

Implementasi *Particle Swarm Optimization* pada *Fuzzy Time Series Lee* untuk Prediksi Nilai Tukar Petani NTT

Ramla Mohamad^{1*}, Novianita Achmad², and Isran K. Hasan¹

¹Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Gorontalo, Gorontalo, Indonesia

²Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Gorontalo, Gorontalo, Indonesia

Abstrak

Nilai Tukar Petani (NTP) merupakan indikator penting untuk mengukur kesejahteraan petani di Indonesia. Data NTP, khususnya di Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT), menunjukkan fluktuasi yang cukup tinggi sehingga diperlukan metode peramalan yang mampu menangani pola data nonlinier dan ketidakpastian. Penelitian ini menerapkan metode Fuzzy Time Series (FTS) Lee yang dioptimasi menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO) untuk meningkatkan akurasi peramalan NTP. PSO digunakan untuk menentukan interval fuzzy optimal sehingga proses fuzzifikasi pada FTS Lee menjadi lebih representatif terhadap variasi data. Data yang digunakan merupakan data bulanan NTP Provinsi NTT periode Januari 2021–Desember 2024 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model PSO-FTS Lee memberikan tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan FTS Lee tanpa optimasi, dengan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 0,44%, lebih rendah dibandingkan 0,46% pada model standar. Temuan ini membuktikan bahwa integrasi PSO dengan FTS Lee efektif dalam meningkatkan kinerja model peramalan untuk data deret waktu yang bersifat fluktuatif dan nonlinier.

Kata Kunci: Akurasi; FTS Lee; NTP; Peramalan; PSO

Abstract

The Farmer's Exchange Rate (NTP) is an important indicator used to measure farmers' welfare in Indonesia. NTP data, particularly in East Nusa Tenggara (NTT) Province, exhibit significant fluctuations, requiring forecasting methods capable of handling nonlinear patterns and uncertainty. This study applies the Fuzzy Time Series (FTS) Lee method optimized using Particle Swarm Optimization (PSO) to improve the accuracy of NTP forecasting. PSO is employed to determine the optimal fuzzy intervals, making the fuzzification process in FTS Lee more representative of data variability. The dataset consists of monthly NTP data for NTT Province from January 2021 to December 2024, obtained from the Central Bureau of Statistics (BPS). The results show that the PSO-FTS Lee model achieves higher accuracy than the standard FTS Lee, with a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 0.44%, compared to 0.46% for the unoptimized model. These findings demonstrate that integrating PSO with FTS Lee effectively enhances forecasting performance for time series data characterized by fluctuating and nonlinear patterns.

Keywords: Accuracy; FTS Lee; Farmer's Exchange Rate; Forecasting; PSO

Copyright © 2025 by Authors, Published by JRMM Group. This is an open access article under the CC BY-SA License (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0>)

*Corresponding author. E-mail: ramlamohamad19@gmail.com

1 Pendahuluan

Statistika adalah cabang ilmu yang mempelajari metode pengumpulan, pengorganisasian, penganalisisan, serta penafsiran data guna memperoleh kesimpulan yang akurat. Statistika membantu mengenali pola dan tren dalam data, sehingga menjadi dasar penting untuk pengambilan keputusan berbasis analisis [1]. Salah satu contohnya adalah analisis deret waktu, yang menggunakan data historis untuk memprediksi kondisi di masa depan guna mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik [2]. Metode ini sangat bermanfaat, khususnya di sektor pertanian, karena membantu memahami tren data yang mendukung perencanaan yang efisien [3]. Karena banyaknya masyarakat bergantung pada sektor pertanian, peningkatan kesejahteraan petani diyakini dapat mengurangi kemiskinan. Salah satu indikator yang biasa digunakan untuk mengukur kesejahteraan petani adalah Nilai Tukar Petani (NTP) [4].

NTP merupakan salah satu indikator yang dapat dipakai untuk mengukur tingkat kesejahteraan petani [5]. NTP dihitung melalui rasio antara indeks harga yang diterima petani (IT) dengan indeks harga yang dibayar petani (IB). IT mencerminkan tingkat pendapatan produsen petani, sementara IB mencakup biaya konsumsi rumah tangga petani serta biaya produksi [6].

Berdasarkan data yang bersumber dari Badan Pusat Statistik [7], dari 38 provinsi di Indonesia, Nusa Tenggara Timur (NTT) tercatat sebagai provinsi dengan NTP terendah, yaitu sebesar 92,47%. Angka tersebut menunjukkan bahwa tingkat kesejahteraan petani di NTT masih berada di bawah standar kesejahteraan yang ideal, karena nilai NTP di bawah 100 menandakan bahwa pendapatan petani belum mampu menutupi seluruh pengeluaran untuk kebutuhan produksi maupun konsumsi rumah tangga kondisi ini mencerminkan adanya tekanan ekonomi yang dialami oleh petani di wilayah tersebut.

Menurut data [8], nilai NTP di Provinsi NTT menunjukkan fluktuasi setiap bulannya. Kondisi ini menggambarkan adanya ketidakpastian terhadap tingkat kesejahteraan petani yang disebabkan oleh perubahan harga yang diterima dan dibayarkan petani. Ketidakstabilan nilai NTP tersebut menunjukkan bahwa kesejahteraan petani di NTT masih rentan terhadap dinamika ekonomi yang terjadi, baik di tingkat produksi maupun konsumsi. Oleh karena itu, diperlukan prediksi atau peramalan terhadap NTP untuk mengantisipasi ketidakstabilan kesejahteraan petani.

Beberapa penelitian sebelumnya yang membahas tentang peramalan NTP pernah diteliti oleh [9], menggunakan metode Hibrida ARIMA-MLP, menghasilkan peramalan menggunakan Hibrida ARIMA-MLP dapat memberikan model hasil yang sangat baik, dalam peramalan data NTP. Penelitian berikutnya, [4] membandingkan model *Hybrid* ARIMA-NN dengan *Hybrid* ARIMA-GARCH, dan menyimpulkan bahwa model *Hybrid* ARIMA-NN memberikan hasil yang sangat baik dalam meramalkan NTP di Provinsi Gorontalo. Selanjutnya, penelitian yang dilakukan oleh [10] dengan menggunakan metode ARIMA menghasilkan nilai parameter yang baik untuk meramalkan NTP di Daerah Istimewa Yogyakarta.

Penelitian ini bertujuan untuk mengisi kesenjangan dalam literatur yang membahas tentang peramalan NTP. Pada penelitian sebelumnya yang menggunakan metode Hibrida ARIMA-MLP, ARIMA yang kurang efektif dalam menangani pola nonlinier dan data yang tidak stasioner serta proses tuning yang kompleks pada hibrida ARIMA-MLP, dapat mempengaruhi akurasi dan efisiensi model. Selanjutnya, pada penelitian relevan kedua penggunaan model *hybrid* seperti ARIMA-GARCH dan ARIMA-NN memerlukan proses *preprocessing* dan identifikasi model yang kompleks, serta tidak menjamin bahwa model tersebut selalu paling optimal untuk semua kondisi data. Selanjutnya, pada penelitian relevan ketiga Peramalan menggunakan ARIMA, meliputi ketergantungan pada data stasioner dan sensitivitas terhadap outlier serta perubahan struktural data.

Menurut [11], metode FTS memiliki tingkat fleksibilitas yang tinggi dan dapat diterapkan dalam memprediksi berbagai pola data. Berdasarkan hal tersebut, penerapan metode FTS dalam penelitian ini diharapkan dapat menjadi alternatif yang efektif dalam meramalkan pergerakan

NTP di Provinsi NTT yang cenderung memiliki pola data musiman dan tren yang bervariasi dari waktu ke waktu.

