

Comparison of Forecasting Model Using Chen and Lee High Order Fuzzy Time Series (Farmer's Terms of Trade of Crops Subsector in Nusa Tenggara Timur Province Case)

Perbandingan Model Peramalan Menggunakan *Fuzzy Time Series* Orde Tinggi Chen dan Lee (Studi Kasus Nilai Tukar Petani Subsektor Tanaman Pangan di Provinsi Nusa Tenggara Timur)

Fais Muzaki*¹, Neli Agustina²

^{1,2} Politeknik Statistika STIS

Email: ¹fais.nbx@gmail.com, ²neli@stis.ac.id

*Corresponding author

Received: 6 November 2024, revised: 9 December 2024, accepted: 10 December 2024

Abstract

The farmer's terms of trade of food crops subsector (NTPP) in Nusa Tenggara Timur Province has always been below 100 in 2019-2023. Food crops are a substantial agricultural subsector in which its contribution to the PDRB is significant and concerns the food adequacy of the region. NTPP is a proxy indicator to see farmers' welfare and its value is expected to grow periodically. Therefore, predictive modeling is required to know future NTPP values and to know the purchasing power of food crop farmers. The aim of this research is to compare the accuracy of Chen and Lee model with the high order fuzzy time series for NTPP forecasting in Nusa Tenggara Timur Province. This research uses monthly data from NTPP Nusa Tenggara Timur from January 2016 to October 2024. The research results show that additions up to the 3rd order increase forecast accuracy and the Lee model is more accurate than the Chen model seen from the smaller RMSE and MAPE values. The MAPE values of the 3rd order fuzzy time series Chen and Lee model are 0.5453% and 0.5088% respectively. Based on the MAPE value, the 3rd order Lee model is the most accurate in forecasting NTPP in Nusa Tenggara Timur Province.

Keywords: NTPP, fuzzy time series, Chen model, Lee model, high order.

Abstrak

Nilai Tukar Petani Subsektor Tanaman Pangan (NTPP) Provinsi Nusa Tenggara Timur selalu di bawah 100 pada tahun 2019-2023. Tanaman pangan adalah subsektor pertanian yang substansial di mana kontribusinya terhadap PDRB signifikan dan menyangkut kecukupan pangan di wilayah tersebut. NTPP menjadi indikator proksi untuk melihat kesejahteraan petani dan nilainya diharapkan dapat berkembang secara periodik. Oleh karena itu, pemodelan peramalan diperlukan

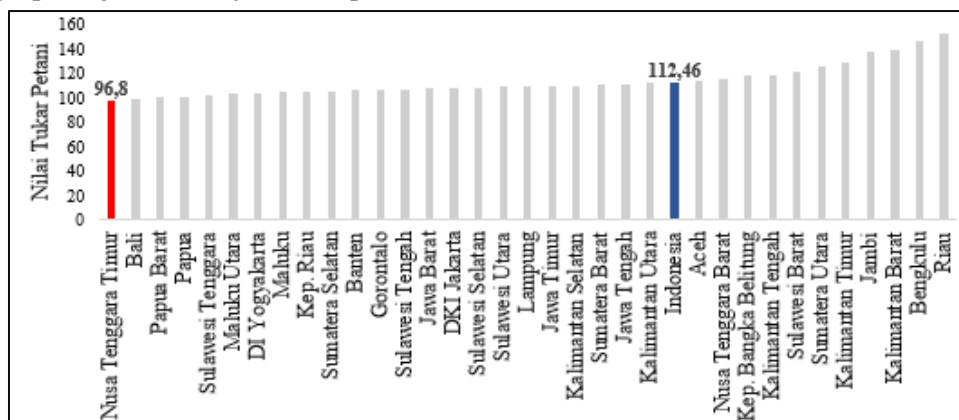


untuk mengetahui nilai NTP di masa depan dan mengetahui daya beli petani tanaman pangan. Tujuan penelitian ini untuk membandingkan akurasi model Chen dan Lee *fuzzy time series* orde tinggi pada peramalan NTP Provinsi Nusa Tenggara Timur. Penelitian ini menggunakan data bulanan NTP Nusa Tenggara Timur mulai Januari 2016 hingga Oktober 2024. Hasil penelitian menunjukkan penambahan hingga orde ke-3 meningkatkan akurasi ramalan dan model Lee lebih akurat dibanding model Chen dilihat dari nilai RMSE dan MAPE yang lebih kecil. Nilai MAPE dari *fuzzy time series* orde ke-3 model Chen dan Lee berturut-turut adalah 0,5453% dan 0,5088%. Berdasarkan nilai MAPE diperoleh model Lee orde 3 paling akurat dalam meramalkan NTP Provinsi Nusa Tenggara Timur.

Kata kunci: NTP, *fuzzy time series*, model Chen, model Lee, orde tinggi.

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara agraris yang sebagian besar dari masyarakatnya mengandalkan hasil panen sektor pertanian untuk memenuhi kebutuhan sehari-hari. Sehingga, diharapkan sektor ini dapat turut serta menggerakkan perekonomian yang mampu meningkatkan pendapatan para petani serta mengentaskan kemiskinan [4]. Sektor pertanian menjadi yang terbesar kedua dalam memberikan kontribusi terhadap PDB Indonesia selama tahun 2019 hingga 2022 [15]. Sehingga, perlu di perhatikan juga dari sisi petani apakah kesejahteraan mereka sudah terpenuhi dengan baik. Namun, sayangnya di Indonesia petani kerap dirugikan dengan pendapatan mereka yang kecil [17]. Kesejahteraan petani merupakan faktor terpenting dalam pengembangan pada sektor pertanian. Salah satu indikator proksi untuk menggambarkan kondisi sejahtera petani adalah nilai tukar petani (NTP). Peningkatan NTP dinilai turut meningkatkan kemampuan riil petani serta mencirikan terjadinya peningkatan kesejahteraan petani [21].

