

# Penerapan Metode *Fuzzy Time Series* Chen Orde Tinggi Pada Peramalan Nilai Tukar Petani Provinsi Gorontalo

Nur Miftah Muhammad<sup>1</sup>, Isran K. Hasan<sup>2</sup>, Armayani Aرسال<sup>1</sup>, Emli Rahmi<sup>1</sup>, and La Ode Nashar<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Matematika, Jurusan Matematika, Universitas Negeri Gorontalo, Gorontalo, Indonesia

<sup>2</sup>Program Studi Statistika, Jurusan Matematika, Universitas Negeri Gorontalo, Gorontalo, Indonesia

## Article History

Received 25 Februari 2026

Revised 15 Maret 2026

Accepted 21 Maret 2026

Published 30 April 2026



Copyright © 2026 by Authors, Published by JRMM Group. This is an open access article under the CC BY-SA License.



**Abstract.** Farmer Exchange Rate (FER) is an economic indicator commonly used to describe the welfare level of farmers and the condition of the agricultural sector. The fluctuating movement of FER values requires an appropriate forecasting approach capable of capturing underlying data patterns. This study aims to apply the high-order Chen *Fuzzy Time Series* (FTS) method to forecast the Farmer Exchange Rate in Gorontalo Province and to identify the model order that produces the smallest forecasting error. The data used consist of monthly FER observations in Gorontalo Province from January 2020 to October 2025, comprising 70 observations obtained from official publications of the Central Statistics Agency. The dataset was divided into 80% training data and 20% testing data using a time-based split approach. The analysis procedures include determining the universe of discourse, constructing intervals, performing fuzzification, establishing *Fuzzy Logical Relationships* (FLR) and *Fuzzy Logical Relationship Groups* (FLRG), defuzzification, and evaluating model performance using *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). The results indicate that the second-order FTS Chen model produces a MAPE value of 3.3164% on the testing data, which is lower than that obtained from the first-order model. Meanwhile, the third-order model could not be fully implemented because the required fuzzy relationships were not formed for several testing periods. These findings suggest that the second-order FTS Chen approach provides relatively better forecasting results for the FER data analyzed in this study.

**Keywords:** Forecasting; High-order model; Time series analysis

**Abstrak.** Nilai Tukar Petani (NTP) merupakan salah satu indikator ekonomi yang digunakan untuk menggambarkan tingkat kesejahteraan petani dan kondisi sektor pertanian. Pergerakan nilai NTP yang bersifat fluktuatif memerlukan pendekatan peramalan yang mampu menangkap pola data secara memadai. Penelitian ini bertujuan menerapkan metode *Fuzzy Time Series* (FTS) Chen orde tinggi untuk meramalkan Nilai Tukar Petani di Provinsi Gorontalo serta mengidentifikasi orde model yang memberikan tingkat kesalahan peramalan paling kecil. Data yang digunakan berupa data bulanan NTP Provinsi Gorontalo periode Januari 2020 hingga Oktober 2025 yang terdiri dari 70 observasi dan diperoleh dari publikasi resmi Badan Pusat Statistik. Data dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji menggunakan pendekatan pembagian berbasis waktu. Tahapan analisis meliputi penentuan himpunan semesta, pembentukan interval, proses fuzzifikasi, pembentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) dan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG), defuzzifikasi, serta evaluasi kinerja model menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil analisis menunjukkan bahwa model FTS Chen orde dua menghasilkan nilai MAPE sebesar 3,3164% pada data uji, yang lebih kecil dibandingkan dengan model orde satu. Sementara itu, model orde tiga tidak dapat digunakan secara optimal karena tidak terbentuk relasi fuzzy pada beberapa periode data uji. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan FTS Chen orde dua dapat memberikan hasil peramalan yang relatif lebih baik pada data NTP yang dianalisis dalam penelitian ini.

**Kata kunci:** Analisis deret waktu; Model orde tinggi; Peramalan.

## 1. Pendahuluan

Peramalan merupakan suatu proses kuantitatif untuk memperkirakan nilai pada periode mendatang berdasarkan pola data historis yang tersedia [1]. Dalam konteks ekonomi dan sektor pertanian, peramalan memiliki peranan penting sebagai dasar dalam pengambilan keputusan yang lebih terarah dan berbasis data [2]. Salah satu indikator penting dalam sektor pertanian adalah Nilai Tukar Petani (NTP), yang mencerminkan tingkat kesejahteraan petani melalui perbandingan antara harga yang diterima dan harga yang dibayar petani [3]. Perubahan nilai NTP dapat mencerminkan dinamika daya beli petani serta kondisi ekonomi sektor pertanian secara umum [4]. Oleh karena itu, upaya untuk memprediksi pergerakan NTP menjadi penting dalam mendukung perencanaan dan evaluasi kebijakan di sektor pertanian.

Metode deret waktu klasik seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) masih banyak digunakan dalam

analisis ekonomi karena kemampuannya dalam memodelkan pola linier pada data [5]. Penerapan ARIMA dalam peramalan NTP juga telah dilakukan pada beberapa penelitian sebelumnya [6]. Namun demikian, metode ini memiliki keterbatasan karena memerlukan asumsi statistik tertentu, seperti stasioneritas dan distribusi residual, yang tidak selalu terpenuhi pada data ekonomi yang bersifat fluktuatif dan mengandung ketidakpastian.

Sebagai alternatif, metode *Fuzzy Time Series* (FTS) diperkenalkan oleh Song dan Chissom untuk menangani ketidakpastian dalam data deret waktu melalui pendekatan logika fuzzy [7]. Metode ini kemudian dikembangkan oleh Chen dengan menyederhanakan prosedur pembentukan relasi fuzzy sehingga lebih mudah diterapkan pada berbagai kasus peramalan [8]. Selanjutnya, Chen mengusulkan model FTS orde tinggi yang mempertimbangkan lebih dari satu data historis dalam pembentukan relasi fuzzy sehingga mampu menangkap pola dependensi data yang lebih kompleks dibandingkan

model orde rendah [9]. Dengan mempertimbangkan lebih banyak informasi historis, model orde tinggi berpotensi menghasilkan hasil peramalan yang lebih representatif terhadap dinamika data.

Sejumlah penelitian menunjukkan bahwa metode *Fuzzy Time Series* mampu memberikan kinerja peramalan yang kompetitif dibandingkan metode konvensional [10]. Penerapan FTS Chen orde tinggi pada berbagai kasus juga menunjukkan bahwa peningkatan orde model dapat meningkatkan kemampuan model dalam merepresentasikan pola data historis [11]. Penelitian lain yang membandingkan metode Chen dan Lee pada data NTP menunjukkan bahwa pemilihan model yang tepat dapat memengaruhi tingkat kesalahan peramalan yang dihasilkan [12]. Di Provinsi Gorontalo, penelitian terkait peramalan NTP sebelumnya telah dilakukan menggunakan pendekatan model hibrida maupun metode lain berbasis deret waktu [13]. Selain itu, metode FTS Lee juga telah diterapkan untuk meramalkan NTP di wilayah tersebut [14].