FTS digunakan untuk meramalkan data dengan memanfaatkan konsep himpunan *fuzzy* untuk mengidentifikasi pola data historis dan memproyeksikan data masa depan [12]. Keunggulan FTS terletak pada fleksibilitas dan kemampuannya mengakomodasi ketidakpastian, dengan berbagai model seperti *Lee*, *Chen*, *Song*, *Cheng*, dan *Chissom* [13]. Ada beberapa pengembangan dalam metode FTS yang sudah dilakukan, salah satu di antaranya adalah FTS *Lee*. Metode ini dikembangkan oleh *Lee* pada tahun 2009 sebagai penyempurnaan dari metode *Song* dan *Chen* [14]. Perbedaan utama FTS *Lee* dengan model FTS lainnya terletak pada tahap pembentukan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG) [15].

Menurut [16], metode FTS memiliki kelemahan pada tahap penentuan nilai interval, yang berdampak pada tidak optimalnya pembentukan *fuzzy logical relationship* serta menurunkan tingkat akurasi hasil peramalan. Untuk mengatasi kelemahan tersebut, diperlukan penerapan algoritma optimasi yang mampu menentukan nilai interval optimal pada metode FTS. Salah satu algoritma yang dapat digunakan adalah *Particle Swarm Optimization* (PSO).

PSO adalah metode optimasi berbasis populasi yang terinspirasi dari perilaku sosial gerombolan burung dan ikan saat mencari makanan. Algoritma ini menginisialisasi sejumlah partikel yang bergerak dalam suatu swarm untuk mengeksplorasi ruang multidimensi guna memperoleh solusi paling optimal [17]. Penggunaan PSO diharapkan dapat meningkatkan ketepatan hasil peramalan pada metode FTS melalui optimasi nilai interval yang lebih akurat.

Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan PSO untuk mengoptimalkan interval pada metode FTS *Lee* dalam meramalkan NTP di Provinsi NTT.

2 Metode

Metodologi dalam penelitian ini disusun secara sistematis untuk mendukung tujuan analisis dan peramalan. Pendekatan yang digunakan mencakup penentuan data, variabel yang relevan, serta tahap analisis menggunakan metode *Fuzzy Time Series* (FTS) *Lee* yang dioptimasi dengan *Particle Swarm Optimization* (PSO). Penjabaran setiap tahap metodologi dijelaskan pada bagian berikut.

2.1 Sumber Data

Penelitian ini memanfaatkan data sekunder dalam bentuk data bulanan Nilai Tukar Petani (NTP) Provinsi Nusa Tenggara Timur yang bersumber dari situs resmi Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Nusa Tenggara Timur.

2.2 Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang dipakai dalam studi ini mencakup variabel dependen, yaitu Nilai Tukar Petani (NTP) (Y), yang diukur dalam skala rasio dengan satuan persentase (%).

2.3 Analisis *Time Series*

Time Series (deret waktu) merupakan data berkala yang menggambarkan perkembangan suatu kegiatan dari waktu ke waktu. Analisis deret waktu digunakan untuk meramalkan kejadian di masa depan berdasarkan data periode sebelumnya [18]. Melalui pendekatan ini, data historis diestimasi ke periode mendatang guna memodelkan dan memprediksi peristiwa [13]. Teknik ini umumnya menggunakan data bulanan atau tahunan untuk mendukung pengambilan keputusan yang lebih akurat [19]. Secara umum, peramalan memanfaatkan data historis untuk memproyeksikan kejadian di masa depan guna mengurangi ketidakpastian [20]. Dengan mempelajari pola data masa lalu, peramalan memberikan gambaran mengenai potensi perkembangan mendatang

dan membantu pengambilan keputusan yang lebih strategis [21]. Sebagai langkah awal, peramalan penting untuk memastikan tujuan prediksi dipahami dengan baik [22]. Oleh karena itu, analisis mendalam terhadap data historis diperlukan untuk mengidentifikasi pola sistematis yang menjadi dasar prediksi serta landasan keputusan berbasis data [23].

2.4 Logika Fuzzy

Logika fuzzy adalah sistem logika yang memungkinkan adanya ketidakjelasan antara nilai benar dan salah, sehingga kedua nilai tersebut dapat terjadi secara bersamaan. Tingkat kebenaran dan kesalahan dalam logika fuzzy ditentukan oleh derajat keanggotaan yang nilainya berada antara 0 hingga 1 [23]. Secara umum, logika fuzzy merupakan pendekatan yang menggantikan penggunaan angka dengan variabel berbasis kata-kata (linguistic variable) dalam proses analisis. Pendekatan ini sering digunakan untuk memodelkan masalah yang melibatkan ketidakpastian atau kekaburuan dalam data, seperti peramalan atau pengambilan keputusan, dengan mempertimbangkan informasi yang bersifat subjektif atau tidak pasti [24].

2.5 Fuzzy Time Series

Fuzzy Time Series (FTS) merupakan teknik peramalan yang memanfaatkan himpunan fuzzy untuk memproses data aktual [21]. Keunggulan FTS terletak pada kebutuhannya yang minim terhadap data besar serta tidak mensyaratkan pemenuhan asumsi-asumsi khusus [25]. Misalnya, dalam konteks peramalan, data historis tidak disajikan sebagai nilai numerik, melainkan dalam bentuk linguistik [26]. FTS menerapkan logika fuzzy pada data deret waktu, dengan merepresentasikan data historis sebagai himpunan fuzzy untuk menangani ketidakpastian [22]. Pendekatan ini sangat efektif untuk data yang tidak lengkap atau bervariasi tinggi, sehingga memberikan fleksibilitas lebih dalam peramalan. Lebih lanjut, metode ini mampu mengidentifikasi tren secara lebih baik guna mendukung pengambilan keputusan yang tepat.

2.6 Fuzzy Time Series Lee

FTS Lee merupakan salah satu varian dari metode FTS yang dikembangkan berdasarkan model *Song* dan *Chissom, Cheng*, serta *Chen* untuk meramalkan nilai di masa depan. Prosedur peramalan pada model ini hampir serupa dengan FTS lainnya, dengan perbedaan utama terletak pada proses pembentukan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG) [15]. FTS Lee cocok digunakan untuk peramalan jangka pendek, baik pada data stasioner maupun non-stasioner [21]. Penentuan himpunan semesta (U) pada data historis dapat dilakukan dengan menggunakan rumus berikut:

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

dengan D_{\min} adalah nilai terkecil dan D_{\max} adalah nilai terbesar, sementara D_1 dan D_2 merupakan konstanta positif yang digunakan sesuai kebutuhan. Selanjutnya, jumlah interval kelas (K) dihitung dengan:

$$K = 1 + 3,322 \times \log(n) \quad (2)$$

dengan n adalah banyaknya data dan Panjang interval kelas (l)

$$l = \frac{(D_{\max} + D_2) - (D_{\min} - D_1)}{K} \quad (3)$$

Himpunan semesta kemudian dapat dibagi berdasarkan jumlah interval dan panjangnya, berikut adalah interval-interval yang didapatkan:

$$\begin{aligned}
 u_1 &= [D_{\min} - D_1; D_{\min} - D_1 + l] \\
 u_2 &= [D_{\min} - D_1; D_{\min} - D_1 + 2l] \\
 &\vdots \\
 u_n &= [D_{\min} - D_1; D_{\min} - D_1 + nl]
 \end{aligned} \tag{4}$$

Fuzzifikasi adalah tahap pemetaan nilai numerik ke dalam himpunan fuzzy pada ruang semesta U . Proses ini dilakukan dengan mengaplikasikan himpunan fuzzy terhadap data historis, sehingga jika data historis Y_t berada dalam interval U_i , maka data tersebut difuzzifikasi menjadi A_i . *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) merupakan keterkaitan antara nilai data pada suatu periode dengan nilai data pada periode berikutnya yang diwakili dalam bentuk himpunan fuzzy. Apabila A_p adalah hasil fuzzifikasi pada periode $t-1$ dan A_q adalah hasil fuzzifikasi pada periode t , maka hubungan logika fuzzy tersebut ditulis sebagai $A_p \rightarrow A_q$.