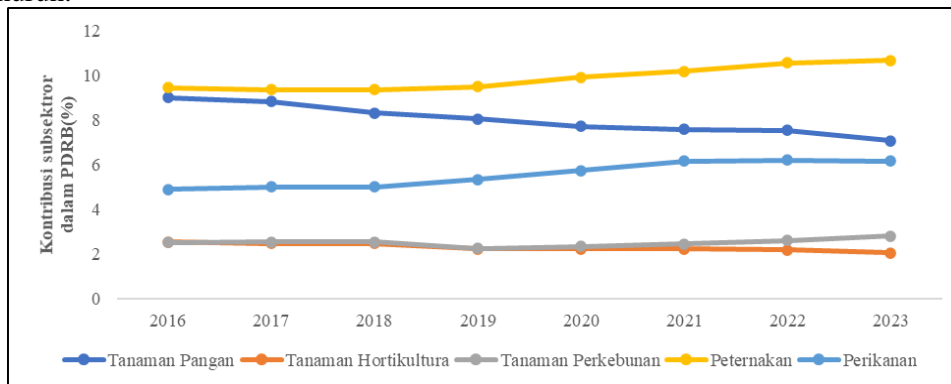


Gambar 1.1 NTP Menurut Provinsi Tahun 2023

Definisi NTP ialah perbandingan indeks harga yang diterima petani (IT) terhadap indeks harga yang dibayar petani (IB) [5]. Berdasarkan Gambar 1.1, terlihat Nusa Tenggara Timur (NTT) menempati urutan terendah sebagai provinsi dengan indeks NTP terendah pada tahun 2023. Selain itu, NTP di NTT masih di bawah nilai 100, sedangkan NTP nasional sudah di atas nilai 100. Artinya, rata-rata petani di Indonesia memiliki kemampuan daya beli yang cukup baik dari pendapatannya untuk memenuhi kebutuhan hidupnya atau dapat dikatakan sejahtera. Namun, dalam hal ini masih ada tiga provinsi yang terindikasi petani belum sejahtera dengan pendekatan nilai tukar petani, termasuk NTT.

Struktur perekonomian di NTT hingga saat ini masih menjadikan sektor pertanian sebagai tumpuan hidup. Pada tahun 2023, hampir sepertiga bagian *share* terhadap Produk Domestik

Regional Bruto (PDRB) NTT didominasi sektor pertanian yang mencapai 29,31% [6]. *Share* tersebut didominasi subsektor peternakan 10,67% dan tanaman pangan sebesar 7,07%. Berdasarkan Gambar 1.2, terlihat bahwa terdapat dua subsektor unggulan yang memberikan sumbangsih terbesar bagi sektor pertanian di NTT, yaitu subsektor peternakan dan tanaman pangan. Namun, keduanya menunjukkan pola data yang berbeda selama periode waktu 2016–2023. Kontribusi subsektor peternakan menunjukkan tren yang menaik sedangkan tanaman pangan menunjukkan tren yang menurun.



Gambar 1.2 Kontribusi Subsektor Pertanian dalam Pembentukan PDRB NTT 2016–2023

Kenaikan dan penurunan kontribusi subsektor pertanian dapat disebabkan oleh pergerakan dari NTP subsektor sebagai proksi untuk melihat kesejahteraan petani. Gambar 1.2 menunjukkan NTP subsektor peternakan di NTT konsisten di atas angka 100, sedangkan untuk NTP subsektor tanaman pangan (NTPP) selalu di bawah angka 100 pada tahun 2019–2023. Selain itu, data BPS menunjukkan pada tahun 2019, NTT menempati urutan kedua provinsi dengan perolehan indeks NTPP terendah. NTPP menunjukkan nilai lebih rendah bila disandingkan dengan subsektor peternakan yang artinya secara umum kesejahteraan petani tanaman pangan masih lebih rendah jika disandingkan dengan petani subsektor peternakan.

Kesejahteraan petani menjadi hal penting mengingat jika terus mengalami penurunan, maka indikasinya terjadi penambahan jumlah penduduk miskin [9]. Tanaman pangan menjadi subsektor yang substansial dimana kontribusi terhadap PDRB sektor pertanian yang besar dan menyangkut masalah kecukupan pangan daerah, maka subsektor ini perlu mendapatkan perhatian lebih. Padahal nilai tukar petani diharapkan dapat meningkat secara bertahap. Oleh sebab itu, perlu adanya pemodelan peramalan agar dapat diketahui nilai NTPP ke depannya dan mengetahui kemampuan daya beli petani tanaman pangan.

Peramalan merupakan metode untuk mengambil keputusan berdasarkan data masa lalu hingga masa kini dalam memprediksi nilai di masa depan [22]. Sebelumnya terdapat penelitian yang melakukan peramalan NTP secara umum maupun subsektornya dengan metode analisis yang berbeda-beda. Penggunaan metode ARIMA dalam meramalkan NTP subsektor hortikultura Provinsi NTB [11]; Penerapan metode nonparametrik SSA dalam meramalkan NTP subsektor tanaman pangan (NTPP) di Provinsi Bali [1]; Metode jaringan syaraf tiruan untuk meramalkan NTP di Kalimantan Selatan [3]; dan Membandingkan *Hybrid* ARIMA-GARCH dan ARIMA-NN dalam meramalkan NTP di Gorontalo [12]. Penelitian lainnya dengan melakukan studi komparasi metode peramalan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan FTS. Hasil menunjukkan *Fuzzy Time Series* (FTS) menghasilkan ukuran kesalahan *Mean Absolute Error* (MAE) yang lebih kecil dibanding ARIMA sehingga lebih baik digunakan dalam peramalan [13].

FTS merupakan konsep baru dalam meramalkan data runtun waktu yang berupa data linguistik, dan akan dihasilkan atau diubah kembali menjadi data dengan angka-angka riil. Kelebihan dari FTS

adalah mempunyai tingkat akurasi yang baik dan telah banyak dikembangkan menjadi sebuah model yang efektif untuk memprediksi nilai data runtun waktu [19]. Keunggulan lain dari FTS adalah tidak memerlukan asumsi seperti yang dibutuhkan pada metode peramalan ARIMA. Metode FTS terus mengalami perkembangan mulai dari Song & Chissom, Chen, Lee, dan masih banyak lagi.

Penelitian sebelumnya beberapa kali membandingkan metode FTS. Diantaranya ada komparasi FTS model Chen dan Lee dalam meramalkan NTP Provinsi Aceh [2]. Data penelitian menggunakan NTP Provinsi Aceh Januari 2018–April 2023. Hasil menunjukkan tingkat kesalahan metode FTS model Lee lebih kecil dibanding model Chen dengan MAPE sebesar 1,08%. Penelitian lainnya adalah perbandingan keakuratan model Cheng dan Lee FTS dalam memprediksi harga cabai rawit. Dari penelitian ini diperoleh hasil model Lee lebih baik dibanding model Chen dengan *error* MAE, MSE, MPE, dan MAPE yang lebih kecil [14]. Nilai MAPE untuk model Cheng sebesar 1,24 persen dan 0,92 persen untuk model Lee.

