

Optimasi Panjang Interval *Fuzzy Time Series* Chen Menggunakan *Particle Swarm Optimization*

Alfira Ardianti *, Marizsa Herlina

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Islam Bandung, Indonesia.

10060121031@unisba.ac.id, marizsa.herlina@unisba.ac.id

Abstract. Fuzzy Time Series (FTS) Chen is a forecasting method based on fuzzy logic relationships for time series data. However, the accuracy of this method heavily depends on the division of fuzzy intervals. This study implements the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm to optimize the interval length of FTS Chen in order to improve forecasting accuracy. PSO searches for the best solution through particle iterations in the solution space, resulting in fuzzy interval boundaries that better represent the data patterns. This research uses average wholesale rice price data in Indonesia from January 2020 to May 2025 as a case study. The results show that the original FTS Chen model without PSO yields a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 2.18%. After applying PSO for interval optimization, the MAPE decreases to 1.51%. This reduction indicates that PSO-based optimization significantly enhances the forecasting accuracy. Therefore, integrating PSO into the FTS Chen method proves effective in improving the performance of fuzzy-based forecasting models.

Keywords: *Fuzzy Time Series Chen, Particle Swarm Optimization, Rice Price.*

Abstrak. *Fuzzy Time Series* (FTS) Chen merupakan salah satu metode yang digunakan untuk peramalan data deret waktu berdasarkan relasi logika *fuzzy*. Namun, akurasi metode ini sangat bergantung pada pembagian interval *fuzzy* yang digunakan. Penelitian ini mengimplementasikan algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) untuk mengoptimalkan panjang interval *fuzzy* pada FTS Chen guna meningkatkan akurasi peramalan. PSO bekerja dengan mencari solusi terbaik melalui iterasi partikel dalam ruang pencarian, sehingga diperoleh batas-batas interval *fuzzy* yang lebih representatif terhadap pola data. Penelitian ini menggunakan data rata-rata harga beras tingkat grosir di Indonesia dari Januari 2020 hingga Mei 2025 sebagai studi kasus. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model FTS Chen tanpa optimasi PSO menghasilkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 2,18%. Setelah diterapkan PSO, nilai MAPE menurun menjadi 1,51%. Penurunan ini menunjukkan bahwa optimasi panjang interval menggunakan PSO mampu meningkatkan ketepatan peramalan. Dengan demikian, integrasi PSO ke dalam FTS Chen terbukti efektif dalam memperbaiki performa model peramalan berbasis *fuzzy*.

Kata Kunci: *Fuzzy Time Series Chen, Particle Swarm Optimization, Harga Beras..*

A. Pendahuluan

Optimasi adalah proses untuk menemukan solusi yang optimal dari suatu masalah. Solusi yang optimal dalam optimasi adalah nilai yang memberikan hasil terbaik dalam memenuhi kriteria atau tujuan yang diinginkan, baik itu hasil yang maksimum atau minimum, tergantung pada konteks masalah yang dihadapi. Masalah-masalah optimasi sering ditemukan dalam kehidupan sehari-hari, termasuk di berbagai bidang seperti matematika, teknik, sosial, ekonomi, pertanian, farmasi, otomotif, dan lainnya (Gunantara, 2018). Optimasi pada dasarnya adalah suatu istilah yang digunakan untuk menggambarkan sekumpulan permasalahan dalam suatu bidang yang bertujuan menentukan apakah terdapat nilai unik dan optimal dalam himpunan solusi yang tersedia (Munirah, 2017).

Dalam upaya menemukan solusi optimal, berbagai metode optimasi telah dikembangkan, salah satunya adalah Particle Swarm Optimization (PSO) yang pertama kali dikemukakan oleh Kennedy dan Eberhart pada tahun 1995. PSO adalah salah satu algoritma metaheuristik yang artinya menggunakan serangkaian iterasi untuk meningkatkan kualitas solusi berdasarkan aturan atau mekanisme tertentu. Contoh algoritma metaheuristik lainnya antara lain Genetic Algorithm (GA), yang meniru proses evolusi biologis dengan mekanisme crossover dan mutasi, serta Ant Colony Optimization (ACO), yang meniru cara koloni semut menemukan rute terpendek. Sementara itu, Particle Swarm Optimization (PSO) terinspirasi dari perilaku kelompok burung yang secara kolektif mencari sumber makanan. Dalam lingkungan alam, burung tidak mencari makanan secara individu, melainkan secara berkelompok. Setiap individu dalam kelompok berkontribusi pada pencarian. Kemudian burung berkomunikasi satu sama lain melalui berbagai cara, seperti suara dan gerakan, untuk berbagi informasi tentang keberadaan makanan. Mirip dengan itu, dalam PSO setiap "partikel" yang diibaratkan sebagai burung menjelajahi ruang pencarian secara bersamaan. Partikel-partikel dalam PSO berbagi informasi tentang posisi terbaik mereka dengan partikel lain dalam kelompok, memungkinkan mereka untuk bergerak bersama menuju solusi optimal. Menurut R.C. Eberhart dan J. Kennedy algoritma ini memiliki keunggulan tersendiri. Salah satu keunggulan utamanya adalah kesederhanaan dalam penerapannya karena hanya sedikit parameter yang dibutuhkan dibandingkan dengan algoritma metaheuristik yang lain (Jiang et al., 2013).