Meskipun demikian, kajian yang secara khusus mengevaluasi penerapan metode *Fuzzy Time Series* Chen orde tinggi pada data NTP Provinsi Gorontalo serta membandingkan kinerja beberapa orde model secara sistematis masih relatif terbatas. Selain itu, sebagian penelitian sebelumnya lebih berfokus pada penerapan satu model tertentu tanpa melakukan evaluasi komparatif terhadap beberapa orde model dalam kerangka metode yang sama. Oleh karena itu, diperlukan penelitian yang secara sistematis menganalisis kinerja model FTS Chen pada beberapa orde untuk menentukan model yang memberikan tingkat kesalahan peramalan yang paling kecil.

Berdasarkan uraian tersebut, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah: (1) Bagaimana penerapan metode *Fuzzy Time Series* Chen orde tinggi dalam melakukan peramalan NTP di Provinsi Gorontalo, dan (2) Bagaimana tingkat akurasi hasil peramalan NTP dengan metode tersebut.

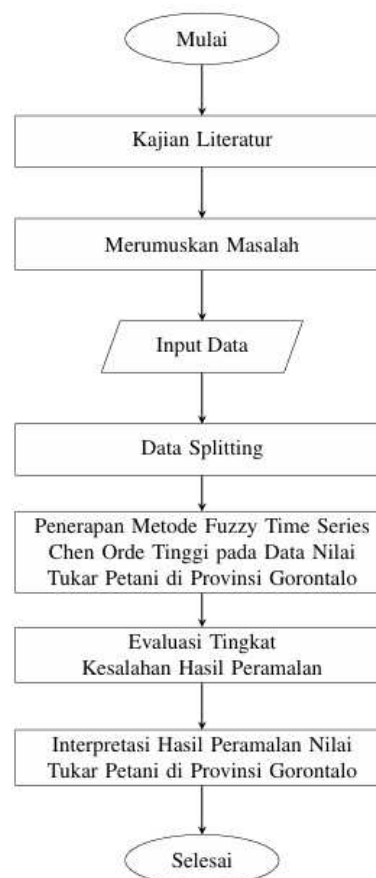
Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode *Fuzzy Time Series* Chen orde tinggi dalam peramalan Nilai Tukar Petani di Provinsi Gorontalo serta mengevaluasi kinerja beberapa orde model untuk menentukan model yang paling sesuai berdasarkan tingkat kesalahan peramalan.

Kontribusi penelitian ini meliputi dua aspek utama. Pertama, penelitian ini memberikan kontribusi metodologis melalui evaluasi komparatif model FTS Chen pada beberapa orde dalam konteks data NTP. Kedua, penelitian ini memberikan kontribusi empiris dengan menyediakan hasil analisis peramalan NTP di Provinsi Gorontalo menggunakan pendekatan FTS Chen orde tinggi pada data periode 2020–2025. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memperkaya kajian mengenai penerapan metode FTS dalam indikator ekonomi regional serta memberikan referensi dalam pemilihan model peramalan yang sesuai pada data serupa.

## 2. Metode

Penelitian ini dilakukan untuk menerapkan metode *Fuzzy Time Series* Chen Orde Tinggi dalam meramalkan Nilai Tukar Petani di Provinsi Gorontalo. Proses penelitian dilakukan secara sistematis mulai dari tahap kajian literatur hingga evaluasi hasil peramalan. Seluruh tahapan dirancang untuk memastikan bahwa model yang dibangun mampu merepresen-

tasikan pola historis data serta menghasilkan tingkat akurasi yang optimal. Alur tahapan penelitian secara lengkap dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1: Tahapan penelitian

### 2.1. Peramalan

Peramalan merupakan proses untuk memperkirakan nilai atau kejadian pada periode mendatang berdasarkan data historis yang tersedia [1]. Dalam bidang ekonomi dan bisnis, peramalan digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan yang lebih terarah dan berbasis data [15]. Secara umum, tujuan peramalan adalah menghasilkan estimasi yang mendekati kondisi aktual di masa depan [2].

Metode peramalan dapat dibedakan menjadi pendekatan deret waktu dan pendekatan kausal. Pendekatan deret waktu berfokus pada pola historis terhadap variabel waktu, sedangkan pendekatan kausal mempertimbangkan hubungan antara variabel yang diprediksi dengan variabel lain yang memengaruhinya [16]. Dalam konteks Nilai Tukar Petani, analisis deret waktu sering digunakan karena mampu menangkap pola fluktuasi data secara periodik [17].

Pada penelitian ini, metode yang digunakan adalah *Fuzzy Time Series* Chen Orde Tinggi dengan pembagian data menjadi data latih dan data uji menggunakan pendekatan berbasis waktu untuk mengevaluasi kinerja model secara objektif [18].

### 2.2. Analisis *Time Series*

*Time series* atau deret waktu merupakan sekumpulan data yang dicatat secara berurutan berdasarkan interval waktu tertentu [19]. Analisis deret waktu digunakan untuk mengiden-

tifikasi pola, tren, dan fluktuasi dalam data historis sehingga memungkinkan dilakukan peramalan secara lebih sistematis dan akurat. Pendekatan ini banyak diterapkan dalam bidang ekonomi, keuangan, dan ilmu sosial untuk memahami dinamika variabel terhadap waktu serta mendukung pengambilan keputusan berbasis data.

Secara umum, metode *time series* dapat dikelompokkan menjadi dua kategori utama, yaitu metode berbasis statistik dan metode berbasis kecerdasan buatan. Metode statistik mencakup *Moving Average*, regresi, *Exponential Smoothing*, dan ARIMA, sedangkan pendekatan kecerdasan buatan meliputi *Neural Network*, *Genetic Algorithm*, serta model hibrida. Pemilihan metode yang tepat bergantung pada karakteristik data dan tujuan analisis yang ingin dicapai.

### 2.3. Fuzzy Time Series

*Fuzzy Time Series* (FTS) merupakan model peramalan non-parametrik yang pertama kali diperkenalkan oleh Song dan Chissom pada tahun 1993 untuk menangani data deret waktu yang bersifat tidak pasti [20]. Metode ini memanfaatkan konsep logika fuzzy dan himpunan fuzzy dalam mengidentifikasi pola data historis yang kemudian digunakan untuk memproyeksikan nilai pada periode berikutnya [21].

Seiring perkembangannya, FTS dikembangkan ke dalam berbagai pendekatan, seperti model Chen, Cheng, dan Lee, yang memiliki perbedaan pada pembentukan relasi fuzzy dan prosedur peramalan [22]. Pendekatan ini banyak diterapkan pada bidang ekonomi dan manajemen karena kemampuannya dalam memodelkan data yang fluktuatif dan mengandung ketidakpastian.

### 2.4. Fuzzy Time Series Chen

Model *Fuzzy Time Series Chen* merupakan pengembangan dari metode yang diperkenalkan oleh Song dan Chissom, dengan prosedur yang lebih sederhana dan sistematis [8]. Tahapan metode ini merujuk pada pengembangan yang telah banyak digunakan dalam penelitian sebelumnya [23].