Pembentukan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG) pada model Lee dilakukan dengan mengelompokkan hasil fuzzifikasi yang memiliki current state identik, lalu menggabungkannya menjadi satu grup pada next state. Pada FTS Lee, semua FLR yang saling terkait dikumpulkan ke dalam FLRG. Contohnya, jika ada tiga FLR berupa $A_1 \rightarrow A_2$, $A_1 \rightarrow A_2$, dan $A_1 \rightarrow A_3$, maka ketiganya dapat disatukan menjadi $A_1 \rightarrow A_2, A_2, A_3$. Menurut Lee, pengulangan relasi seperti $A_1 \rightarrow A_2$ dapat mempengaruhi akurasi peramalan, sehingga harus dipertimbangkan dalam tahap prediksi. Defuzzifikasi adalah proses akhir dalam sistem logika fuzzy yang menghasilkan nilai prediksi dengan mengonversi output fuzzy menjadi nilai numerik pasti berdasarkan derajat keanggotaan.

2.7 Particle Swarm Optimization

Particle Swarm Optimization (PSO) merupakan algoritma optimasi stokastik berbasis populasi yang terinspirasi dari perilaku sosial gerombolan burung atau ikan saat mencari makanan, di mana “swarm” mengacu pada populasi dan partikel mewakili individu. Setiap partikel bergerak di ruang pencarian solusi, dengan posisi dan kecepatannya diperbarui berdasarkan pengalaman terbaik pribadi (Pbest) serta terbaik kelompok (Gbest) [27]. PSO mencakup aspek pembelajaran kognitif dan sosial [28]. Selain versi standar, terdapat varian seperti constricted PSO untuk menjaga stabilitas dan adaptive PSO yang menyesuaikan parameter secara dinamis selama iterasi [29]. Setiap partikel dalam PSO memiliki tiga vektor utama: X (posisi saat ini), P (posisi terbaik global), dan V (kecepatan pergerakan), serta dua nilai fitness: fitness X dan fitness P. Variabel penting dalam perhitungan PSO mencakup r_1 , r_2 , c_1 , dan c_2 sebagai koefisien kognitif. Proses PSO dimulai dengan menginisialisasi posisi dan kecepatan awal untuk setiap partikel, kemudian menghitung nilai fitness partikel ke-*i*, yang digunakan untuk mengevaluasi kualitas atau performa partikel dalam PSO. *Personal Best* (Pbest) ditetapkan pada iterasi pertama dari posisi awal partikel, dan *Global Best* (Gbest) diperoleh dari Pbest dengan nilai fitness terbaik (terkecil). Kecepatan dan posisi setiap partikel berdasarkan rumus PSO, diikuti dengan memperbarui *Personal Best* (Pbest) untuk partikel ke-*i* dengan membandingkan nilai fitness iterasi saat ini dengan iterasi sebelumnya. *Global Best* (Gbest) diperbarui berdasarkan nilai fitness terbaik dari seluruh partikel. Jika batas iterasi maksimum belum tercapai, proses diulangi dari langkah perhitungan fitness hingga memperbarui Gbest [11].

2.8 Optimasi Fuzzy Time Series Lee dengan Particle Swarm Optimization

Optimasi merupakan proses komputasional yang bertujuan menemukan solusi paling optimal dari berbagai alternatif yang ada, dengan tetap memperhatikan batasan yang berlaku [30]. Pada

penelitian ini, algoritma FTS disempurnakan melalui optimasi panjang interval menggunakan metode PSO. Berikut langkah-langkah optimasi FTS Lee dengan PSO. Penentuan himpunan semesta pada tahap ini sama dengan tahapan pada FTS Lee. Selanjutnya, posisi (P_i) dan kecepatan (V_i) ditentukan untuk setiap partikel, dengan i pada rentang $1 \leq i \leq N$, di mana N adalah jumlah total partikel yang digunakan dalam proses optimasi. Parameter-parameter dalam PSO, meliputi jumlah partikel, jumlah iterasi, bobot inersia (w), kombinasi nilai c_1 dan c_2 , nilai r_1 dan r_2 , serta jumlah dimensi partikel, dimana jumlah interval dalam FTS yang diinginkan seperti yang tertera dalam rumus berikut:

$$\text{Jumlah Dimensi} = \text{Jumlah Interval} - 1 \quad (5)$$

dengan jumlah interval yang digunakan sesuai dengan interval yang diperoleh dari perhitungan metode FTS Lee berdasarkan **Persamaan 2**.

Himpunan Semesta yang telah dibuat menjadi beberapa interval berdasarkan posisi partikel. Fuzzifikasi dari data dilakukan sebagai proses mengubah variabel numerik menjadi variabel linguistik dengan mengidentifikasi data historis dan memasukkannya ke dalam himpunan fuzzy, dimana jika A adalah himpunan fuzzy, maka $A_1, A_2, A_3, \dots, A_k$ merupakan bilangan-bilangan fuzzy yang variabel linguistiknya ditentukan berdasarkan kondisi semesta. Fuzzy Logical Relationship (FLR) ditetapkan seperti:

$$\begin{aligned} A_p &\rightarrow A_q, \\ A_q &\rightarrow A_r, \end{aligned}$$

⋮

di mana relasi logika fuzzy $A_p \rightarrow A_q$ bisa dikatakan jika $n-1$ adalah A_p , maka pada tahun ke- n akan menjadi A_q . Hubungan logika fuzzy dikelompokkan menjadi *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG), diikuti dengan defuzzifikasi guna memperoleh nilai ramalan dan menghitung tingkat akurasi peramalan menggunakan *Mean Square Error* (MSE). Nilai *fitness* atau *cost* pada partikel ke- i berdasarkan kesalahan yang didapat dari langkah sebelumnya, kemudian PBest dan GBest diseleksi dengan memperbarui posisi terbaik pribadi (PBest) partikel ke- i dengan membandingkan nilai *cost* iterasi saat ini dan sebelumnya, serta menetapkan posisi terbaik global (GBest) berdasarkan PBest dengan performa terbaik sesuai tujuan optimasi.

Kecepatan partikel dan posisi partikel ditentukan, dan proses diulangi untuk setiap partikel selama solusi optimal belum tercapai atau iterasi maksimum belum tercapai. Setelah menemukan solusi dan nilai optimal, kemudian lanjut analisis FTS Lee menggunakan interval optimum yang diperoleh dari hasil analisis PSO [31].