Pada konteks peramalan, optimasi digunakan untuk meningkatkan akurasi hasil prediksi dengan menentukan parameter yang optimal. Metode peramalan sering kali memiliki sejumlah parameter yang perlu disesuaikan agar dapat memberikan hasil prediksi yang lebih akurat. Pemilihan parameter yang kurang tepat berdampak pada ketidakakuratan prediksi. Namun tidak semua metode peramalan cocok dioptimasi menggunakan PSO. Sebagai contoh, metode peramalan tradisional seperti ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) menggunakan pendekatan statistik eksak untuk menentukan parameter model, yaitu p, d, q . Pemilihan parameter tersebut biasanya dilakukan berdasarkan nilai kriteria informasi seperti AIC (Akaike Information Criterion) atau BIC (Bayesian Information Criterion).

Salah satu metode peramalan yang cocok dioptimasi menggunakan PSO adalah Fuzzy Time Series (FTS). FTS merupakan metode peramalan yang diperkenalkan oleh Song dan Chissom pada tahun 1993 untuk meramalkan pendaftaran mahasiswa di Universitas Alabama. Cara kerjanya adalah menganalisis pola data historis untuk memprediksi nilai di masa depan dengan mendasarkan pemodelannya pada prinsip logika fuzzy (Ipan et al., 2022). Pada metode ini, peramalan dilakukan dalam bentuk nilai linguistik yaitu representasi nilai dalam bentuk kata-kata, sebelum dikonversi menjadi angka. Kemudian pada tahun 1996 Shyi-Ming Chen meramalkan data yang sama dan menggantikan operasi max-min composition yang kompleks dari Song & Chissom dengan operasi aritmetika sederhana, sehingga dikenal sebagai FTS model Chen yang pada prosesnya lebih cepat dan mudah dihitung.

Keunggulan metode Fuzzy Time Series adalah kemampuannya dalam melakukan prediksi tanpa memerlukan asumsi-asumsi tertentu seperti yang biasanya dibutuhkan oleh metode peramalan lainnya seperti Box-Jenkins (Ekananta et al., 2018). Metode ini juga tidak bergantung pada jumlah data dan pola data historisnya seperti tren, musiman, atau pola yang lain (Ismiarti et al., 2023). Oleh karena itu, FTS dapat digunakan pada berbagai bentuk data tanpa syarat pola tertentu. Namun, seperti metode peramalan pada umumnya, FTS memiliki kelemahan utama, yaitu akurasinya sangat dipengaruhi oleh parameter yang digunakan. Meskipun FTS tidak memiliki parameter eksplisit seperti pada model ARIMA atau Neural Network, proses peramalan FTS sangat dipengaruhi oleh panjang interval fuzzy. Oleh karena itu, dalam penelitian ini, komponen tersebut dianggap sebagai parameter

yang dapat dioptimasi menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO). Menurut Elfajar et.al (Elfajar et al., 2017), kesalahan dalam menentukan panjang interval dapat menyebabkan prediksi yang kurang akurat. Maka dari itu, penerapan PSO untuk mengoptimasi panjang interval fuzzy merupakan pendekatan yang efektif dalam meningkatkan akurasi peramalan FTS.

Dalam Penelitian sebelumnya yang telah dilakukan oleh Ihsanuddin et al. (Ihsanuddin et al., 2023) dengan menggunakan metode FTS Chen dan PSO terhadap data Indeks Saham LQ45. Pada penelitian tersebut metode FTS Chen yang dioptimasi menggunakan PSO menghasilkan error sebesar 1,27%, lebih kecil dibandingkan dengan metode FTS Chen tanpa PSO yang menghasilkan error sebesar 1,53%. Kemudian penelitian oleh Zamelina et al. (Zamelina et al., 2024) yang melakukan peramalan suhu udara rata-rata harian (average daily air temperature) di kota Malang, Indonesia Model Weighted Fuzzy Time Series (WFTS) yang dioptimasi menggunakan PSO. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model WFTS klasik menghasilkan MAPE sebesar 2.26% sedangkan model WFTS-PSO menghasilkan MAPE sebesar 1.25% yang berarti lebih akurat.