1. **Menentukan himpunan semesta.** Langkah pertama dalam metode Fuzzy Time Series Chen adalah menentukan himpunan semesta (universe of discourse) yang mencakup seluruh rentang nilai data historis. Himpunan semesta dinyatakan sebagai

$$U = [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2] \quad (1)$$

dengan  $D_{min}$  merupakan nilai minimum data historis dan  $D_{max}$  merupakan nilai maksimum data historis. Parameter  $D_1$  dan  $D_2$  adalah konstanta positif yang digunakan untuk memperluas batas bawah dan batas atas himpunan semesta agar seluruh data dapat terakomodasi dalam interval yang terbentuk. Pada penelitian ini, nilai  $D_1$  dan  $D_2$  ditetapkan sebesar 0 sehingga himpunan semesta sama dengan rentang data aktual. Penetapan ini dilakukan karena seluruh nilai data telah berada dalam rentang yang stabil sehingga tidak diperlukan perluasan interval tambahan.

2. **Menentukan interval.** Setelah himpunan semesta ditentukan, langkah berikutnya adalah membagi himpunan semesta ke dalam sejumlah interval. Penentuan jumlah interval dilakukan menggunakan aturan Sturges (*Sturges*

*rule*), yang umum digunakan dalam pembentukan kelas interval pada data statistik. Pendekatan ini digunakan untuk memperoleh jumlah interval yang proporsional terhadap jumlah observasi sehingga distribusi data dapat direpresentasikan secara lebih seimbang. Jumlah interval dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$r = 1 + 3.322 \log_{10}(N) \quad (2)$$

dengan  $r$  menyatakan jumlah interval dan  $N$  adalah jumlah data pada dataset yang digunakan. Setelah jumlah interval diperoleh, panjang setiap interval dihitung dengan:

$$I = \frac{D_{max} - D_{min}}{r} \quad (3)$$

di mana  $I$  merupakan panjang interval,  $D_{max}$  adalah nilai maksimum data, dan  $D_{min}$  adalah nilai minimum data. Selanjutnya, himpunan semesta  $U$  dibagi menjadi  $r$  interval yang berurutan sebagai berikut:

$$U = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_r\} \quad (4)$$

Setiap interval  $u_i$  memiliki batas bawah  $a_i$  dan batas atas  $b_i$ . Nilai tengah interval ( $m_i$ ) digunakan dalam proses defuzzifikasi dan dihitung dengan persamaan:

$$m_i = \frac{a_i + b_i}{2} \quad (5)$$

dengan  $a_i$  menyatakan batas bawah interval ke- $i$  dan  $b_i$  menyatakan batas atas interval ke- $i$ . Nilai tengah interval ini digunakan sebagai representasi numerik dari setiap himpunan fuzzy pada tahap defuzzifikasi.

3. **Menentukan himpunan fuzzy.** Himpunan fuzzy  $A_i$  didefinisikan sebagai kombinasi dari nilai keanggotaan pada setiap interval dalam himpunan semesta, yaitu

$$A_i = \frac{\mu_{A_i}(u_1)}{u_1} + \frac{\mu_{A_i}(u_2)}{u_2} + \dots + \frac{\mu_{A_i}(u_r)}{u_r} \quad (6)$$

dengan  $\mu_{A_i}(u_j)$  merupakan derajat keanggotaan interval  $u_j$  terhadap himpunan fuzzy  $A_i$ .

4. **Fuzzifikasi.** Data numerik diubah menjadi variabel linguistik  $A_i$  sesuai intervalnya.
5. **Menentukan FLR dan FLRG.** FLR dibentuk dari relasi  $A_i \rightarrow A_j$  (waktu  $t$  ke  $t + 1$ ). Relasi dengan sisi kiri sama dikelompokkan menjadi FLRG, misalnya:

$$A_1 \rightarrow A_3, A_1 \rightarrow A_2, A_1 \rightarrow A_1$$

menjadi

$$A_1 \rightarrow \{A_1, A_2, A_3\}.$$

6. **Defuzzifikasi dan peramalan.** Jika tidak ada relasi, nilai ramalan =  $m_i$ . Jika satu relasi ( $A_i \rightarrow A_j$ ), nilai =  $m_j$ . Jika lebih dari satu:

$$\hat{F}_t = \frac{m_{j_1} + m_{j_2} + \dots + m_{j_k}}{k} \quad (7)$$

Jika  $F(t) = A_1, A_2, \dots, A_n$ , maka:

$$\hat{y}(t) = \frac{\sum_{i=1}^n m_i}{p} \quad (8)$$

7. **Tingkat kesalahan (MAPE).**

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{f_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\% \tag{9}$$

Kriteria: < 10% sangat akurat, 10%-20% akurat, 20%-50% layak, ≥ 50% tidak layak.

8. **FTS Orde Tinggi.** Orde dua:

$$(F_{t-2}, F_{t-1}) \rightarrow F_t$$

Orde tiga:

$$(F_{t-3}, F_{t-2}, F_{t-1}) \rightarrow F_t$$

Relasi dikelompokkan dalam FLRG, dan peramalan dihentikan jika kombinasi relasi tidak ditemukan.

2.5. Penerapan *Fuzzy Time Series* Chen Orde Tinggi

*Fuzzy Time Series* (FTS) Chen orde tinggi merupakan pengembangan dari model Chen dengan mempertimbangkan lebih dari satu data historis dalam pembentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR). Pendekatan ini memungkinkan model menangkap pola yang lebih kompleks dibandingkan orde rendah, sehingga berpotensi meningkatkan kemampuan model dalam merepresentasikan dinamika data deret waktu [23].

Perbedaan utama antara orde rendah dan orde tinggi terletak pada jumlah data historis yang digunakan dalam membentuk FLR. Pada orde dua, relasi dibentuk berdasarkan dua periode sebelumnya, yaitu  $(F_{t-2}, F_{t-1})$ , sehingga diperoleh bentuk relasi  $(A_i, A_j) \rightarrow A_k$  [8]. Sementara itu, pada orde tiga, relasi dibangun dari tiga data historis sebelumnya, yaitu  $(F_{t-3}, F_{t-2}, F_{t-1})$ , sehingga FLRG disusun berdasarkan kombinasi ketiga kondisi tersebut [9].

Secara umum, pada orde ke- $n$ , pembentukan FLR melibatkan  $n$  data historis sebelumnya. Proses peramalan dilakukan selama kombinasi relasi tersebut tersedia dalam *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG). Jika kombinasi relasi tidak ditemukan, maka peramalan pada orde tersebut tidak dapat dilanjutkan dan proses dihentikan pada orde sebelumnya.

Dalam penelitian ini, beberapa orde model diuji untuk mengidentifikasi struktur relasi fuzzy yang paling sesuai dengan pola data Nilai Tukar Petani. Pemilihan orde terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai kesalahan peramalan menggunakan ukuran *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Nilai MAPE yang lebih kecil menunjukkan tingkat kesalahan peramalan yang lebih rendah.

Meskipun demikian, peningkatan orde model juga dapat meningkatkan kompleksitas struktur relasi fuzzy yang terbentuk. Model dengan orde yang terlalu tinggi berpotensi menghasilkan jumlah kombinasi relasi yang lebih besar sehingga dapat menyebabkan keterbatasan relasi pada data uji atau menurunkan kemampuan generalisasi model. Oleh karena itu, pemilihan orde model dalam penelitian ini tidak hanya mempertimbangkan nilai MAPE, tetapi juga mempertimbangkan ketersediaan relasi fuzzy yang terbentuk pada data uji sehingga model yang dipilih tetap dapat digunakan secara konsisten dalam proses peramalan.