Beragamnya model FTS membuat ketertarikan banyak penelitian untuk menemukan model FTS terbaik dalam peramalan. Metode FTS juga mengalami perkembangan dengan penambahan hingga orde ke-*n*. Berdasarkan penelitian terdahulu dan permasalahan diatas, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan model Chen dan Lee pada metode FTS orde tinggi untuk meramalkan Nilai Tukar Petani Subsektor Tanaman Pangan (NTPP) di Nusa Tenggara Timur. Ukuran kebaikan model peramalan ditentukan dari RMSE dan MAPE terkecil. Data yang digunakan adalah NTPP Nusa Tenggara Timur bulan Januari 2016 hingga Oktober 2024.

2. KAJIAN PUSTAKA

2.1 Nilai Tukar Petani Subsektor Tanaman Pangan (NTPP)

Nilai Tukar Petani (NTP) merupakan salah satu indikator yang dijadikan tolak ukur untuk melihat tingkat kesejahteraan petani secara cepat atau jangka pendek, dengan asumsi kesamaan kuantitas produksi antar waktu [15]. Keterkaitan NTP dan kesejahteraan petani sebagai produsen terlihat pada IT yang muncul sebagai pembilang dari perhitungan NTP. Jika suatu produk pertanian meningkat, dengan asumsi volume produksi tidak berkurang, maka pendapatan petani atau pendapatan panen juga akan meningkat. Berikut adalah rumus perhitungan NTP yang dirilis oleh BPS.

$$NTP = \frac{\text{Indeks Harga yang Diterima Petani}}{\text{Indeks Harga yang Dibayar Petani}} \quad (2.1)$$

Berdasarkan rumus tersebut lahir tiga jenis definisi NTP yaitu $NTP > 100$ artinya petani surplus; $NTP = 100$ artinya petani impas; $NTP < 100$ artinya petani mengalami defisit. Defisit dapat diartikan kesejahteraan petani belum baik dimana harga produksi naik lebih kecil bila dibandingkan kenaikan dari harga konsumsi rumah tangga petani. NTP secara umum dibentuk dari subsektor-subsektor pertanian salah satunya yaitu subsektor tanaman pangan (NTPP) meliputi komoditas padi dan palawija. Perhitungan NTPP digunakan untuk mengukur kemampuan daya tukar produk yang dijual petani subsektor tanaman pangan terhadap produk yang dibutuhkan petani subsektor tanaman pangan untuk memenuhi kebutuhan konsumsi dan produksi pertanian. Perhitungan ini untuk mendapat gambaran tentang tren tingkat pendapatan petani subsektor tanaman pangan, yang dapat menjadi landasan dalam upaya meningkatkan tingkat kesejahteraan mereka.

2.2 Fuzzy Time Series (FTS) Model Lee

Model Lee FTS adalah bentuk peningkatan dari model sebelumnya seperti Song dan Chissom, FTS Chen, serta FTS Cheng [18]. Menurut teori dari Wangren pada tahun 2011 menyatakan model Lee memberikan akurasi yang lebih baik dibanding model Chen [26]. Tahapan dari model Lee serupa dengan model Chen, yang membedakan pada saat penentuan FLRG. Misalkan terdapat FLR

$A_8 \rightarrow A_9$; $A_8 \rightarrow A_9$; $A_8 \rightarrow A_{10}$, maka untuk model Lee relasi yang berulang diikutsertakan menjadi FLRG $A_8 \rightarrow (2)A_9, A_{10}$.

2.3 Fuzzy Time Series Model Chen dan Penerapan Orde Tinggi

Metode FTS orde tinggi diperkenalkan oleh Chen pada tahun 2002 dengan konsep n-orde. Langkah yang dilakukan dalam perhitungan metode tersebut sama dengan metode FTS lainnya. Namun, perbedaannya pada saat membentuk *Fuzzy Logic Relationship* (FLR). Penentuan FLR pada FTS orde tinggi dilakukan dengan menyertakan dua atau lebih data periode sebelumnya [20], dinotasikan sebagai berikut:

$$Y_{t-n}, \dots, Y_{t-3}, Y_{t-2}, Y_{t-1} \rightarrow Y_t \quad (2.2)$$

Model *fuzzy logic relationship* (relasi logika fuzzy) pada persamaan 2.2 dimana $Y(t)$ bergantung pada beberapa deret waktu fuzzy hingga ke-n dinamakan *high order fuzzy logic relationship* (FLR). Model deret waktu fuzzy yang bersesuaian dengan *high order* FLR disebut *high order fuzzy time series* (FTS orde tinggi).

2.4 Tingkat Akurasi Model Peramalan

Dalam melakukan peramalan, dibutuhkan model dengan *error* ramalan sekecil mungkin. Agar hasil prediksi nilai periode ke depan dapat memberikan hasil yang akurat. Dalam memilih model peramalan terbaik, akan digunakan indikator *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dengan rumus

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2} \quad (2.3)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{e_t}{Y_t} \right| \quad (2.4)$$

Kesalahan atau *error* ramalan dinotasikan sebagai $e_t = Y_t - \hat{Y}_t$, dengan Y_t adalah data aktual dan \hat{Y}_t adalah hasil ramalan periode ke-t. Metode peramalan yang baik ketika mampu memberikan nilai RMSE dan MAPE sekecil mungkin. MAPE adalah cara yang paling efektif dalam mengukur kesalahan ramalan dengan menghitung persentase kesalahan yang tinggi atau rendah dari hasil ramalan terhadap data aktual periode waktu tertentu [10]. Menurut kriteria peramalan dengan acuan nilai MAPE adalah kurang dari 10% peramalan dikatakan sangat baik; 10-20% baik; 20-50% cukup; dan lebih dari 50% termasuk kategori buruk [7].

3. METODE PENELITIAN

Sumber data dalam penelitian ini berasal dari *website* BPS yang dapat diakses melalui bps.go.id. Sebanyak 106 observasi bulanan data NTPP digunakan dalam penelitian ini dalam periode waktu Januari 2016–Juni 2024. Data NTPP yang dikumpulkan perlu dilakukan penyamaan tahun dasar periode sebelum Januari 2020 yang menggunakan tahun dasar (2012=100) menjadi tahun dasar (2018=100) sebelum dilakukan pengolahan data. Keunggulan sistem logika fuzzy diantaranya yaitu tidak memerlukan data pelatihan dalam membentuk model, sehingga pada penelitian ini tidak dilakukan pemisahan data latih dan data uji pada peramalan FTS [24].