Penelitian mengenai pola konsumsi pangan menunjukkan bahwa hingga saat ini masyarakat masih sangat bergantung pada sumber karbohidrat, terutama beras, dengan tingkat konsumsi melebihi 60% dibandingkan dengan jenis karbohidrat lainnya (Rachman & Ariani, 2016). Ketergantungan ini membuat harga beras menjadi faktor krusial dalam perekonomian dan kesejahteraan masyarakat, khususnya bagi masyarakat dengan pendapatan terbatas. Harga beras yang tinggi dapat menyebabkan peningkatan kemiskinan dan malnutrisi (Octania, 2021). Selain itu sejarah membuktikan bahwa ketidakstabilan ketahanan pangan, seperti lonjakan harga beras pada krisis ekonomi 1997/1998, dapat memicu kerawanan sosial yang mengancam kestabilan ekonomi nasional (Gapari, 2021).

Menyadari pentingnya peran beras, pemerintah melalui Tim Pengendali Inflasi Daerah (TPID) menetapkan beras sebagai salah satu komoditas utama yang harus dikendalikan untuk menghindari gejolak harga dan dampak sosial yang lebih luas (Yurianto, 2020). Pedagang grosir merupakan salah satu pelaku utama dalam aktivitas perdagangan yang memiliki peran penting dalam proses jual beli. Transaksi yang mereka lakukan tidak hanya memengaruhi distribusi barang tetapi juga dapat menjadi indikator ekonomi makro, sekaligus berfungsi sebagai leading indicator dan refleksi bagi indikator ekonomi lainnya. Oleh karena itu, pemantauan perubahan harga di tingkat grosir menjadi hal yang penting untuk dilakukan (BPS, 2023).

Berdasarkan data BPS, harga rata-rata beras grosir mengalami fluktuasi dari 2020 hingga awal 2024. Pada Mei 2020, harga turun menjadi Rp12.293,03/kg dari Rp12.382,20/kg di April. Sebaliknya, Mei 2021 mengalami kenaikan menjadi Rp10.385/kg dari Rp10.356/kg. Mei 2022 kembali turun ke Rp10.448/kg dari Rp10.455/kg. Mei 2023 naik menjadi Rp12.102,70/kg dari Rp12.092,38/kg. Tren kenaikan berlanjut hingga awal 2024, melebihi Rp14.000/kg.

Fluktuasi harga beras diakibatkan oleh faktor ekonomi, cuaca, dan kebijakan (Al Haris & Ihsan Fathoni Amri, 2025). Permasalahan ketidakpastian kenaikan dan penurunan harga beras yang terjadi tersebut dapat teratasi dengan memanfaatkan Fuzzy Time Series khususnya model Chen karena dengan tahapannya yang lebih sederhana dibandingkan dengan FTS model Song dan Chissom namun tetap mampu menangkap pola data yang bersifat tidak pasti dan fluktuatif dengan menerapkan prinsip logika fuzzy (Kartika et al., 2024).

B. Metode

Tuliskan Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa rata-rata harga beras di tingkat perdagangan besar (grosir) per kilogram di Indonesia dari bulan Januari tahun 2020 hingga bulan April tahun 2025. Data diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) yang merupakan sumber resmi dan kredibel dalam penyediaan data statistik nasional.

Adapun tahapan algoritma yang digunakan adalah sebagai berikut :

1. Penentuan himpunan semesta (U)

Dalam menentukan himpunan semesta hal pertama yang harus dilakukan adalah mencari nilai maksimal (D_{max}) dan nilai minimum (D_{min}) dari data historis. Maka himpunan semesta (U) dapat didefinisikan sebagai persamaan berikut :

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

Dimana D_1 dan D_2 adalah dua bilangan positif yang ditentukan oleh peneliti

2. Menentukan jumlah interval kelas dengan menggunakan rumus *Sturges*

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

Dengan :

k = jumlah interval

n = banyaknya data observasi

3. Inisialisasi parameter PSO yang terdiri dari jumlah partikel, jumlah iterasi, bobot inersia (w), c_1 , c_2 , r_1 , r_2 , dan Jumlah dimensi
4. Inisialisasi kecepatan pada iterasi pertama untuk semua partikel
5. Inisialisasi posisi awal partikel dalam rentang batas atas dan batas bawah FTS Chen
6. Melakukan perhitungan *Fuzzy Time Series* Chen dengan menggunakan posisi partikel sebagai $U = [u_1, u_2, u_3, \dots, u_k]$