2.6. Nilai Tukar Petani

Nilai Tukar Petani (NTP) merupakan indikator ekonomi yang digunakan untuk mengukur tingkat kesejahteraan dan daya beli petani. NTP menunjukkan perbandingan antara Indeks Harga yang Diterima Petani (IT) dan Indeks Harga yang Dibayar Petani (IB). IT merepresentasikan harga hasil pertanian yang diterima petani, sedangkan IB mencerminkan harga barang dan jasa yang dibayar untuk kebutuhan produksi dan konsumsi.

Secara matematis, NTP dinyatakan sebagai berikut [3]:

$$NTP = \frac{IT}{IB} \times 100 \tag{10}$$

Nilai NTP dapat diinterpretasikan sebagai berikut:

- $NTP > 100$  menunjukkan peningkatan daya beli petani.
- $NTP = 100$  menunjukkan kondisi daya beli yang relatif stabil.
- $NTP < 100$  menunjukkan penurunan daya beli petani.

Sebagai indikator strategis, NTP berperan dalam evaluasi kebijakan pertanian serta analisis kondisi ekonomi sektor pertanian. Perubahan NTP dipengaruhi oleh fluktuasi harga komoditas, biaya produksi, serta dinamika permintaan dan penawaran di pasar.

3. Hasil dan Pembahasan

Pada bagian ini disajikan hasil penerapan metode *Fuzzy Time Series* Chen orde tinggi pada data Nilai Tukar Petani (NTP) Provinsi Gorontalo. Pembahasan diawali dengan deskripsi data dan pembagian data latih serta data uji, kemudian dilanjutkan dengan tahapan pembentukan model, proses peramalan, evaluasi akurasi, dan perbandingan kinerja antarorde model.

3.1. Deskripsi Data NTP di Provinsi Gorontalo

Penelitian ini menggunakan data bulanan Nilai Tukar Petani (NTP) Provinsi Gorontalo periode Januari 2020 hingga Oktober 2025 dengan total 70 observasi. Data diperoleh dari Badan Pusat Statistik dan digunakan sebagai dasar dalam proses pemodelan dan peramalan.

**Tabel 1:** Data Nilai Tukar Petani di Provinsi Gorontalo Tahun 2020–2025

No.	Bulan	Tahun					
		2020	2021	2022	2023	2024	2025
1	Januari	99.04	101.34	103.92	99.98	110.42	111.45
2	Februari	98.71	100.40	104.13	100.44	112.75	112.58
3	Maret	99.04	100.01	104.44	104.35	107.94	117.13
4	April	98.55	101.43	104.96	105.11	105.92	114.07
5	Mei	99.09	102.55	105.31	105.82	107.46	115.82
6	Juni	98.26	102.76	105.98	106.20	109.41	115.84
7	Juli	99.54	103.54	103.53	105.40	107.15	116.77
8	Agustus	99.32	103.35	103.20	106.57	109.94	113.94
9	September	99.70	104.54	102.86	108.27	111.42	115.99
10	Oktober	100.18	103.28	102.14	109.36	110.44	116.03
11	November	100.56	104.39	100.45	111.17	107.53	–
12	Desember	101.13	105.59	99.19	111.32	108.25	–

Tabel tersebut menampilkan data Nilai Tukar Petani (NTP) Provinsi Gorontalo untuk periode Januari 2020 sampai Okto-

ber 2025 dengan total 70 observasi. Selama periode tersebut, rata-rata Nilai Tukar Petani tercatat sebesar 105,695. Data data tersebut Nilai Tukar Petani tertinggi tercatat sebesar 117,13 pada Maret 2025, sedangkan nilai terendah sebesar 98,26 terjadi pada Juni 2020.

### 3.2. Pembagian data latih dan data uji

Proses pembagian data dilakukan dengan pendekatan hold-out, yaitu memisahkan data menjadi data latih dan data uji. Dari total 70 observasi, sebanyak 80% (56 data) digunakan sebagai data latih dan 20 % (14 data) sebagai data uji. Data latih mencakup periode Januari 2020 hingga Agustus 2024, sedangkan data uji mencakup periode September 2024 hingga Oktober 2025.

### 3.3. Penentuan Himpunan Semesta (U)

Tahap awal dalam penerapan metode *Fuzzy Time Series* Chen adalah menentukan himpunan semesta (U). Himpunan semesta ditentukan berdasarkan nilai minimum (Dmin) dan maksimum (Dmax) pada data latih. Berdasarkan data latih (Januari 2020–Agustus 2024), diperoleh Dmin = 98.26 dan Dmax = 112.75. Pada penelitian ini ditetapkan D1 = 0 dan D2 = 0, sehingga diperoleh:

$$\begin{aligned} \text{Himpunan Semesta (U)} &= [D_{min} - D_1 ; D_{max} + D_2] \\ &= [98.26 - 0 ; 112.75 + 0] \\ &= [98.26 ; 112.75] \end{aligned}$$

### 3.4. Menentukan Interval

Pembentukan interval diawali dengan menentukan jumlah kelas (r) dan panjang interval (I). Berdasarkan hasil penentuan tersebut, interval-interval berikutnya kemudian dapat disusun secara sistematis.

$$\begin{aligned} \text{Banyak Kelas (r)} &= 1 + 3,322 \log(N) \\ &= 1 + 3,322 \log(56) \\ &= 6,81 \approx 7 \end{aligned}$$

Langkah berikutnya adalah menghitung panjang interval data NTP dengan menggunakan nilai maksimum sebesar 112,75 dan nilai minimum sebesar 98,26, serta jumlah kelas interval yang ditetapkan sebanyak 7. Proses perhitungannya disajikan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \text{Panjang Interval (I)} &= \left[ \frac{D_{max} - D_{min}}{r} \right] \\ &= \left[ \frac{112.75 - 98.26}{7} \right] \\ &= 2.0700000000000003 \approx 2.07 \end{aligned}$$

Setelah ditetapkan 7 kelas interval dengan panjang masing-masing sebesar 2,07, selanjutnya disusun interval  $u_1$  sampai  $u_7$  yang membentuk himpunan semesta (U). Setiap interval memiliki nilai tengah (m) yang digunakan dalam tahap analisis berikutnya, sebagaimana ditampilkan pada tabel berikut.