FTS adalah metode peramalan yang menerapkan konsep kecerdasan buatan dalam memproses data numeris menjadi konsep himpunan fuzzy atau nilai linguistik [23]. Perbedaan FTS dengan metode peramalan lainnya adalah tidak membutuhkan uji asumsi dan nilai ramalan diperoleh dari suatu proses pengubahan data aktual ke dalam nilai-nilai linguistik [25]. FTS pertama kali diperkenalkan oleh Song & Chissom dan terus berkembang hingga memunculkan beberapa alternatif model. Terdapat beberapa tahapan untuk menggunakan metode peramalan *fuzzy time series* orde tinggi ke- n [8], yaitu:

1. Menentukan himpunan semesta U dan mempartisinya ke dalam beberapa interval

Universe of Discourse (U) didefinisikan sebagai rentang nilai $U = [X_{\min} - Z_1, X_{\max} + Z_2]$ dengan X_{\min} dan X_{\max} adalah nilai minimum dan nilai maksimum data NTPP, serta Z_1 dan Z_2 adalah sembarang bilangan positif. Setelah diketahui himpunan semesta U , selanjutnya membagi U ke dalam beberapa interval yang sama panjang. Penentuan banyak interval menggunakan aturan sturges berikut:

$$k = 1 + 3,322 \log(n) \quad (3.1)$$

n menyatakan jumlah data dan menghitung panjang interval menggunakan rumus

$$\text{panjang interval} = \frac{X_{\max} - X_{\min}}{k} \quad (3.2)$$

2. Mendefinisikan himpunan fuzzy

Pendefinisian himpunan fuzzy A_i berdasarkan pada derajat keanggotaan yang disederhanakan dengan nilai antara 0; 0,5; dan 1. A_1, A_2, \dots, A_n merupakan suatu himpunan fuzzy yang variabel linguistiknya didasarkan pada semesta U , lalu definisikan himpunan fuzzy sesuai dengan model (2.7).

$$A_i = \begin{cases} \frac{1}{u_1} + \frac{0,5}{u_2}, & i = 1 \\ \frac{0,5}{u_{i-1}} + \frac{1}{u_i} + \frac{0,5}{u_{i+1}}, & 2 \leq i \leq n - 1 \\ \frac{0,5}{u_{i-1}} + \frac{1}{u_n}, & i = n \end{cases} \quad (3.3)$$

Himpunan fuzzy A_1 (himpunan fuzzy yang paling rendah) diperoleh saat $i=1$. Ketika $i=n$, diperoleh A_n (himpunan fuzzy NTPP yang paling tinggi). Fuzzifikasi dilakukan berdasarkan interval. Jika data memiliki derajat keanggotaan maksimum 1 pada interval u_1 maka fuzzifikasinya adalah A_1 .

3. Proses fuzzifikasi

Pada tahap ini data aktual (numeris) akan diubah menjadi bilangan fuzzy sesuai derajat maksimal pada interval linguistik.

4. Menentukan *Fuzzy Logic Relations* (FLR)

Dalam membentuk FLR orde tinggi terdapat beberapa ketentuan yang perlu diperhatikan pada tiap orde, yaitu:

- a. Untuk orde satu, penentuan FLR melibatkan satu data historis dengan simbol $Y_{t-1} \rightarrow Y_t$. Jika dimisalkan A_i sebagai *current state* F_{t-1} , sedangkan A_j ialah *next state* F_t , bentuk FLR ditulis sebagai $A_i \rightarrow A_j$.

- b. Untuk orde dua, penentuan FLR membutuhkan dua data historis dinotasikan sebagai $Y_{t-2}, Y_{t-1} \rightarrow Y_t$. Misalkan A_{i2} sebagai himpunan fuzzy pada dua periode sebelumnya dilambangkan Y_{t-2} , A_{i1} adalah Y_{t-1} , sedangkan A_j merupakan *next state* Y_t , maka FLR dituliskan sebagai $A_{i2}, A_{i1} \rightarrow A_j$.
- c. Untuk orde tiga, relasi melibatkan tiga data sebelumnya dinotasikan sebagai $Y_{t-3}, Y_{t-2}, Y_{t-1} \rightarrow Y_t$. Misalkan A_{i3} sebagai himpunan fuzzy pada tiga periode sebelumnya dilambangkan Y_{t-3} , A_{i2} adalah Y_{t-2} , A_{i1} adalah Y_{t-1} , sedangkan A_j merupakan *next state* Y_t , maka FLR dituliskan sebagai $A_{i3}, A_{i2}, A_{i1} \rightarrow A_j$.
5. Menentukan *Fuzzy Logic Relationship Group* (FLRG)
 Misal untuk FLR model Chen $A_9 \rightarrow A_8, A_9 \rightarrow A_8$, dan $A_9 \rightarrow A_9$ maka akan menghasilkan FLRG $A_9 \rightarrow (2)A_8, A_9$. Perulangan relasi tidak diikutkan menurut model Chen. Sedangkan pada model Lee perulangan masuk dalam perhitungan karena akan punya pengaruh terhadap hasil prediksi.
6. Melakukan proses defuzzifikasi dan melakukan perhitungan nilai peramalan
 Aturan dalam perhitungan nilai peramalan FTS orde ke-n adalah sebagai berikut.

- a. Jika nilai-nilai fuzzy (*current state*) untuk waktu ke $t - n, \dots, t - 2, \dots, t - 1$ adalah A_{in}, \dots, A_{i1} dan didapatkan hanya satu *next state*, sebagaimana FLR $A_{in}, \dots, A_{i1} \rightarrow A_j$ di mana maksimum derajat keanggotaan dari A_j terjadi pada interval u_j , dan nilai tengah untuk u_j adalah m_j , maka nilai peramalan untuk grup relasi logika fuzzy (FLRG) adalah

$$\hat{Y}_t = m_j \quad (3.4)$$

- b. Jika *current state* didapatkan lebih dari satu *next state*, sebagaimana FLR $A_{in}, \dots, A_{i1} \rightarrow A_{j1}$ hingga $A_{in}, \dots, A_{i1} \rightarrow A_{jp}$, di mana nilai maksimal dari derajat keanggotaan $A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jp}$ terjadi pada interval $u_{j1}, u_{j2}, \dots, u_{jp}$, dan nilai tengah dari $u_{j1}, u_{j2}, \dots, u_{jp}$ adalah $m_{j1}, m_{j2}, \dots, m_{jp}$, maka nilai peramalan untuk FLRG tersebut adalah

$$\hat{Y}_t = (m_{j1} + m_{j2} + \dots + m_{jp})/p \quad (3.5)$$

- c. Jika dalam grup tidak didapatkan *next state*, sebagaimana FLR berikut: $A_{in}, \dots, A_{i1} \rightarrow \#$. Dengan # melambangkan *unknown value* atau tidak ada nilai yang berelasi dan nilai keanggotaan maksimum dari A_{in}, \dots, A_{i1} terjadi pada interval u_{in}, \dots, u_{i1} dan nilai tengahnya adalah m_{in} dan m_{i1} , maka nilai peramalan untuk grup tersebut adalah

$$\hat{Y}_t = \frac{1 \times m_{in} + 2 \times m_{i(n-1)} + \dots + n \times m_{i1}}{1+2+\dots+n} \quad (3.6)$$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Perbandingan Model Chen dan Lee Metode *Fuzzy Time Series* (FTS) Orde Tinggi dalam Peramalan NTPP di Nusa Tenggara Timur

