2016, doi: [10.24853/jat.1.1.57-70](https://doi.org/10.24853/jat.1.1.57-70).
- [6] B. R. P. M. Basnayake, K. D. Kaushalya, R. H. M. Wickaramarathne, M. A. K. Kushan, and N. V. Chandrasekara, "An Approach for Prediction of Weekly Prices of Green Chili in Sri Lanka: Application of Artificial Neural Network Techniques," *J. Agric. Sci. - Sri Lanka*, vol. 17, no. 2, pp. 333-349, 2022, doi: <http://doi.org/10.4038/jas.v17i2.9746>.
- [7] F. Petropoulos *et al.*, "Forecasting: theory and practice," *Int. J. Forecast.*, vol. 38, no. 3, pp. 705-871, 2022, doi: [10.1016/j.ijforecast.2021.11.001](https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.001).
- [8] Y. Wang, Y. Lei, X. Fan, and Y. Wang, "Intuitionistic Fuzzy Time Series Forecasting Model Based on Intuitionistic Fuzzy Reasoning," *Math. Probl. Eng.*, vol. 2016, pp. 1-12, 2016, doi: [10.1155/2016/5035160](https://doi.org/10.1155/2016/5035160).
- [9] W. Qiu, X. Liu, and H. Li, "A generalized method for forecasting based on fuzzy time series," *Expert Syst. Appl.*, vol. 38, no. 8, pp. 10446-10453, 2011, doi: [10.1016/j.eswa.2011.02.096](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.02.096).
- [10] M. Muhammad, S. Wahyuningsih, and M. Siringoringo, "Peramalan Nilai Tukar Petani Subsektor Peternakan Menggunakan Fuzzy Time Series Lee," *Jambura J. Math.*, vol. 3, no. 1, pp. 1-15, 2021, doi: [10.34312/jjom.v3i1.5940](https://doi.org/10.34312/jjom.v3i1.5940).
- [11] H. Ahyar *et al.*, *Buku Metode Penelitian Kualitatif dan Kuantitatif*, Cetakan I, no. April. Yogyakarta: CV. Pustaka Ilmu Group Yogyakarta, 2020.
- [12] L. H. Ajuna, H. H. Dukalang, and M. Ardi, "Bank Syariah Indonesia Share Price Prediction Using Fuzzy Time Series Model Lee Method," *Madania J.*, vol. 25, no. 2, pp. 233-242, 2021.
- [13] P. Singh, "A Brief Review of Modeling Approaches Based on Fuzzy Time Series," *Int. J. Mach. Learn. Cybern.*, vol. 8, no. 2, pp. 397-420, 2017, doi: [10.1007/s13042-015-0332-y](https://doi.org/10.1007/s13042-015-0332-y).
- [14] D. Devianto, A. Zuardin, and Maiyastri, "Time Series Modeling of Natural Gas Future Price With Fuzzy Time Series Chen, Lee and Tsaur," *BAREKENG J. Math. Its Appl.*, vol. 16, no. 4, pp. 1185-1196, 2022, doi: doi.org/10.30598/barekengvol16iss4pp1185-1196.
- [15] A. Al Yammahi and Z. Aung, "Forecasting the Concentration of NO₂ Using Statistical and Machine Learning Methods: A Case Study in the UAE," *Heliyon*, vol. 9, no. 2, pp. 1-16, 2022, doi: [10.1016/j.heliyon.2022.e12584](https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e12584).