**Tabel 2:** Interval Himpunan Semesta (U) pada Data NTP

Notasi	Batas Bawah	Batas Atas	Nilai Tengah (m)
$U_1$	98.26	100.33	99.295
$U_2$	100.33	102.40	101.36500000000001
$U_3$	102.40	104.47	103.435
$U_4$	104.47	106.54	105.505
$U_5$	106.54	108.61	107.575
$U_6$	108.61	110.68	109.64500000000001
$U_7$	110.68	112.75	111.715

### 3.5. Menentukan Himpunan Fuzzy

Himpunan *fuzzy* ( $A_i$ ) dibentuk berdasarkan jumlah interval yang telah ditetapkan sebelumnya, yaitu sebanyak 7 kelas. Nilai derajat keanggotaan pada setiap  $A_i$  berada pada himpunan  $\{0, 0.5, 1\}$  dengan  $1 \leq i \leq 7$ , di mana angka 7 menunjukkan banyaknya interval yang digunakan. Selanjutnya, konstruksi himpunan *fuzzy* untuk variabel NTP disusun sesuai dengan definisi masing-masing  $A_i$ , yang dirumuskan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} A_1 &= \left\{ \frac{1}{u_1} + \frac{0.5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} \right\} \\ A_2 &= \left\{ \frac{0.5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0.5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} \right\} \\ A_3 &= \left\{ \frac{0}{u_1} + \frac{0.5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0.5}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} \right\} \\ A_4 &= \left\{ \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0.5}{u_3} + \frac{1}{u_4} + \frac{0.5}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} \right\} \\ A_5 &= \left\{ \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0.5}{u_4} + \frac{1}{u_5} + \frac{0.5}{u_6} + \frac{0}{u_7} \right\} \\ A_6 &= \left\{ \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0.5}{u_5} + \frac{1}{u_6} + \frac{0.5}{u_7} \right\} \\ A_7 &= \left\{ \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0.5}{u_6} + \frac{1}{u_7} \right\} \end{aligned}$$

### 3.6. Melakukan Fuzzifikasi

Tahap berikutnya adalah proses *fuzzifikasi*, yaitu mentransformasikan data numerik menjadi nilai linguistik berdasarkan interval efektif yang telah ditetapkan. Penentuan nilai linguistik tersebut disesuaikan dengan jumlah interval yang terbentuk. Hasil *fuzzifikasi* data NTP selanjutnya dinyatakan dalam bentuk bilangan linguistik sebagai berikut.

**Tabel 3:** Fuzzifikasi Data Nilai Tukar Petani di Provinsi Gorontalo

No	Tahun	Bulan	Data NTP	Fuzzifikasi
1	2020	Januari	99.04	$A_1$
2		Februari	98.71	$A_1$
3		Maret	99.04	$A_1$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
54	2024	Juni	109.41	$A_6$
55		Juli	107.15	$A_5$
56		Agustus	109.94	$A_6$

### 3.7. Menentukan *Fuzzy Logic Relations (FLR)* dan *Fuzzy Logic Relations Group (FLRG)*

Penentuan Fuzzy Logical Relationship (FLR) dilakukan dengan mengamati perpindahan himpunan fuzzy  $A_i$  antarperiode untuk  $1 \leq i \leq 7$ . Secara umum, FLR dinyatakan dalam bentuk  $A_i \rightarrow A_j$ , di mana  $A_i$  menunjukkan kondisi pada periode sebelumnya ( $F(t-1)$ ) sebagai sisi kiri, sedangkan  $A_j$  merepresentasikan kondisi pada periode berikutnya ( $F(t)$ ) sebagai sisi kanan dalam deret waktu. Berikut disajikan hasil pembentukan FLR berdasarkan data Nilai Tukar Petani.

**Tabel 4:** Fuzzy Logical Relationship (FLR) Orde Satu Data NTP

No	Tahun	Bulan	FLR
1-3	2020	Jan	-
		Februari	$(A_1) \rightarrow (A_1)$
		Maret	$(A_1) \rightarrow (A_1)$
⋮	⋮	⋮	⋮
54-56	2024	Juni	$(A_5) \rightarrow (A_6)$
		Juli	$(A_6) \rightarrow (A_5)$
		Agustus	$(A_5) \rightarrow (A_6)$

Setelah pembentukan FLR selesai, tahap berikutnya adalah menyusun Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG) dengan mengelompokkan setiap FLR yang memiliki sisi kiri yang sama dalam relasinya.

**Tabel 5:** Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG) Orde Satu Data NTP

Grup	FLRG
1	$(A_1) \rightarrow (A_1), (A_2)$
2	$(A_2) \rightarrow (A_1), (A_2), (A_3)$
3	$(A_3) \rightarrow (A_2), (A_3), (A_4)$
4	$(A_4) \rightarrow (A_3), (A_4), (A_5)$
5	$(A_5) \rightarrow (A_4), (A_5), (A_6)$
6	$(A_6) \rightarrow (A_5), (A_7)$
7	$(A_7) \rightarrow (A_5), (A_6), (A_7)$

### 3.8. Melakukan Defuzzifikasi dan Peramalan

Hasil defuzzifikasi selengkapnya ada di Tabel berikut ini.

**Tabel 6:** Defuzzifikasi Orde Satu Data NTP

Grup	FLRG	Rumus Peramalan $F(t)$	Nilai Peramalan
1	$(A_1) \rightarrow (A_1), (A_2)$	$\frac{m_1 + m_2}{2}$	100.33000000000001
2	$(A_2) \rightarrow (A_1), (A_2), (A_3)$	$\frac{m_1 + m_2 + m_3}{3}$	101.36500000000001
3	$(A_3) \rightarrow (A_2), (A_3), (A_4)$	$\frac{m_2 + m_3 + m_4}{3}$	103.435
4	$(A_4) \rightarrow (A_3), (A_4), (A_5)$	$\frac{m_3 + m_4 + m_5}{3}$	105.505
5	$(A_5) \rightarrow (A_4), (A_5), (A_6)$	$\frac{m_4 + m_5 + m_6}{3}$	107.575
6	$(A_6) \rightarrow (A_5), (A_7)$	$\frac{m_5 + m_7}{2}$	109.64500000000001
7	$(A_7) \rightarrow (A_5), (A_6), (A_7)$	$\frac{m_5 + m_6 + m_7}{3}$	109.64500000000002

Nilai peramalan akhir untuk data Nilai Tukar Petani pada Januari 2020 sampai dengan Agustus 2024 ditunjukkan pada Tabel berikut ini.

**Tabel 7:** Hasil Peramalan Orde Satu Data NTP

No	Tahun	Bulan	Data NTP	Fuzzifikasi	Hasil Peramalan
1	2020	Januari	99.04	$(A_1)$	-
2		Februari	98.71	$(A_1)$	100.330
3		Maret	99.04	$(A_1)$	100.330
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
54	2024	Juni	109.41	$(A_6)$	107.575
55		Juli	107.15	$(A_5)$	109.645
56		Agustus	109.94	$(A_6)$	107.575

### 3.9. Validasi Model Menggunakan Data Uji

Peramalan Nilai Tukar Petani (NTP) dilakukan dengan membangun model Fuzzy Time Series Chen orde tinggi menggunakan data pelatihan, kemudian menguji performanya pada data NTP Provinsi Gorontalo yang tidak termasuk dalam periode pembentukan model. Proses estimasi pada data pengujian mengacu pada struktur FLR dan FLRG yang dibentuk dari data latih, sehingga hasil yang diperoleh menunjukkan tingkat generalisasi model terhadap data di luar periode pelatihan.