2.9 Akurasi Peramalan

Akurasi peramalan adalah salah satu faktor utama dalam menilai kinerja suatu model prediksi. Pada peramalan time series atau peramalan berbasis fuzzy, akurasi bertujuan untuk menilai seberapa dekat hasil peramalan dengan nilai aktual yang terjadi. Dalam penelitian ini, pengukuran akurasi peramalan akan dilakukan menggunakan Mean Square Error (MSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). MSE merupakan metode yang digunakan untuk mengukur tingkat penyimpangan antara nilai prediksi dan nilai aktual. Kinerja model dianggap semakin baik apabila nilai MSE semakin kecil. Rumus perhitungan MSE dapat dinyatakan sebagai berikut [32]:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (6)$$

dengan y_t adalah nilai aktual, \hat{y}_t adalah nilai prediksi, dan n adalah jumlah data. MAPE merupakan ukuran rata-rata kesalahan dalam bentuk persentase absolut antara hasil peramalan dan nilai aktual. Model dikategorikan sangat baik jika nilai $MAPE < 10\%$, baik jika berada pada rentang $10\text{--}20\%$, cukup baik jika berada pada $20\text{--}50\%$, dan kurang baik apabila nilai $MAPE$ melebihi 50% . Rumus untuk menghitung nilai $MAPE$ dapat dinyatakan sebagai berikut [33]:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - \hat{X}_t}{X_t} \right| \times 100\% \quad (7)$$

dengan n menunjukkan jumlah data, X_t mengacu pada data untuk periode ke- t , dan \hat{X}_t mewakili nilai ramalan pada periode ke- t .

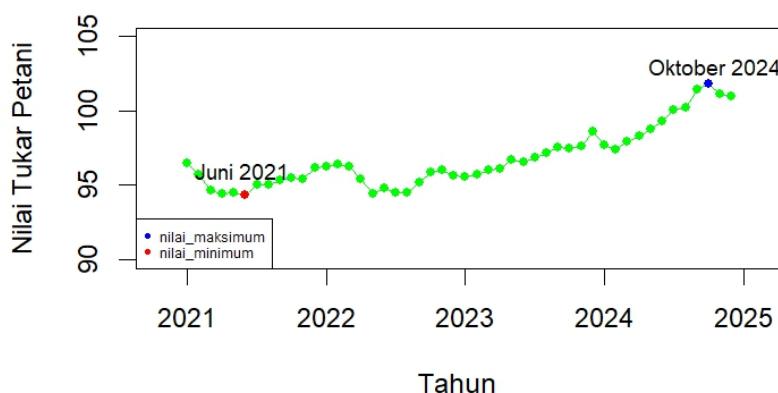
Penggunaan MSE dan MAPE memungkinkan evaluasi komprehensif terhadap model PSO-FTS Lee. Nilai MSE yang rendah menunjukkan minimnya kesalahan kuadratik, sementara MAPE memberikan perspektif persentase yang mudah diinterpretasikan. Dengan demikian, kedua metrik ini mendukung pembandingan antara model optimasi dan standar. Evaluasi ini penting untuk membuktikan efektivitas integrasi PSO dalam meningkatkan performa peramalan.

3 Hasil dan Pembahasan

Bagian ini memaparkan hasil dari semua tahapan analisis yang telah dilaksanakan pada data Nilai Tukar Petani (NTP) Provinsi Nusa Tenggara Timur. Setiap tahap dievaluasi untuk mengidentifikasi pola data, proses fuzzifikasi, pembentukan relasi logika fuzzy, serta dampak optimasi PSO terhadap tingkat akurasi peramalan.

3.1 Deskripsi Statistik

Statistika deskriptif digunakan untuk memperoleh gambaran umum atau karakteristik utama dari data yang dianalisis. Proses ini mengubah data penelitian menjadi bentuk yang lebih sederhana dan mudah dipahami. Melalui statistika deskriptif, pola-pola dalam data dapat diidentifikasi serta memberikan ringkasan menyeluruh mengenai kondisi yang terdapat pada dataset. Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa Nilai Tukar Petani (NTP) bulanan di Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT) dari Januari 2021 sampai Desember 2024, dengan total sebanyak 48 data. Dari total 48 data tersebut, diperoleh nilai NTP tertinggi sebesar 101,86 (Oktober 2024) dan terendah sebesar 94,36 (Juni 2021). Visualisasi plot data NTP Provinsi NTT dapat dilihat pada Gambar 1 berikut.



Gambar 1: Plot Data Nilai Tukar Petani Provinsi NTT

Berdasarkan Gambar 1, terlihat bahwa nilai NTP tertinggi terjadi pada bulan Oktober 2024, sementara nilai terendah dicapai pada bulan Juni 2021. Plot data tersebut memiliki pola data trend, dimana terdapat kenaikan dan penurunan dalam data NTP Provinsi NTT.

3.2 Peramalan Menggunakan *Fuzzy Time Series Lee*

Proses perhitungan nilai prediksi NTP Provinsi NTT untuk periode Januari 2021 hingga Desember 2024 menggunakan metode *Fuzzy Time Series Lee* (FTS Lee) dilakukan melalui beberapa tahapan sebagai berikut:

- Menentukan Himpunan Semesta Data NTP menunjukkan nilai tertinggi sebesar 101,86 dan nilai terendah sebesar 94,36. Dengan D_1 dan $D_2 = 0$, himpunan semesta ditentukan sebagai:

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

$$U = [94,36 - 0, 101,86 + 0]$$

$$U = [94,36, 101,86]$$

- Menghitung Jumlah Interval dan Lebar Interval

- Jumlah Interval Kelas (K):

$$K = 1 + 3,322 \times \log(n)$$

$$K = 1 + 3,322 \times \log(48)$$

$$K = 6,5850$$

$$K \approx 7$$

- Lebar Interval (l):

$$l = \frac{(D_{\max} + D_2) - (D_{\min} - D_1)}{K}$$

$$l = \frac{(101,86 + 0) - (94,36 - 0)}{7}$$

$$l = \frac{7,5}{7}$$

$$l = 1,07$$

Interval himpunan semesta disajikan pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1: Interval Himpunan Semesta FTS Lee

Interval	Batas Bawah	Batas Atas	Nilai Tengah (M_Aj)
A ₁	94,36	95,43	94,90
A ₂	95,43	96,50	95,97
A ₃	96,50	97,57	97,03
A ₄	97,57	98,65	98,11
A ₅	98,65	99,72	99,18
A ₆	99,72	100,79	100,25
A ₇	100,79	101,86	101,33

- Menetapkan Fuzzifikasi

Hasil fuzzifikasi data NTP disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2: Fuzzifikasi Data NTP Provinsi NTT

Periode	NTP	Fuzzifikasi	Periode	NTP	Fuzzifikasi
Januari 2021	96,44	A2	Januari 2023	95,53	A2
Februari 2021	95,75	A2	Februari 2023	95,69	A2
Maret 2021	94,65	A1	Maret 2023	96,00	A2
April 2021	94,38	A1	April 2023	96,11	A2
Mei 2021	94,49	A1	Mei 2023	96,70	A3
Juni 2021	94,36	A1	Juni 2023	96,59	A3
Juli 2021	95,06	A1	Juli 2023	96,88	A3
Agustus 2021	95,05	A1	Agustus 2023	97,16	A3
September 2021	95,34	A1	September 2023	97,56	A3
Oktober 2021	95,50	A2	Oktober 2023	97,46	A3
November 2021	95,42	A1	November 2023	97,66	A4
Desember 2021	96,14	A2	Desember 2023	98,64	A4
Januari 2022	96,22	A2	Januari 2024	97,73	A4
Februari 2022	96,37	A2	Februari 2024	97,43	A3
Maret 2022	96,21	A2	Maret 2024	97,95	A4
April 2022	95,37	A1	April 2024	98,34	A4
Mei 2022	94,39	A1	Mei 2024	98,77	A5
Juni 2022	94,82	A1	Juni 2024	99,30	A5
Juli 2022	94,52	A1	Juli 2024	100,03	A6
Agustus 2022	94,48	A1	Agustus 2024	100,22	A6
September 2022	95,14	A1	September 2024	101,43	A7
Oktober 2022	95,83	A2	Oktober 2024	101,86	A7
November 2022	95,98	A2	November 2024	101,15	A7
Desember 2022	95,61	A2	Desember 2024	100,96	A7

Berdasarkan Tabel 2 di atas, seluruh data diklasifikasikan ke dalam himpunan fuzzy sesuai dengan interval yang telah ditentukan sebelumnya.