Penelitian ini akan membahas komparasi antara model Chen dan Lee pada metode FTS orde tinggi. Data yang digunakan untuk keperluan analisis adalah NTPP di Nusa Tenggara Timur periode Januari 2016–Oktober 2024. Pada metode FTS orde tinggi model Chen dan Lee memiliki kemiripan. Perbedaan keduanya pada saat pembentukan FLRG, berikut tahapan peramalan dengan FTS orde tinggi:

1. Penentuan himpunan semesta U dan partisinya menjadi beberapa interval

Dalam seri data NTPP diperoleh nilai minimum dari data adalah sebesar 90,2784. Adapun nilai maksimumnya adalah sebesar 100,0618. Sementara itu, peneliti tidak menentukan nilai D_1 dan D_2 , atau dalam hal ini $D_1 = D_2 = 0$. Sehingga himpunan semesta (*universe of discourse*) yang terbentuk, yaitu $U = [90,2784; 100,0618]$. Himpunan semesta yang telah didefinisikan sebagai U akan dipartisi menjadi k interval linguistik. Penentuan banyak interval (k), menggunakan aturan sturges dan dilanjutkan penentuan lebar interval berikut.

$$k = [1 + 3,322 \log(106)] = 7,73 \approx 8$$

$$\text{panjang interval} = \frac{100,0618 - 90,2784}{8} = 1,2229$$

Berdasarkan perhitungan di atas, diperoleh kelas interval sebanyak delapan dengan lebar interval sebesar 1,2229. Berikut adalah hasil pemecahan U ke dalam beberapa interval dan nilai tengah interval yang terbentuk.

Tabel 4.1 Partisi Himpunan U

Kelas ke-	Interval linguistik (u_i)	Nilai Tengah Interval (m_i)
1	[90,28; 91,50]	90,89
2	(91,50; 92,72]	92,11
3	(92,72; 93,95]	93,34
4	(93,95; 95,17]	94,56
5	(95,17; 96,39]	95,78
6	(96,39; 97,62]	97,00
7	(97,62; 98,84]	98,23
8	(98,84; 100,06]	99,45

2. Pendefinisian himpunan fuzzy

Pendefinisian himpunan fuzzy A_i sebanyak 8 kelas interval dengan derajat anggota bernilai 0; 0,5 atau 1 dengan $1 \leq i \leq 8$ yang menunjukkan banyak kelas interval.

$$A_1 = \frac{1}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \dots + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8},$$

$$A_2 = \frac{0,5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \dots + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8},$$

⋮

$$A_8 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \dots + \frac{0,5}{u_7} + \frac{1}{u_8}.$$

3. Proses fuzzifikasi

Pada tahap ini akan diubah data aktual menjadi nilai linguistik/bilangan fuzzy. Berikut hasil

fuzzifikasi data historis NTPP yang terbentuk pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Fuzzifikasi data NTPP

Bulan ke-	Periode	D ata	Fuzzifikasi
1	Januari 2016	94,55	A4
2	Februari 2016	4,37	A4
3	Maret 2016	3,67	A3
4	April 2016	2,43	A2
⋮	⋮	⋮	⋮
52	April 2020	5,87	A5
53	Mei 2020	5,42	A5
⋮	⋮	⋮	⋮
104	Agustus 2024	8,55	A7
105	September 2024	9,34	A8
106	Oktober 2024	9,49	A8

Data aktual bulan Januari 2016 yakni 94,55 memiliki derajat keanggotaan maksimum bernilai 1 pada interval u_4 dengan kelas interval [93,9471; 95,1701]. Sehingga, hasil fuzzifikasi data aktual bulan Januari 2016 adalah A4. Cara yang sama dilakukan hingga diperoleh fuzzifikasi data NTPP selanjutnya. Data NTPP bulan Oktober 2024 sebesar memiliki derajat keanggotaan maksimum bernilai 1 pada interval u_8 dengan kelas interval [93,9471; 95,1701]. Sehingga, hasil fuzzifikasi data aktual periode terakhir bulan ke-106 adalah A8.

4. Menentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR)

Misalkan, F_{t-1} sebagai *current state* = A_i dan F_t sebagai *next state* = A_j , maka FLR terbentuk sebagai $A_i \rightarrow A_j$. Penentuan relasi logika fuzzy ini berdasar hasil fuzzifikasi.

Tabel 4.3 Hasil FLR orde tinggi

Bulan ke-	Fuzzy	FLR orde satu	FLR orde dua	FLR orde tiga
1	A4	-	-	-
2	A4	A4	-	-
		→ A4		
3	A3	A4	A4, → A4	-
		→ A3	→	

			A3	
4	A2	A3	A4, → A3	A4, A4, A3 → A2
		A2	→ A2	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
104	A7	A7	A7, → A7	A7, A7, A7 → A7
		A7	→ A7	
105	A8	A7	A7, → A7	A7, A7, A7 → A8
		A8	→ A8	
106	A8	A8	A7, → A8	A7, A7, A8 → A8
		A8	→ A8	

5. Menentukan FLRG

Penentuan FLRG didasarkan pada hasil FLR pada tahap sebelumnya. Setiap FLR yang memiliki *current state* $F_{t-3}, F_{t-2}, F_{t-1}$ yang sama akan disatukan dalam kelompok yang dikenal dengan FLRG. Pada model Chen, dua atau lebih relasi yang sama tidak diikuti dalam pembentukan FLRG. Sedangkan, pada model Lee perulangan tersebut diikuti karena akan memengaruhi akurasi peramalan. Pada tahapan ini dapat dilihat perbandingan model Chen dan Lee dalam membentuk FLRG. Hasil perbandingan FLRG pada model Chen dan Lee hingga orde 3 dapat dilihat pada Tabel 4.3 yang selanjutnya akan dihitung nilai prediksi dari grup tersebut.