**Tabel 8:** Hasil Validasi Model Data Uji Orde Satu

Tahun	Periode	Data NTP	FLR	Hasil Ramalan
2024	Agustus	109.94	$(A_5) \rightarrow (A_6)$	107.575
	September	-	$(A_6) \rightarrow (A_5), (A_7)$	109.645
	Oktober	-	$(A_5) \rightarrow (A_4), (A_5), (A_6)$	107.575
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2025	Agustus	-	$(A_1) \rightarrow (A_1), (A_2)$	100.330
	September	-	$(A_1) \rightarrow (A_1), (A_2)$	100.330
	Oktober	-	$(A_1) \rightarrow (A_1), (A_2)$	100.330

### 3.10. Tingkat Kesalahan Peramalan

Hasil validasi yang membandingkan nilai aktual dan hasil peramalan pada periode uji disajikan pada Tabel 8 sebagai dasar evaluasi akurasi metode Fuzzy Time Series Chen. Pada tahap ini dihitung ukuran kesalahan berupa  $|PE|$ , yaitu persentase error terhadap nilai aktual yang dikalikan 100 %.

**Tabel 9:** Hasil Nilai  $|PE|$  untuk Orde Satu

Tahun	Bulan	Data NTP	Hasil Ramalan	$ PE $ (%)
2024	September	111.42	109.645	1.593071
	Oktober	110.44	107.575	2.594169
	November	107.53	105.505	1.883195
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2025	Agustus	113.94	101.330	11.067228
	September	113.94	101.330	11.067228
	Oktober	116.03	101.330	12.669137

Setelah nilai  $|PE|$  diperoleh, tahap berikutnya adalah menentukan tingkat ketepatan peramalan dengan menghitung tingkat kesalahan menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*.

$$\begin{aligned}
 MAPE &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{f_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\% \\
 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |PE|
 \end{aligned}$$

$$= \frac{1.593071 + 2.594169 + \dots + 11.067228 + 11.067228}{14}$$

$$= 9.0915$$

Dalam penelitian ini, ukuran kesalahan yang digunakan adalah *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAPE dipilih karena mampu memberikan interpretasi kesalahan dalam bentuk persentase sehingga lebih mudah dibandingkan pada data yang memiliki skala berbeda. Selain itu, ukuran ini banyak digunakan dalam penelitian peramalan deret waktu karena memberikan gambaran yang jelas mengenai tingkat kesalahan relatif terhadap nilai aktual [24].

Meskipun terdapat ukuran kesalahan lain seperti *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE), penggunaan MAPE dalam penelitian ini dianggap memadai karena tujuan utama penelitian adalah membandingkan performa beberapa orde model dalam kerangka metode yang sama.

Kriteria interpretasi nilai MAPE adalah sebagai berikut: < 10% sangat akurat, 10–20% akurat, 20–50% layak, ≥ 50% tidak layak.

### 3.11. Penerapan FTS Chen Orde Dua

Prosedur FTS orde dua secara umum mengikuti tahapan pada orde satu, namun berbeda pada konstruksi FLR dan FLRG. Pada orde ini, pembentukan relasi melibatkan dua nilai historis sebelumnya sehingga dinyatakan dalam bentuk  $F(t - 2), F(t - 1) \rightarrow F(t)$ . Pengelompokan FLRG kemudian dilakukan berdasarkan kombinasi pasangan  $F(t - 2)$  dan  $F(t - 1)$ . Apabila  $F(t - 2) = A_h, F(t - 1) = A_i$ , dan  $F(t) = A_j$ , maka relasi fuzzy yang terbentuk dapat dituliskan sebagai  $(A_h, A_i) \rightarrow A_j$ . Hasil peramalan menggunakan metode FTS Chen orde dua disajikan sebagai berikut.

**Tabel 10:** Hasil Peramalan Orde Dua Data NTP

No	Tahun	Bulan	Data NTP	Fuzzifikasi	Hasil Peramalan
1	2020	Januari	99.04	(A <sub>1</sub> )	–
2		Februari	98.71	(A <sub>1</sub> )	–
3		Maret	99.04	(A <sub>1</sub> )	100.330
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
54	2024	Juni	109.41	(A <sub>6</sub> )	108.610
55		Juli	107.15	(A <sub>5</sub> )	109.645
56		Agustus	109.94	(A <sub>6</sub> )	109.645

**Tabel 11:** Hasil Validasi Model Data Uji Orde Dua

Tahun	Periode	Data NTP	FLR	Hasil Ramalan
2024	Agustus	109.94	A <sub>6</sub> , A <sub>5</sub> → A <sub>6</sub>	109.645
	September	–	A <sub>5</sub> , A <sub>6</sub> → A <sub>7</sub> , A <sub>5</sub>	109.645
	Oktober	–	A <sub>6</sub> , A <sub>7</sub> → A <sub>7</sub> , A <sub>5</sub>	109.645
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2025	Agustus	–	A <sub>7</sub> , A <sub>7</sub> → A <sub>6</sub>	109.645
	September	–	A <sub>7</sub> , A <sub>6</sub> → A <sub>7</sub>	111.715
	Oktober	–	A <sub>6</sub> , A <sub>7</sub> → A <sub>7</sub> , A <sub>5</sub>	109.645

**Tabel 12:** Hasil Nilai |PE| untuk Orde Dua

Tahun	Bulan	Data NTP	Hasil Ramalan	PE  (%)
2024	September	111.42	109.645	1.593071
	Oktober	110.44	109.645	0.719848
	November	107.53	109.645	1.966893
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2025	Agustus	113.94	109.645	3.769528
	September	113.94	111.715	1.952782
	Oktober	116.03	109.645	5.502887

Setelah nilai |PE| diperoleh, tahap berikutnya adalah menentukan tingkat ketepatan peramalan dengan menghitung tingkat kesalahan menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{f_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\% = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |PE|$$

$$= \frac{1.593071 + 0.719848 + \dots + 1.952782 + 5.502887}{14}$$

$$= 3.3164\%$$

Hasil tersebut menunjukkan bahwa model FTS Chen orde dua mampu menangkap pola hubungan antarperiode secara lebih baik dibandingkan orde satu. Pada model orde satu, relasi fuzzy hanya mempertimbangkan satu nilai historis sebelumnya sehingga informasi pola temporal yang digunakan dalam proses peramalan masih terbatas.

Sebaliknya, model orde dua mempertimbangkan dua nilai historis sebelumnya dalam pembentukan FLR sehingga struktur relasi fuzzy menjadi lebih representatif terhadap dinamika data NTP. Dengan memanfaatkan lebih banyak informasi historis, model mampu menghasilkan estimasi yang lebih mendekati nilai aktual pada periode pengujian.

### 3.12. Penerapan FTS Chen Orde Tiga

Prosedur FTS orde tiga secara umum mengikuti tahapan pada orde satu, namun berbeda pada konstruksi FLR dan FLRG. Pada orde ini, pembentukan relasi melibatkan tiga nilai historis sebelumnya sehingga dinyatakan dalam bentuk  $F(t - 3), F(t - 2), F(t - 1) \rightarrow F(t)$ . Pengelompokan FLRG kemudian dilakukan berdasarkan kombinasi pasangan  $F(t - 3), F(t - 2)$  dan  $F(t - 1)$ . Apabila  $F(t - 3) = A_h, F(t - 2) = A_i, F(t - 1) = A_j$ , dan  $F(t) = A_k$ , maka relasi fuzzy yang terbentuk dapat dituliskan sebagai  $(A_h, A_i, A_j) \rightarrow A_k$ . Hasil peramalan menggunakan metode FTS Chen orde tiga disajikan sebagai berikut.