4. Menetapkan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR)

Proses pembentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) digunakan untuk menghubungkan variabel linguistik hasil fuzzifikasi, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2. FLR dibentuk dengan menyandingkan data historis dalam bentuk $F(t - 1) \rightarrow F(t)$, di mana $F(t - 1)$ merepresentasikan keadaan saat ini (*current state*), sementara $F(t)$ menunjukkan keadaan berikutnya (*next state*). Hasil FLR untuk NTP Provinsi NTT dapat dilihat pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3: FLR Data NTP Provinsi NTT

Periode	NTP	FLR	Periode	NTP	FLR
Januari 2021	96,44	A2	Januari 2023	95,53	A2
Februari 2021	95,75	A2	Februari 2023	95,69	A2
Maret 2021	94,65	A1	Maret 2023	96,00	A2
April 2021	94,38	A1	April 2023	96,11	A2
Mei 2021	94,49	A1	Mei 2023	96,70	A3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Desember 2022	95,61	A2	Desember 2024	100,96	A7

5. Menetapkan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG)

Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG) disusun berdasarkan hasil FLR yang telah didapat sebelumnya. Jika suatu himpunan fuzzy memiliki lebih dari satu relasi, maka sisinya kanan (*Right Hand Side/RHS*) akan digabungkan. Hasil pembentukan FLRG tersebut dapat dilihat pada Tabel 4 berikut.

Tabel 4: FLRG Data NTP Provinsi NTT

Grup	FLRG
1	A1 → A1, A2, A2, A2
2	A2 → A2, A1, A1, A1, A3
3	A3 → A3, A3, A3, A3, A3, A4, A4
4	A4 → A4, A4, A4, A3, A5
5	A5 → A5, A6
6	A6 → A6, A7
7	A7 → A7, A7, A7

6. Defuzzifikasi

Berdasarkan FLRG yang telah dibentuk, nilai peramalan untuk setiap grup dihitung sebagaimana tercantum pada Tabel 5 berikut.

Tabel 5: FLRG Data NTP Provinsi NTT

Grup	FLRG	Defuzzifikasi
1	A1 → A1, A2	$A1 = \left(\frac{11}{14} \times 94,90\right) + \left(\frac{3}{14} \times 95,97\right) = 95,13$
2	A2 → A2, A1, A3	$A2 = \left(\frac{10}{14} \times 95,97\right) + \left(\frac{3}{14} \times 94,90\right) + \left(\frac{1}{14} \times 97,03\right) = 95,82$
3	A3 → A3, A4	$A3 = \left(\frac{5}{7} \times 97,03\right) + \left(\frac{2}{7} \times 98,11\right) = 97,34$
4	A4 → A4, A3, A5	$A4 = \left(\frac{3}{5} \times 98,11\right) + \left(\frac{1}{5} \times 97,03\right) + \left(\frac{1}{5} \times 99,18\right) = 98,11$
5	A5 → A5, A6	$A5 = \left(\frac{1}{2} \times 99,18\right) + \left(\frac{1}{2} \times 100,25\right) = 99,72$
6	A6 → A6, A7	$A6 = \left(\frac{1}{2} \times 100,25\right) + \left(\frac{1}{2} \times 101,33\right) = 100,79$
7	A7 → A7	$A7 = \left(\frac{3}{3} \times 101,33\right) = 101,33$

Nilai ramalan akhir untuk data NTP Provinsi NTT pada periode Januari 2021 hingga Desember 2024, yang dihasilkan melalui proses defuzzifikasi dari grup FLRG pada Tabel 5, dapat dilihat pada Tabel 6 berikut.

Tabel 6: Hasil Prediksi NTP Provinsi NTT

Periode	NTP	Current	Prediksi	Periode	NTP	Current	Prediksi
Januari 2021	96,44	-	-	Januari 2023	95,53	A2	95,82
Februari 2021	95,75	A2	95,82	Februari 2023	95,69	A2	95,82
Maret 2021	94,65	A2	95,82	Maret 2023	96,00	A2	95,82
April 2021	94,38	A1	95,13	April 2023	96,11	A2	95,82
Mei 2021	94,49	A1	95,13	Mei 2023	96,70	A2	95,82
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Desember 2022	95,61	A2	95,82	Desember 2024	100,96	A7	101,33

Berdasarkan Tabel 6, hasil peramalan NTP Provinsi NTT dengan metode FTS Lee menghasilkan nilai MAPE sebesar 0,4551%. Nilai MAPE ini didapat dari perhitungan menggunakan data prediksi yang tercantum pada Tabel 6.

3.3 Optimasi Menggunakan *Particle Swarm Optimization*

Parameter yang diterapkan dalam penelitian ini mencakup jumlah iterasi, jumlah partikel yang biasanya merupakan kelipatan 5, bobot inersia (w) dalam rentang 0,1 hingga 1, nilai $r1$ dan $r2$ sebagai bilangan acak antara 0 hingga 1, serta kombinasi $c1$ dan $c2$ dengan syarat $c1 + c2 \leq 4$ [32]. Rincian parameter yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 7 berikut.

Tabel 7: Parameter PSO

No	Parameter PSO	Nilai
1	Jumlah Iterasi	900
2	Jumlah Partikel	50
3	Jumlah Dimensi	6
4	Bobot Inersia	0,3
5	c_1	1,5
6	c_2	1,5
7	r_1	0,3
8	r_2	0,2

Kecepatan awal partikel dalam penelitian ini ditetapkan bernilai nol, dengan jumlah dimensi partikel sebanyak 6 berdasarkan **Persamaan 5** dan iterasi ke- $i = 1$. Posisi awal partikel dihasilkan secara acak dalam rentang batas bawah dan batas atas data, yaitu antara 94,36 hingga 101,86, namun kedua nilai batas tersebut tidak dimasukkan karena bersifat konstan. Setelah posisi awal partikel ditentukan, nilai-nilai tersebut diurutkan dari yang terkecil hingga terbesar untuk menjamin distribusi interval yang lebih terstruktur dalam proses perhitungan. Pembangkitan posisi awal partikel secara acak dilakukan menggunakan perangkat lunak RStudio. Hasil posisi awal partikel dapat dilihat pada Tabel 8 berikut.