- a. Membentuk interval dan mencari nilai tengah untuk setiap interval menggunakan persamaan berikut :

$$m_j = \frac{(\text{batas bawah} + \text{batas atas})}{2}; j = 1, 2, 3 \dots k \quad \dots (3)$$

- b. Melakukan fuzzifikasi

Fuzzifikasi $Fz_{(t)}$ adalah proses mengubah data numerik ke dalam variabel linguistik atau menjadi bentuk *fuzzy* berdasarkan fungsi keanggotaan. Apabila nilai data historis $Y_{(t)}$ ada pada interval u_1 maka data tersebut difuzzifikasikan menjadi A_1 .

- c. Menentukan *Fuzzy Logic Relationship* (FLR)

FLR dibangun berdasarkan hasil fuzzifikasi data historis. Jika terdapat dua himpunan *fuzzy* berurutan, yaitu $A_{i(t-1)}$ dan $A_{i(t)}$ hubungan logika *fuzzy* dapat dinyatakan sebagai aturan transisi antara keduanya. Hubungan ini dapat dinyatakan dengan notasi $A_1 \rightarrow A_2$

Dimana A_1 merupakan fuzzifikasi pada saat $(t - 1)$ atau keadaan sebelumnya, sedangkan A_2 adalah *current state* atau keadaan saat ini pada waktu ke- t .

- d. Melakukan *Fuzzy Logic Relationship Group* (FLRG)

Fuzzy Logic Relationship Group (FLRG) adalah kelompok dari *Fuzzy Logic Relationship* (FLR) yang memiliki *current state* yang sama. Dengan kata lain, FLRG mengelompokkan semua *next states* yang berhubungan dengan suatu *current state* yang seragam.

- e. Melakukan peramalan nilai linguistik

- f. Menentukan defuzzifikasi dan peramalan periode baru

Defuzzifikasi adalah proses mengubah nilai *fuzzy* hasil prediksi $F_{(t)}$ menjadi nilai numerik $\hat{Y}_{(t)}$ yang dapat diinterpretasikan. Misalkan $F_{(t)} = A_{i_1}, A_{i_2}, \dots, A_{i_p}$, maka persamaan untuk mencari nilai peramalan akhir adalah sebagai berikut:

Dengan

m_{i_j} = nilai tengah dari himpunan *fuzzy* A_i

p = banyaknya jumlah nilai tengah

7. Perhitungan nilai *fitness* untuk setiap partikel

Nilai *fitness* diperoleh dari nilai *error* MAPE yang dihasilkan dari FTS Chen

$$\text{fitness} = \text{MAPE} = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_{(t)} - \hat{Y}_{(t)}}{Y_{(t)}} \right|}{n} \times 100\% \quad \dots (4)$$

8. Menentukan P_{best} setiap partikel dari nilai *fitness* terkecil, dan G_{best} dari P_{best} dengan nilai *fitness* atau nilai MAPE terkecil

9. Memperbarui kecepatan partikel menggunakan persamaan berikut :

$$v_{p,d}(t+1) = wv_{p,d}(t) + c_1r_1 \left(P_{best\ p,d}(t) - x_{p,d}(t) \right) + c_2r_2 \left(G_{best\ p,d}(t) - x_{p,d}(t) \right) \quad \dots (5)$$

Dengan :

$v_{p,d}(t+1)$ = Kecepatan partikel ke p , pada dimensi ke d , pada iterasi ke $t +$

$v_{p,d}(t)$ = Kecepatan partikel ke p , pada dimensi ke d , pada iterasi ke-

w = Bobot inersia, ditentukan oleh penelitian

c_1 = Faktor skala kognitif

c_2 = Faktor skala sosial

r_1 dan r_2 = Bilangan random range $[0,1]$

$P_{best\ p,d}(t)$ = Nilai P_{best} ke p , pada dimensi ke d , pada iterasi ke- t

$G_{best\ p,d}(t)$ = Nilai G_{best} ke p , pada dimensi ke d , pada iterasi ke- t