**Tabel 13:** Hasil Peramalan Orde Tiga Data NTP

No	Tahun	Bulan	Data NTP	Fuzzifikasi	Hasil Peramalan
1	2020	Januari	99.04	(A <sub>1</sub> )	–
2		Februari	98.71	(A <sub>1</sub> )	–
3		Maret	99.04	(A <sub>1</sub> )	–
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
54	2024	Juni	109.41	(A <sub>6</sub> )	109.645
55		Juli	107.15	(A <sub>5</sub> )	107.575
56		Agustus	109.94	(A <sub>6</sub> )	109.645

**Tabel 14:** Hasil Validasi Model Data Uji Orde Tiga

Tahun	Periode	Data NTP	FLR	Hasil Ramalan
2024	Agustus	109.94	$A_5, A_6, A_5 \rightarrow A_6$	107.575
	September	–	$A_6, A_5, A_6 \rightarrow \#$	–

Perbandingan antara nilai aktual dan hasil prediksi pada periode pengujian disajikan dalam **Tabel 13** sebagai dasar evaluasi kinerja metode *Fuzzy Time Series Chen*. Dari tabel tersebut terlihat bahwa peramalan untuk periode berikutnya yang diberi tanda (#) tidak dapat dihasilkan dengan menggunakan *FTS Chen* orde tiga.

Hal ini disebabkan oleh tidak ditemukannya relasi *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) yang sesuai pada periode selanjutnya didalam grup-grup *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG) orde tiga yang telah dibentuk sebelumnya pada **Tabel 14**. Oleh karena itu, proses peramalan pada penelitian ini dihentikan hingga orde dua.

Ketidakmampuan model orde tiga dalam menghasilkan peramalan pada beberapa periode disebabkan oleh tidak terbentuknya kombinasi relasi fuzzy yang sesuai pada FLRG. Hal ini dapat terjadi ketika jumlah kombinasi relasi yang dibutuhkan oleh model lebih besar dibandingkan jumlah pola historis yang tersedia dalam data.

Dengan kata lain, semakin tinggi orde model, semakin besar pula jumlah kemungkinan relasi fuzzy yang harus terbentuk. Apabila data historis terbatas, sebagian kombinasi relasi tersebut tidak akan terbentuk sehingga proses peramalan tidak dapat dilanjutkan.

### 3.13. Perbandingan kinerja model

Berdasarkan hasil perhitungan kesalahan peramalan pada data uji, model *FTS Chen* orde dua menghasilkan nilai MAPE sebesar 3.3164%, yang lebih kecil dibandingkan model orde satu dengan nilai MAPE sebesar 9.0915%. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan lebih dari satu data historis dalam pembentukan relasi fuzzy dapat meningkatkan kemampuan model dalam menangkap pola perubahan NTP.

Sementara itu, penerapan orde tiga tidak dapat dilanjutkan karena kombinasi relasi fuzzy yang diperlukan tidak terbentuk pada beberapa periode data uji. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan orde model tidak selalu menghasilkan kinerja yang lebih baik, terutama apabila jumlah data historis yang tersedia terbatas sehingga relasi fuzzy yang terbentuk menjadi tidak lengkap.

Dengan demikian, model *FTS Chen* orde dua dapat dianggap sebagai model yang paling sesuai untuk data NTP yang dianalisis pada penelitian ini.

## 4. Kesimpulan

Penelitian ini menerapkan metode *Fuzzy Time Series* (FTS) *Chen* orde tinggi untuk meramalkan Nilai Tukar Petani (NTP) Provinsi Gorontalo periode Januari 2020 hingga Oktober 2025. Penerapan metode dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu penentuan himpunan semesta, pembentukan interval, proses fuzzifikasi, pembentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) dan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG), serta proses defuzzifikasi untuk memperoleh nilai peramalan.

Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) pada data uji, model *FTS Chen* orde dua menghasilkan nilai kesalahan sebesar 3.3164%, yang lebih kecil dibandingkan model orde satu dengan nilai MAPE sebesar 9.0915%. Sementara itu, penerapan model orde tiga tidak dapat dilanjutkan pada beberapa periode karena tidak terbentuk relasi fuzzy yang sesuai pada FLRG. Hasil ini menunjukkan bahwa model orde dua memberikan kinerja peramalan yang relatif lebih baik pada data NTP yang digunakan dalam penelitian ini.

Meskipun demikian, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Evaluasi performa model hanya menggunakan satu ukuran kesalahan peramalan, yaitu MAPE, sehingga penilaian kinerja model masih terbatas pada indikator tersebut. Selain itu, penelitian ini hanya menggunakan satu metode peramalan tanpa melakukan perbandingan dengan metode lain.

Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat mengembangkan kajian ini dengan menggunakan beberapa ukuran kesalahan tambahan seperti MAE atau RMSE, serta membandingkan metode *FTS Chen* dengan metode peramalan lainnya. Selain itu, penggunaan dataset dengan periode yang lebih panjang atau pendekatan model hibrida juga dapat dipertimbangkan untuk memperoleh hasil peramalan yang lebih komprehensif.

### Pernyataan Kontribusi Penulis (CRediT)

**Nur Miftah Muhammad:** Konseptualisasi, Metodologi, Penulisan–Draf Awal, perangkat lunak, visualisasi, Analisis Formal, Investigasi, Sumber Data, Kurasi Data, Penulisan–Draf Awal, Penulisan–Telaah dan Penyuntingan. **Isran K. Hasan:** Penulisan–Draf Awal, Metodologi dan Validasi. **Armayani Aرسال:** Penulisan–Draf Awal, Metodologi, Perangkat lunak dan Validasi. **Emli Rahmi:** Penulisan–Telaah dan Penyuntingan, Metodologi, Validasi, dan Supervisi. **La Ode Nashar:** Penulisan–Telaah dan Penyuntingan, Metodologi, Validasi, dan Supervisi.

### Deklarasi Penggunaan AI atau Teknologi Berbasis AI

Penelitian ini menggunakan bantuan Model Google Gemini versi 2.5 dalam penyusunan draf awal dan koreksi struktur kalimat.

### Deklarasi Konflik Kepentingan

Penulis menyatakan tidak ada konflik kepentingan

### Ketersediaan Data

Dataset yang dianalisis dalam studi ini tersedia secara terbuka dan dapat digunakan oleh publik. Dataset Nilai Tukar Petani di Provinsi Gorontalo dapat diakses pada <https://gorontalo.bps.go.id/id/statistics-table/2/MjU2IzI=/nilai-tukar-petani--ntp-.html>

### Daftar Pustaka

- [1] H. H. Zain and M. N. Fauzan, *Peramalan Terhadap Permintaan Produk Dalam Sektor Logistik di Indonesia*. Penerbit Buku Pedia, 2023.