Tabel 8: Posisi Awal Partikel

Partikel	Dimensi 1	Dimensi 2	Dimensi 3	Dimensi 4	Dimensi 5	Dimensi 6
1	94,70	96,15	96,29	96,52	98,86	100,72
2	96,02	96,86	97,68	98,09	100,27	101,58
3	97,27	97,43	98,02	98,81	98,87	100,35
4	95,27	96,21	96,37	98,22	100,98	101,52
5	95,19	97,38	97,98	98,34	98,57	101,41
:	:	:	:	:	:	:
36	97,33	97,34	97,62	97,94	97,97	99,31

Untuk mempercepat proses perhitungan, RStudio digunakan dalam pembaruan posisi dan kecepatan partikel hingga batas maksimum 900 iterasi guna memperoleh interval optimal pada FTS Lee. Solusi terbaik PSO-FTS Lee diperoleh berdasarkan parameter PSO yang disajikan pada Tabel 9 berikut:

Tabel 9: Nilai Interval Optimum PSO-FTS Lee

Batas Bawah	Batas Atas
94,36	95,07
95,07	96,62
96,62	97,78
97,78	98,88
98,88	100,45
100,45	101,22
101,22	101,86

Nilai interval optimal tersebut akan digunakan dalam analisis peramalan FTS Lee melalui penerapan metode optimasi PSO.

3.4 Peramalan Menggunakan PSO-FTS Lee

1. Himpunan Fuzzy

Setiap nilai dalam himpunan *fuzzy* dapat disajikan dalam tabel 10 berikut:

Tabel 10: Interval Himpunan Semesta PSO-FTS Lee

Interval	Batas Bawah	Batas Atas	Nilai Tengah (M_Aj)
A ₁	94,36	95,07	94,72
A ₂	95,07	96,62	95,84
A ₃	96,62	97,87	97,20
A ₄	97,87	98,88	98,33
A ₅	98,88	100,45	99,66
A ₆	100,45	101,22	100,84
A ₇	100,22	101,86	101,54

Berdasarkan Tabel 10 di atas, dapat diketahui bahwa jumlah himpunan fuzzy sesuai dengan jumlah Himpunan Semesta yang telah ditentukan sebelumnya.

2. Fuzzifikasi

Hasil dari fuzzifikasi dapat disajikan dalam tabel 11 berikut ini:

Tabel 11: Fuzzifikasi PSO-FTS Lee

Periode	NTP	Fuzzifikasi	Periode	NTP	Fuzzifikasi
Januari 2021	96,44	A2	Januari 2023	95,53	A2
Februari 2021	95,75	A2	Februari 2023	95,69	A2
Maret 2021	94,65	A1	Maret 2023	96,00	A2
April 2021	94,38	A1	April 2023	96,11	A2
Mei 2021	94,49	A1	Mei 2023	96,70	A3
Juni 2021	94,36	A1	Juni 2023	96,59	A2
Juli 2021	95,06	A1	Juli 2023	96,88	A3
Agustus 2021	95,05	A1	Agustus 2023	97,16	A3
September 2021	95,34	A2	September 2023	97,56	A3
Oktober 2021	95,50	A2	Oktober 2023	97,46	A3
November 2021	95,42	A2	November 2023	97,66	A3
Desember 2021	96,14	A2	Desember 2023	98,64	A4
Januari 2022	96,22	A2	Januari 2024	97,73	A3
Februari 2022	96,37	A2	Februari 2024	97,43	A3
Maret 2022	96,21	A2	Maret 2024	97,95	A4
April 2022	95,37	A2	April 2024	98,34	A4
Mei 2022	94,39	A1	Mei 2024	98,77	A4
Juni 2022	94,82	A1	Juni 2024	99,30	A5
Juli 2022	94,52	A1	Juli 2024	100,03	A5
Agustus 2022	94,48	A1	Agustus 2024	100,22	A5
September 2022	95,14	A2	September 2024	101,43	A7
Oktober 2022	95,83	A2	Oktober 2024	101,86	A7
November 2022	95,98	A2	November 2024	101,15	A6
Desember 2022	95,61	A2	Desember 2024	100,96	A6

3. FLR

Hasil FLR tersebut dapat dilihat pada Tabel 12 berikut:

Tabel 12: FLR Data NTP Provinsi NTT

Periode	NTP	FLR	Periode	NTP	FLR
Januari 2021	96,44	-	Januari 2023	95,53	A2 → A2
Februari 2021	95,75	A2 → A2	Februari 2023	95,69	A2 → A2
Maret 2021	94,65	A2 → A1	Maret 2023	96,00	A2 → A2
April 2021	94,38	A1 → A1	April 2023	96,11	A2 → A2
Mei 2021	94,49	A1 → A1	Mei 2023	96,70	A2 → A3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Desember 2022	95,61	A2 → A2	Desember 2024	100,96	A6 → A6

4. FLRG

Hasil pembentukan FLRG PSO-FTS Lee dapat dilihat pada Tabel 13 berikut:

Tabel 13: FLRG Data NTP Provinsi NTT

Grup	FLRG
1	A1 → A1, A1, A1, A1, A1, A1, A1, A2, A2
2	A2 → A2, A1, A1, A3, A3
3	A3 → A2, A3, A3, A3, A3, A3, A4, A4
4	A4 → A3, A4, A4, A5
5	A5 → A5, A5, A7
6	A6 → A6
7	A7 → A7, A6

5. Defuzzifikasi

Berdasarkan FLRG yang terbentuk, masing-masing grup dihitung nilai peramalannya sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 14 berikut.

Tabel 14: Defuzzifikasi PSO-FTS Lee

Grup	FLRG	Defuzzifikasi
1	A1 → A1, A2	$A1 = \left(\frac{8}{10} \times 94,72\right) + \left(\frac{2}{10} \times 95,84\right) = 94,94$
2	A2 → A2, A1, A3	$A2 = \left(\frac{15}{19} \times 95,84\right) + \left(\frac{2}{19} \times 94,72\right) + \left(\frac{2}{19} \times 97,20\right) = 95,87$
3	A3 → A2, A3, A4	$A3 = \left(\frac{1}{8} \times 95,84\right) + \left(\frac{5}{8} \times 97,20\right) + \left(\frac{2}{8} \times 98,33\right) = 97,34$
4	A4 → A3, A4, A5	$A4 = \left(\frac{1}{4} \times 97,20\right) + \left(\frac{2}{4} \times 98,33\right) + \left(\frac{1}{4} \times 99,66\right) = 98,38$
5	A5 → A5, A7	$A5 = \left(\frac{2}{3} \times 99,66\right) + \left(\frac{1}{3} \times 100,29\right) = 99,72$
6	A6 → A6	$A6 = 100,84$
7	A7 → A7, A6	$A7 = \left(\frac{1}{2} \times 101,54\right) + \left(\frac{1}{2} \times 100,84\right) = 101,19$

Nilai prediksi akhir data NTP Provinsi NTT untuk periode Januari 2021 hingga Desember 2024, yang diperoleh melalui proses defuzzifikasi dari grup FLRG pada Tabel 14, dapat dilihat pada Tabel 15 berikut.