6. Defuzzifikasi dan Nilai Prediksi

Tahap ini meliputi perubahan output fuzzy ke dalam nilai numeris kembali berdasarkan aturan defuzzifikasi FTS. Hasil defuzzifikasi pada model Chen dan Lee untuk ketiga orde terlampir di tabel berikut.

Tabel 4.4 Defuzzifikasi orde satu

Grup	Model Chen Orde 1		Model Lee Orde 1	
	FLRG	Nilai Peramalan	FLRG	Nilai Peramalan
1	A1→A1,A2	91,50	A1→A1, A2	91,50
2	A2→A1,A2,A3	92,11	A2→A1, ₍₆₎ A2, ₍₃₎ A3	92,36
3	A3→A2,A3,A4,A5	93,95	A3→ ₍₃₎ A2, ₍₈₎ A3, ₍₄₎ A4, A5	93,56
4	A4→A3,A4,A5	94,56	A4→ ₍₅₎ A3, ₍₁₄₎ A4, ₍₇₎ A5	94,65
5	A5→A4,A5,A6,A7	96,39	A5→ ₍₆₎ A4, ₍₁₆₎ A5, ₍₂₎ A6, A7	95,68
6	A6→A5,A6,A7,A8	97,62	A6→A5, ₍₂₎ A6, A7, A8	97,49
7	A7→A5,A6,A7,A8	97,62	A7→A5, A6, ₍₈₎ A7, A8	98,14

JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI
Fais Muzaki, Neli Agustina

8	A8→A7,A8	98,84	A8→ ⁽²⁾ A7, ⁽³⁾ A8	98,96
---	----------	-------	--	-------

Tabel 4.5 Defuzzifikasi orde dua

Grup	Model Chen Orde 2		Model Lee Orde 2	
	FLRG	Nilai Peramalan	FLRG	Nilai Peramalan
1	A1, A1 → A2	92,11	A1, A1 → A2	92,11
2	A1, A2 → A3	93,34	A1, A2 → A3	93,34
3	A2, A1 → A1	90,89	A2, A1 → A1	90,89
4	A2, A2 → A1, A2, A3	92,11	A2, A2 → A1, ⁽³⁾ A2, ⁽²⁾ A3	92,32
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
23	A7, A7 → A5, A6, A7	97,62	A7, A7 → A5, A6, ⁽⁷⁾ A7, A8	97,98
24	A7, A8 → A8	99,45	A7, A8 → ⁽²⁾ A8	99,45
25	A8, A7 → A7	98,23	A8, A7 → ⁽²⁾ A7	98,23
26	A8, A8 → A7, A8	98,84	A8, A8 → A7, A8	98,84

Tabel 4.6 Defuzzifikasi orde tiga

Grup	Model Chen Orde 3		Model Lee Orde 3	
	FLRG	Nilai Peramalan	FLRG	Nilai Peramalan
1	A1, A1, A2 → A3	93,34	A1, A1, A2 → A3	93,34
2	A1, A2, A3 → A3	93,34	A1, A2, A3 → A3	93,34
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20	A4, A5, A5 → A4, A5, A6	95,78	A4, A5, A5 → ⁽²⁾ A4, ⁽⁴⁾ A5, A6	95,61
21	A5, A4, A3 → A2, A3	92,72	A5, A4, A3 → ⁽²⁾ A2, ⁽²⁾ A3	92,72
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
43	A8, A8, A7 → A7	98,23	A8, A8, A7 → A7	98,23
44	A8, A8, A8 → A7	98,23	A8, A8, A8 → A7	98,23

Tabel 4.6 di atas menunjukkan hasil defuzzifikasi untuk masing-masing himpunan fuzzy pada orde 1, 2 dan 3. Selanjutnya adalah menghitung nilai ramalan pada data historis yang sebelumnya masih dalam bentuk bilangan fuzzy menjadi nilai numeris kembali. Berikut adalah hasil peramalan pada data historis NTPP untuk orde 1 hingga orde 3.

Tabel 4.7 Hasil peramalan *fuzzy time series* orde tinggi model Chen dan Lee

Bulan ke-	Aktual NTPP	Nilai Peramalan Orde 1		Nilai Peramalan Orde 2		Nilai Peramalan Orde 3	
		Chen	Lee	Chen	Lee	Chen	Lee
		1	94,55	-	-	-	-
2	94,37	94,56	94,65	-	-	-	-
3	93,67	94,56	94,65	94,56	94,91	-	-
4	92,43	93,95	93,56	92,72	92,60	92,11	92,11
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
104	98,55	97,62	98,14	97,62	97,98	97,62	97,92

JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

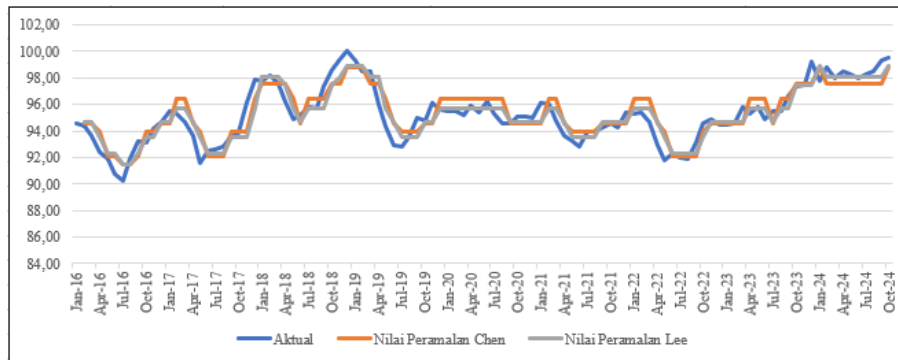
Fais Muzaki, Neli Agustina

105	99,34	97,62	98,14	97,62	97,98	97,62	97,92
106	99,49	98,84	98,96	99,45	99,45	99,45	99,45