- [2] E. Susanti et al., “Analisis peramalan permintaan produk palet kayu pada cv barokah utama,” *Computer and Science Industrial Engineering (COMASIE)*, vol. 6, no. 2, pp. 107–118, 2022.
- [3] M. Rachmat, “Nilai tukar petani: Konsep, pengukuran dan relevansinya sebagai indikator kesejahteraan petani,” *Forum Penelitian Agro Ekonomi*, vol. 31, no. 2, pp. 111–122, 2013.
- [4] C. M. Keumala and Z. Zainuddin, “Indikator kesejahteraan petani melalui nilai tukar petani (ntp) dan pembiayaan syariah sebagai solusi,” *Economica: Jurnal Ekonomi Islam*, vol. 9, no. 1, pp. 129–149, 2018.
- [5] M. I. Rizki and T. A. Taqiyyuddin, “Penerapan model sarima untuk memprediksi tingkat inflasi di indonesia,” *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, vol. 7, no. 2, pp. 62–72, 2021. DOI: [10.24014/jsms.v7i2.13168](https://doi.org/10.24014/jsms.v7i2.13168).
- [6] L. Hablinawati and J. Nugraha, “Peramalan nilai tukar petani di daerah istimewa yogyakarta menggunakan metode arima,” *Emerging Statistics and Data Science Journal*, vol. 2, no. 1, 2024. DOI: [10.20885/esds.vol2.iss.1.art9](https://doi.org/10.20885/esds.vol2.iss.1.art9).
- [7] Q. Song and B. S. Chissom, “Fuzzy time series and its models,” *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 54, no. 3, pp. 269–277, 1993. DOI: [10.1016/0165-0114\(93\)90372-0](https://doi.org/10.1016/0165-0114(93)90372-0).
- [8] S.-M. Chen, “Forecasting enrollments based on fuzzy time series,” *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 81, no. 3, pp. 311–319, 1996. DOI: [10.1016/0165-0114\(95\)00220-0](https://doi.org/10.1016/0165-0114(95)00220-0).
- [9] S.-M. Chen, “Forecasting enrollments based on high-order fuzzy time series,” *Cybernetics and Systems*, vol. 33, no. 1, pp. 1–16, 2002. DOI: [10.1080/019697202753306479](https://doi.org/10.1080/019697202753306479).
- [10] O. D. Kelana, A. A. Putra, N. Amalita, and A. Salma, “Comparison of the chen and singh’s fuzzy time series methods in forecasting farmer exchange rates in indonesia,” *UNP Journal of Statistics and Data Science*, vol. 1, no. 4, pp. 264–270, 2023.
- [11] M. R. Yuliyanto, T. Wuryandari, and I. T. Utami, “Peramalan pendapatan bulanan menggunakan fuzzy time series chen orde tinggi,” *Jurnal Gaussian*, vol. 12, no. 1, pp. 61–70, 2023. DOI: [10.14710/j.gauss.12.1.61-70](https://doi.org/10.14710/j.gauss.12.1.61-70).
- [12] F. Muzaki and N. Agustina, “Comparison of forecasting model using chen and lee high order fuzzy time series,” *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, vol. 21, no. 2, pp. 467–481, 2025. DOI: [10.20956/j.v21i2.42000](https://doi.org/10.20956/j.v21i2.42000).
- [13] I. K. Hasan and I. Djakaria, “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, pp. 155–165, 2021. DOI: [10.21009/JSA.05204](https://doi.org/10.21009/JSA.05204).
- [14] A. Habibie, L. Yahya, and I. K. Hasan, “Perbandingan fuzzy time series lee untuk meramalkan nilai tukar petani di provinsi gorontalo,” *Jambura Journal of Probability and Statistics*, vol. 4, no. 1, pp. 39–46, 2023. DOI: [10.34312/jjps.v4i1.17453](https://doi.org/10.34312/jjps.v4i1.17453).
- [15] L. Machrani and R. Adawiyah, “Perancangan aplikasi peramalan jumlah produksi permen pada pt. union confectionery menggunakan metode trend projection berbasis web,” *Jurnal Rekayasa Sistem (JUREKSI)*, vol. 2, no. 3A, pp. 1739–1752, 2024.
- [16] S. T. Purnomo and E. Aristriyana, “Implementasi metode peramalan (forecasting) permintaan produk tas pada pt. fajar raya di kecamatan kawali,” *INTRIGA (Info Teknik Industri Galuh), Jurnal Mahasiswa Teknik Industri*, vol. 2, no. 1, pp. 53–60, 2024. DOI: [10.25157/intriga.v2i1.4471](https://doi.org/10.25157/intriga.v2i1.4471).
- [17] S. N. Adilah and B. Mardhotillah, “Peramalan nilai tukar petani subsektor hortikultura menggunakan arima,” *Multi Proximity: Jurnal Statistika*, vol. 2, no. 2, pp. 59–70, 2023. DOI: [10.22437/multiproximity.v2i2.30991](https://doi.org/10.22437/multiproximity.v2i2.30991).
- [18] R. Adinugroho, “Perbandingan rasio split data training dan data testing menggunakan metode lstm dalam memprediksi harga indeks saham asia,” M.S. thesis, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Syarif Hidayatullah Jakarta, 2022.
- [19] M. H. Widiyanto, R. Mayasari, and G. Garno, “Implementasi time series pada data penjualan di gaikindo menggunakan algoritma seasonal arima,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 3, pp. 1501–1506, 2023. DOI: [10.36040/jati.v7i3.6879](https://doi.org/10.36040/jati.v7i3.6879).
- [20] M. I. Irawan and Y. Ujianto, “Perbandingan performansi metode peramalan fuzzy time series yang dimodifikasi dan jaringan syaraf tiruan backpropagation (studi kasus: Penutupan harga ihsg),” *Jurnal Sains dan Seni ITS*, vol. 4, no. 2, A31–A36, 2015. DOI: [10.12962/j23373520.v4i2.11955](https://doi.org/10.12962/j23373520.v4i2.11955).
- [21] I. I. Atmawanti, A. R. Hakim, and T. Tarno, “Perbandingan fuzzy time series markov chain dan fuzzy time series cheng,” *Jurnal Gaussian*, vol. 13, no. 1, pp. 121–132, 2024. DOI: [10.14710/j.gauss.13.1.121-132](https://doi.org/10.14710/j.gauss.13.1.121-132).
- [22] N. Hafiyya, F. Virgantari, and M. Widyastiti, “Implementasi metode fuzzy time series pada peramalan harga emas di indonesia,” *Interval: Jurnal Ilmiah Matematika*, vol. 2, no. 2, pp. 94–103, 2022. DOI: [10.33751/interval.v2i2.6517](https://doi.org/10.33751/interval.v2i2.6517).
- [23] S. Lestari and S. Yurinanda, “Prediksi pajak pertambahan nilai pada penyediaan jasa dengan metode fuzzy time series model chen,” *Euler: Jurnal Ilmiah Matematika, Sains dan Teknologi*, vol. 11, no. 2, pp. 267–281, 2023. DOI: [10.37905/euler.v11i2.22724](https://doi.org/10.37905/euler.v11i2.22724).
- [24] R. J. Hyndman and A. B. Koehler, “Another look at measures of forecast accuracy,” *International Journal of Forecasting*, vol. 22, no. 4, pp. 679–688, 2006. DOI: [10.1016/j.ijforecast.2006.03.001](https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001).