Tabel 15: Hasil Prediksi NTP Provinsi NTT

Periode	NTP	Current	Prediksi	Periode	NTP	Current	Prediksi
Januari 2021	96,44	-	-	Januari 2023	95,53	A2	95,87
Februari 2021	95,75	A2	95,87	Februari 2023	95,69	A2	95,87
Maret 2021	94,65	A2	95,87	Maret 2023	96,00	A2	95,87
April 2021	94,38	A1	94,94	April 2023	96,11	A2	95,87
Mei 2021	94,49	A1	94,94	Mei 2023	96,70	A2	95,87
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Desember 2022	95,61	A2	95,87	Desember 2024	100,96	A6	100,84

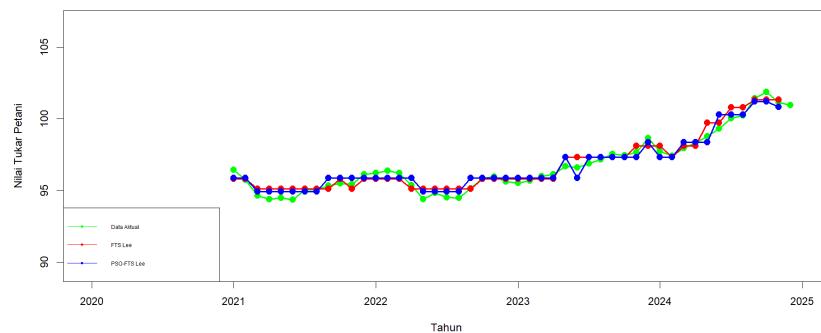
Peramalan untuk bulan Januari 2025 dilakukan dengan menggunakan FLRG yang telah terbentuk sebelumnya. Berdasarkan Tabel 11, hasil fuzzifikasi pada bulan Desember 2024 diperoleh nilai A6. Selanjutnya, mengacu pada Tabel 12, nilai fuzzifikasi A6 membentuk FLR dengan pola A6 → A6. Berdasarkan Tabel 13, FLR tersebut termasuk dalam kelompok FLRG ke-6, yang melalui proses de-fuzzifikasi menghasilkan nilai peramalan sebesar 100,84. Dengan demikian, hasil peramalan untuk bulan Januari 2025 sebesar 100,84.

3.5 Evaluasi Model

Evaluasi akurasi dilakukan dengan MAPE:

Tabel 16: Evaluasi Tingkat Akurasi

Metode	MAPE
FTS Lee	0,46%
PSO-FTS Lee	0,44%



Gambar 2: Plot Data Aktual, Hasil Peramalan FTS Lee dan PSO-FTS Lee

Berdasarkan Tabel 16 dan Gambar 2, metode PSO-FTS Lee menghasilkan MAPE lebih rendah (0,44%) dibandingkan FTS Lee (0,46%), menunjukkan peningkatan akurasi sebesar 0,02%. Optimasi interval dengan PSO berhasil menangkap pola data lebih baik, sehingga model lebih akurat dalam memprediksi NTP. Nilai MAPE di bawah 10% pada kedua metode mengindikasikan akurasi prediksi sangat tinggi.

4 Kesimpulan

Hasil analisis menunjukkan bahwa optimasi *Particle Swarm Optimization* (PSO) dengan parameter iterasi 900, jumlah partikel 50, dimensi 6, bobot inersia 0,3, c1=1,5, dan c2=1,5 berhasil menghasilkan interval optimal sebesar 95,07; 96,62; 97,78; 98,88; 100,45; dan 101,22. Penerapan interval tersebut pada metode Fuzzy Time Series Lee (PSO-FTS Lee) meningkatkan akurasi peramalan Nilai Tukar Petani (NTP) Provinsi NTT secara signifikan, dengan nilai MAPE sebesar 0,44% lebih baik dibandingkan FTS Lee standalone yang mencapai 0,46%. Hal ini membuktikan bahwa PSO-FTS Lee mampu mengoptimalkan pembagian interval fuzzy sehingga lebih efektif menangkap pola fluktuasi data NTP dengan tingkat kesalahan sangat rendah.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan data dengan rentang waktu lebih panjang dan mencakup berbagai provinsi di Indonesia agar model memiliki generalisasi yang lebih kuat. Selain itu, integrasi PSO dengan metode peramalan lain seperti SARIMA atau LSTM, serta penambahan variabel eksternal seperti harga komoditas pertanian dan faktor iklim, dapat dilakukan untuk meningkatkan akurasi dan ketepatan prediksi secara lebih komprehensif.

Pernyataan Kontribusi Penulis (CRediT)

Ramla Mohamad: Konseptualisasi, Metodologi, Perangkat Lunak, Analisis Formal, Investigasi, Kurasi Data, Penulisan-Draft Awal, Penulisan-Telaah dan Penyuntingan, Visualisasi. **Novianita Achmad:** Konseptualisasi, Metodologi, Penulisan-Draft Awal, Penulisan-Telaah dan Penyuntingan, Supervisi. **Isran K. Hasan:** Konseptualisasi, Metodologi, Perangkat Lunak, Validasi, Penulisan-Draft Awal, Penulisan-Telaah dan Penyuntingan, Supervisi.

Deklarasi Penggunaan AI atau Teknologi Berbasis AI

Penulis menggunakan Model ChatGPT versi 4 untuk membantu koreksi struktur kalimat.

Deklarasi Konflik Kepentingan

Penulis menyatakan tidak ada konflik kepentingan.

Pendanaan dan Ucapan Terima Kasih

Penelitian ini tidak menerima pendanaan eksternal. Penulis juga dapat menyampaikan ucapan terima kasih kepada dosen pembimbing yang memberikan bantuan signifikan berupa bimbingan yang berkontribusi dalam penyelesaian penelitian namun tidak memenuhi kriteria sebagai penulis.

Ketersediaan Data

Seluruh data serta kode pemrograman yang dimanfaatkan dalam penelitian ini bersifat terbuka dan dapat diakses publik. Data penelitian mencakup Nilai Tukar Petani di Provinsi NTT yang diperoleh dari situs resmi Badan Pusat Statistik (BPS) Nusa Tenggara Timur¹. Dataset tersebut tidak mengandung informasi pribadi. Dokumentasi dan tautan akses data tersedia melalui repositori resmi BPS Nusa Tenggara Timur.

Daftar Pustaka

- [1] T. Kartomo, D. A. Taufik, S. J. Kartutu, M. W. Tenu, et al., “Analisis peran statistika terapan dalam bidang bisnis, kesehatan, dan lingkungan,” *Journal of Comprehensive Science (JCS)*, vol. 3, no. 2, pp. 394–402, 2024.
- [2] G. Anuraga, A. Indrasetianingsih, and M. Athoillah, “Pelatihan pengujian hipotesis statistika dasar dengan software r,” *BUDIMAS: Jurnal Pengabdian Masyarakat*, vol. 3, no. 2, pp. 327–334, 2021.
- [3] I. Fadliani, I. Purnamasari, and W. Wasono, “Peramalan dengan metode sarima pada data inflasi dan identifikasi tipe outlier (studi kasus: Data inflasi indonesia tahun 2008–2014),” *Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang*, vol. 9, no. 2, pp. 109–116, 2021.
- [4] 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.
- [5] M. S. Pradana, D. Rahmalia, and E. D. A. Prahestini, “Peramalan nilai tukar petani kabupaten lamongan dengan arima,” *J. Mat*, vol. 10, no. 2, pp. 91–104, 2020. DOI: [10.24843/JMAT.2020.v10.i02.p126](https://doi.org/10.24843/JMAT.2020.v10.i02.p126)

¹<https://ntt.bps.go.id/id/statistics-table/2/MTQ4NyMy/nilai-tukar-petani-ntp-per-bulan-2018-100-.html>