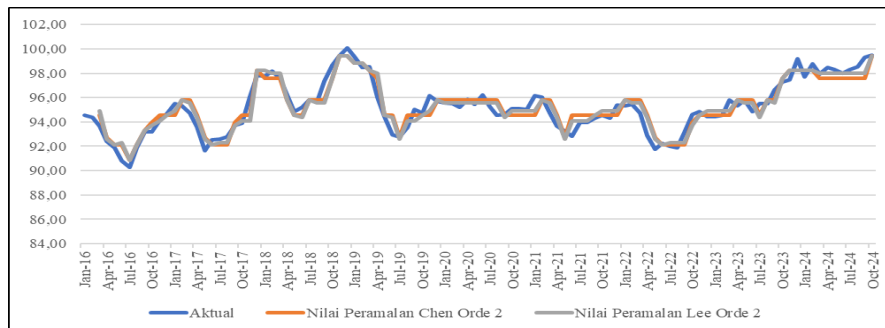
Tabel 4.7 menunjukkan hasil peramalan dengan menggunakan model Chen dan Lee sekaligus dalam peramalan FTS orde tinggi hingga orde ke-3. Tabel tersebut sekilas menunjukkan hasil peramalan dengan mode Lee lebih mendekati data aktual dibanding model Chen. Untuk lebih pastinya akan dihitung ukuran akurasi RMSE dan MAPE dari masing-masing model sebagai berikut.

4.2 Analisis Perbandingan

Perbandingan hasil peramalan dari model Chen dan Lee hingga orde ketiga adalah sebagai berikut:

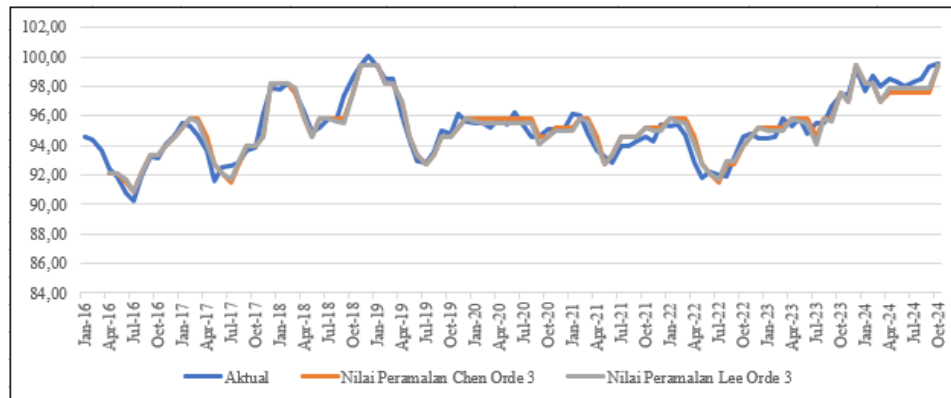


Gambar 4.1 Perbandingan nilai peramalan model Chen dan Lee Orde 1 dengan data NTPP



Gambar 4.2 Perbandingan nilai peramalan model Chen dan Lee Orde 2 dengan data NTPP

JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI
Fais Muzaki, Neli Agustina



Gambar 4.3 Perbandingan nilai peramalan model Chen dan Lee Orde 3 dengan data NTTP

Gambar 4.1, 4.2 dan 4.3 menunjukkan hasil peramalan menggunakan model Chen dan Lee FTS Orde Tinggi hingga penggunaan orde ke-3. Gambar tersebut menunjukkan hampir semua semua garis aktual pada gambar tertutup oleh garis hasil peramalan model Lee di setiap orde, hal ini menunjukkan hasil peramalan lebih akurat mendekati data aktual dibanding model Chen. Selanjutnya akan dipilih model dengan tingkat kesalahan paling rendah menggunakan ukuran RMSE dan MAPE.

Tabel 4.8 Hasil akurasi model *fuzzy time series*

Model <i>Fuzzy Time Series</i>	RMSE	MAPE
Chen orde 1	1,0096	0,8728%
Lee orde 1	0,8711	0,7008%
Chen orde 2	0,7495	0,6254%
Lee orde 2	0,6953	0,5650%
Chen orde 3	0,6492	0,5453%
Lee orde 3	0,6103	0,5088%

Setelah diperoleh hasil peramalan pada periode data, akan dihitung akurasi ramalan. Nilai akurasi MAPE dari model Chen berturut-turut dari orde ke-1 hingga orde ke-3 adalah 0,8728%; 0,6254%; 0,5453%. Sedangkan model Lee memberikan nilai MAPE berturut-turut dari hingga orde ke-3 adalah 0,7008%; 0,5650%; 0,5088%. Berdasarkan Tabel 4.8, terlihat bahwa model Lee memberikan akurasi yang lebih baik dibanding model Chen dilihat dari ukuran akurasi RMSE dan MAPE memberikan nilai yang lebih kecil. Penggunaan orde ke-n deret waktu fuzzy, dalam hal ini orde 3 turut memberikan akurasi hasil ramalan yang lebih baik dibanding orde 1 dan orde 2. Contoh perhitungan MAPE dengan merujuk persamaan (2.4) dari Lee orde 3 sebagai model terbaik adalah

$$\text{MAPE} = \frac{1}{103} \left\{ \left| \frac{92,43 - 92,11}{92,43} \right| + \left| \frac{91,87 - 92,11}{91,87} \right| + \dots + \left| \frac{99,34 - 97,92}{99,34} \right| + \left| \frac{99,49 - 99,45}{99,49} \right| \right\} \times 100\%$$

$$\text{MAPE} = \frac{0,5241}{103} \times 100\% = 0,5088\%$$

Perhitungan di atas menunjukkan hasil ramalan menggunakan orde ke-3 dimulai setelah 3 periode data pertama sehingga jumlah data (n) dari 106 menjadi 103 dan diperoleh MAPE dari Lee orde 3 sebesar 0,5041%. Selanjutnya, dengan model ini akan diramalkan NTTP Provinsi Nusa