- [6] B. R. A. Febrilia and R. N. S. Setiawan, "Pemodelan nilai tukar petani subsektor hortikultura di provinsi nusa tenggara barat menggunakan time series box-jenkins," *JURNAL AGRIMANSION*, vol. 24, no. 1, pp. 192–199, 2023.
- [7] Badan Pusat Statistik (BPS), *Ntp (nilai tukar petani) menurut provinsi, 2018 = 100*, Diakses: 17 Oktober 2025, 2021. Accessed: Oct. 17, 2025. [Available online](#).
- [8] Badan Pusat Statistik (BPS), *Nilai tukar petani (ntp) per bulan, 2018 = 100 (provinsi nusa tenggara timur)*, Diakses: 17 Oktober 2025, 2024. Accessed: Oct. 17, 2025. [Available online](#).
- [9] S. N. E. Mulyawati and M. D. Kartikasari, "Efektivitas metode hibrida arima-mlp untuk peramalan nilai tukar petani," *Jambura Journal of Mathematics*, vol. 6, no. 1, pp. 92–101, 2024. DOI: [10.37905/jjom.v6i1.23944](https://doi.org/10.37905/jjom.v6i1.23944)
- [10] 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, pp. 85–96, 2024.
- [11] A. D. Ihsanuddin, D. Ispriyanti, and T. Tarno, "Penerapan metode fuzzy time series menggunakan particle swarm optimization algorithm untuk peramalan indeks saham lq45," *Jurnal Gaussian*, vol. 12, no. 1, pp. 10–19, 2023. DOI: [10.14710/j.gauss.12.1.10-19](https://doi.org/10.14710/j.gauss.12.1.10-19)
- [12] M. N. Alamsyah and N. E. Muntamah, "Prediksi harga jual ikan nila di wilayah kabupaten musi rawas dengan metode fuzzy time series (studi kasus: Dinas perikanan kabupaten musi rawas)," *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Komunikasi (JTIK)*, vol. 13, no. 1, 2022.
- [13] A. Habibie, L. Yahya, and I. K. Hasan, "Perbandingan fuzzy time series lee untuk mera-malkan 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)
- [14] V. Komaria, N. E. Maidah, and M. A. Furqon, *Prediksi harga cabai rawit di provinsi jawa timur menggunakan metode fuzzy time series model lee*, Komputika: Jurnal Sistem Komputer, 12(2), 37–47, 2023.
- [15] N. H. Pajriati, "Penerapan metode average-based fuzzy time series lee untuk peramalan harga emas di pt. x," *Jurnal Riset Matematika*, pp. 73–81, 2021. DOI: [10.29313/jrm.v1i1.221](https://doi.org/10.29313/jrm.v1i1.221)
- [16] Y. Ujianto and M. I. Irawan, "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, 2016. DOI: [10.12962/j23373520.v4i2.11955](https://doi.org/10.12962/j23373520.v4i2.11955)
- [17] D. R. Alghifari, B. Rahayudi, and C. Dewi, "Optimasi fuzzy time series menggunakan algoritme particle swarm optimization untuk peramalan produk domestik bruto (pdb) indonesia," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 4, pp. 3191–3200, 2019.
- [18] F. Rachim, T. Tarno, and S. Sugito, "Perbandingan fuzzy time series dengan metode chen dan metode sr singh (studi kasus: Nilai impor di jawa tengah periode januari 2014–desember 2019)," *Jurnal Gaussian*, vol. 9, no. 3, pp. 306–315, 2020. DOI: [10.14710/j.gauss.v9i3.28912](https://doi.org/10.14710/j.gauss.v9i3.28912)
- [19] H. Zamani, I. M. Nur, and T. W. Utami, *Perbandingan metode fuzzy time series model chen dan singh pada nilai ekspor indonesia tahun 1999–2020*, 2020.
- [20] F. Musadat, J. Nur, and A. Nasri, "Fuzzy time series lee dengan average-based length untuk prediksi jumlah penduduk miskin sulawesi tenggara," *Jurnal Akademik Pendidikan Matematika*, pp. 63–67, 2023. DOI: [10.55340/japm.v9i1.1270](https://doi.org/10.55340/japm.v9i1.1270)

- [21] M. Muhammad, S. Wahyuningsih, and M. Siringoringo, “Peramalan nilai tukar petani subsektor peternakan menggunakan fuzzy time series lee,” *Jambura Journal of Mathematics*, vol. 3, no. 1, pp. 1–15, 2021. DOI: [10.34312/jjom.v3i1.5940](https://doi.org/10.34312/jjom.v3i1.5940)
- [22] N. I. Aldhelia, M. Herlina, et al., “Perbandingan metode fuzzy time series chen dan singh untuk kunjungan wisatawan yang masuk ke indonesia pada tahun 2018–2023,” in *Bandung Conference Series: Statistics*, vol. 4, 2024, pp. 282–290. DOI: [10.29313/bcss.v4i1.12226](https://doi.org/10.29313/bcss.v4i1.12226)
- [23] A. F. Khofi, D. Arifianto, and I. Saifudin, “Perbandingan model chen dan model lee pada metode fuzzy time series untuk peramalan harga beras,” *Jurnal Smart Teknologi*, vol. 3, no. 2, pp. 140–146, 2022.
- [24] N. S. Pinem and D. P. Utomo, “Implementasi fuzzy logic dengan inferensi tsukamoto untuk prediksi jumlah kemasan produksi (studi kasus: Pt. sinar sosro medan),” *Pelita Informatika: Informasi dan Informatika*, vol. 9, no. 1, pp. 56–60, 2020.
- [25] O. D. Kelana, A. A. Putra, N. Amalita, and A. Salma, “Comparison of the chen and sinsgh’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. DOI: [10.24036/ujsds.vol1-iss4/36](https://doi.org/10.24036/ujsds.vol1-iss4/36)
- [26] A. M. Pratiwi and A. K. Mutaqin, “Penerapan algoritma naïve bayes classifier dalam memprediksi status keberlanjutan polis nasabah asuransi pt. x,” *Jurnal Riset Statistika*, pp. 117–126, 2021.
- [27] H. S. Rafa, D. P. Rini, and M. D. Marieska, “Optimasi fuzzy time series chen pada prediksi kasus covid-19 di sumatera selatan menggunakan particle swarm optimization,” *JUPITER: Jurnal Penelitian Ilmu dan Teknologi Komputer*, vol. 14, no. 2-c, pp. 489–496, 2022. DOI: [10.5281/zenodo.4949](https://doi.org/10.5281/zenodo.4949)
- [28] S. Surono and N. Siregar, “The new approach optimization markov weighted fuzzy time series using particle swarm algorithm,” *Journal of Education and Science*, vol. 31, no. 2, pp. 42–50, 2022. DOI: [10.33899/edusj.2022.133052.1217](https://doi.org/10.33899/edusj.2022.133052.1217)
- [29] A. Martina, A. S. Dewi, and A. S. Awalluddin, “Peramalan menggunakan model holt-winters exponential smoothing multiplikatif dengan optimasi parameter menggunakan particle swarm optimization (pso),” *KUBIK: Jurnal Publikasi Ilmiah Matematika*, vol. 9, no. 2, pp. 161–171, 2024.
- [30] R. N. Devita and A. P. Wibawa, “Teknik-teknik optimasi knapsack problem,” *Sains, Aplikasi, Komputasi dan Teknologi Informasi*, vol. 2, no. 1, pp. 35–40, 2020.
- [31] Y.-L. Huang et al., “A hybrid forecasting model for enrollments based on aggregated fuzzy time series and particle swarm optimization,” *Expert Systems with Applications*, vol. 38, no. 7, pp. 8014–8023, 2011.
- [32] A. D. A. Rifandi, B. D. Setiawan, and T. Tibyani, “Optimasi interval fuzzy time series menggunakan particle swarm optimization pada peramalan permintaan darah: Studi kasus unit transfusi darah cabang-pmi kota malang,” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 7, pp. 2770–2779, 2018.
- [33] A. Rahmawati and W. Sulistijanti, “Peramalan harga penutupan saham pt. unilever indonesia dengan menggunakan metode fuzzy time series lee,” *Jurnal Mirai Management*, vol. 8, no. 2, pp. 350–359, 2023.