Tenggara Timur bulan depan November 2024 yaitu sebesar 99,45. Nilai tersebut di bawah 100, sehingga dapat dikatakan kesejahteraan petani tanaman pangan di Nusa Tenggara Timur belum cukup baik.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa model Lee lebih akurat dibanding model Chen dalam meramalkan NTPP di Nusa Tenggara Timur. Selain itu, peningkatan orde yang lebih tinggi memberikan akurasi peramalan yang semakin baik. Hasil peramalan dengan model Chen dan Lee tergolong sangat akurat dengan nilai MAPE di bawah 10%. Metode *fuzzy time series* Lee orde 3 sebagai model terbaik memberikan akurasi RMSE dan MAPE berturut-turut sebesar 0,6044 dan 0,5041% sehingga peramalan NTPP di Nusa Tenggara Timur dengan menggunakan model Lee orde 3 dapat dikatakan sangat baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Andhika, G. B., Sumarjaya, I. W., & Srinadi, I. G. A. M., 2020. Peramalan Nilai Tukar Petani Menggunakan Metode Singular Spectrum Analysis. *E-JURNAL MATEMATIKA*, Vol. 9, No. 3, 171–176.
- [2] Andika, F., Sari, R. P., & Nurviana, N., 2024. Perbandingan Model Chen dan Lee pada Metode Fuzzy Time Series untuk Peramalan Nilai Tukar Petani (NTP) di Provinsi Aceh. *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, Vol. 10, No. 1, 71–84. DOI: 10.24014/jsms.v10i1.23463
- [3] Ariannor, W., & Razatillah, M. F., 2022. Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Dalam Memprediksi Nilai Tukar Petani. *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, Vol. 18, No. 1, 127–140. DOI: 10.35889/progresif.v18i1.798
- [4] BPS, 2022. *Statistik Nilai Tukar Petani 2021*.
- [5] BPS, 2024. *Statistik Nilai Tukar Petani Provinsi Nusa Tenggara Timur 2023*.
- [6] BPS, 2024. *Statistik Pertanian Provinsi Nusa Tenggara Timur 2023*.
- [7] Chang, P.-C., Wang, Y. W., & Liu, C. H., 2007. The development of a weighted evolving fuzzy neural network for PCB sales forecasting. *Expert Systems with Applications*, Vol. 32, No. 1, 86–96. DOI: 10.1016/j.eswa.2005.11.021
- [8] Chen, S.-M., 2002. Forecasting Enrollments Based on High-order Fuzzy Time Series. *Cybernetics and Systems*, Vol. 33, No. 1, 1–16. DOI: 10.1080/019697202753306479
- [9] Dauda, A., 2019. Faktor yang Mempengaruhi Nilai Tukar Petani Sektor Tanaman Pangan di Provinsi Sulawesi Tengah. *Bomba: Jurnal Pembangunan Daerah*, Vol. 1, No. 2, 49–56.
- [10] Fathoni, Y. M., & Wijayanto, S., 2021. Forecasting Penjualan Gas LPG di Toko Sembako Menggunakan Metode Fuzzy Time Series. *JUPITER: Jurnal Penelitian Ilmu Dan Teknologi Komputer*, Vol. 13, No. 2, 87–96. DOI: 10.5281/3541.jupiter.2021.10
- [11] Febrilia, B. R. A., & Setiawan, R. N. S., 2023. Pemodelan Nilai Tukar Petani Subsektor Hortikultura di Provinsi Nusa Tenggara Barat Menggunakan Time Series Box Jenkins. *Jurnal Agrimansion*, Vol. 24, No. 1, 192–199. DOI: 10.29303/agrimansion.v24i1.1346
- [12] Hasan, I. K., & Ismail Djakaria, 2021. Perbandingan Model Hybrid ARIMA-NN dan Hybrid ARIMA-GARCH untuk Peramalan Data Nilai Tukar Petani di Provinsi Gorontalo. *Jurnal*

- Statistika dan Aplikasinya*, Vol. 5, No. 2, 155–165. DOI: 10.21009/JSA.05204
- [13] Imalin, S., Anithakumari, V., & Arul Flower Mary, V. M., 2023. A Comparative Study on Fuzzy Time Series Forecasting and Autoregressive Integrated Moving Average Models. *Tuijin Jishu/Journal of Propulsion Technology*, Vol. 44, No. 3, 257–270. DOI: 10.52783/tjjpt.v44.i3.263
- [14] Ismiarti, D., Nafisah, J. S., 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*, Vol. 2, No. 4, 154–160. DOI: 10.18860/jrmm.v2i4.16808
- [15] Kementerian Pertanian, 2022. *Analisis Kesejahteraan Petani Tahun 2022*.
- [16] Kementerian Pertanian, 2023. *Analisis PDB Sektor Pertanian Tahun 2023*.
- [17] Keumala, C. M., & Zainuddin, Z., 2018. Indikator Kesejahteraan Petani melalui Nilai Tukar Petani (NTP) dan Pembiayaan Syariah sebagai Solusi. *Economica: Jurnal Ekonomi Islam*, Vol. 9, No. 1, 129–149, DOI: 10.21580/economica.2018.9.1.2108
- [18] Muhammad, M., Wahyuningsih, S., & Siringoringo, M., 2021. Peramalan Nilai Tukar Petani Subsektor Peternakan Menggunakan Fuzzy Time Series Lee. *Jambura Journal of Mathematics*, Vol. 3, No. 1, 1–15. DOI: 10.34312/jjom.v1i1.5940
- [19] Nugroho, K., 2016. Model Analisis Prediksi Menggunakan Metode Fuzzy Time Series. *Jurnal Ilmiah Infokam*, Vol. 12, No. 1, 46–50. DOI: 10.53845/infokam.v12i1.91
- [20] Pannu, H. S., & Tripathi, A., 2016. High-order fuzzy time series forecasting model for advance prediction of temperature. *2016 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT)*, Vol. 1, 531–536. DOI: 10.1109/inventive.2016.782489
- [21] Rachmat, M., 2013. Nilai Tukar Petani: Konsep, Pengukuran dan Relevansinya Sebagai Indikator Kesejahteraan Petani. *Forum Penelitian Agro Ekonomi*, Vol. 31, No. 2, 111–122. DOI: 10.21082/fae.v31n2.2013.111-122
- [22] Rizki, M. I., & Taqiyyuddin, T. A., 2021. Penerapan Model SARIMA untuk Memprediksi Tingkat Inflasi di Indonesia. *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, Vol. 7, No. 2, 62–72. DOI: 10.24014/jsms.v7i2.13168
- [23] Song, Q., & Chissom, B. S., 1993. Fuzzy time series and its models. *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 54, 269–277. DOI: 10.1016/0165-0114(93)90372-O
- [24] Sulandari, W., Suhartono, S., & Yudhanto, Y., 2020. *Aplikasi Fuzzy Pada Pemodelan Runtun Waktu*, Bandung: Khazanah Intelektual.
- [25] Sumartini, S., Hayati, M. N., & Wahyuningsih, S., 2017. Peramalan Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Cheng. *Jurnal Eksponensial*, Vol. 8, No. 1, 51–56.
- [26] Qiu, W., Liu, X., & Li, H., 2011. A generalized method for forecasting based on fuzzy time series. *Expert Systems with Applications*, Vol. 38, No. 8, 10446–10453. DOI: 10.1016/j.eswa.2011.02.096