$x_{p,d}(t)$ = Posisi partikel ke p , pada dimensi ke d , pada iterasi ke- t

10. Pembaruan posisi partikel

Posisi setiap partikel diubah berdasarkan kecepatan partikel itu sendiri dengan menggunakan persamaan berikut :

$$x_{p,d}(t+1) = x_{p,d}(t) + v_{p,d}(t+1) \quad \dots (6)$$

11. Jika sudah mencapai konvergen, maka algoritma PSO selesai. Jika tidak, maka lanjutkan iterasi selanjutnya dengan memperbarui kecepatan dan posisi

12. Menentukan posisi partikel terbaik sebagai panjang interval FTS Chen

13. Melakukan peramalan menggunakan posisi partikel terbaik.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

1. Bagian Penentuan himpunan semesta (U)

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

$$U = [10.351 - 351; 14.528 + 472]$$

$$U = [10.000; 15.000]$$

2. Menentukan jumlah interval kelas dengan menggunakan rumus *Sturges*

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

$$K = 1 + 3,322 \times \log(64)$$

$$K = 6.96 \approx 7$$

3. Inisialisasi parameter *Particle Swarm Optimization*

Tabel 1. Inisialisasi Parameter PSO

Parameter PSO	Deskripsi	Nilai
Jumlah Partikel	Setiap partikel mewakili satu solusi. Jumlah idealnya 20–30 partikel	20
Iterasi Maksimum	Batas perulangan tertinggi dalam proses algoritma	1000
Dimensi Partikel	Jumlah variabel yang dioptimasi, dalam FTS dimensi didapat dari jumlah kelas interval dikurangi 1	6
Bobot Inersia (w)	Mengatur pengaruh kecepatan sebelumnya. disarankan 0,7–0,9 (Bansal <i>et al.</i> , 2011)	0,7
c_1	Mengukur pengaruh <i>personal best</i> , disarankan 0,7–0,8 (Clerc, 2006)	0,7
c_2	Mengukur pengaruh <i>global best</i> , disarankan 1,5–1,7 (Clerc, 2006)	1,5
r_1 & r_2	Membantu membuat pencarian solusi lebih bervariasi, sehingga tidak terjebak di solusi lokal. Nilainya dalam rentang 0 sampai 1	0,960 & 0,686

4. Inisialisasi kecepatan pada iterasi pertama untuk semua partikel

Tabel 2. Kecepatan Awal Partikel

	V1	V2	V3	V4	V5	V6
1	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

20	0	0	0	0	0	0
----	---	---	---	---	---	---

5. Inisialisasi Posisi Awal Partikel

Posisi awal partikel diinisialisasi berdasarkan rentang antara batas atas dan batas bawah pada FTS Chen. Namun, kedua batas tersebut tidak disertakan dalam proses inisialisasi karena bersifat tetap. Selain itu, posisi setiap partikel harus disusun secara menaik (*ascending*) pada setiap iterasi untuk menjaga keteraturan interval.

Tabel 3. Inisialisasi Posisi Awal Partikel

	X1	X2	X3	X4	X5	X6
1	10851	11351	11851	12631	13131	14416
2	10964	11464	11964	12464	12964	13925
3	10942	11532	12574	13074	13574	14314
4	10744	11727	12227	12727	13555	14055
5	10949	11700	12563	13235	13735	14338
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20	10967	11467	12033	13096	13596	14096

6. Melakukan perhitungan *Fuzzy Time Series* Chen

Berikut adalah proses perhitungan nilai MAPE dari partikel 1:

- Membentuk interval dan mencari nilai tengah untuk setiap interval

Tabel 4. Nilai Tengah Interval Partikel 1

Interval	Nilai Linguistik	Batas Bawah	Batas Atas	m_j
U_1	A1	10000	10851	10425.5
U_2	A2	10851	11351	11101
U_3	A3	11351	11851	11601
U_4	A4	11851	12631	12241
U_5	A5	12631	13131	12881
U_6	A6	13131	14416	13773.5
U_7	A7	14416	15000	14708

- Melakukan fuzzifikasi

Dalam fuzzifikasi data numerik diubah menjadi data linguistik berdasarkan interval *fuzzy* yang telah ditentukan sebelumnya. Hasil dari proses fuzzifikasi untuk data harga rata-rata beras ditampilkan pada Tabel berikut:

Tabel 5. Fuzzifikasi Partikel 1

No	Periode	$Y_{(t)}$	u_j	$Fz_{(t)}$
1	Jan-20	12342.74	u_4	A4
2	Feb-20	12355.15	u_4	A4
3	Mar-20	12368	u_4	A4
4	Apr-20	12382.1	u_4	A4
5	May-20	12293.03	u_4	A4
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
64	Apr-25	13728	u_6	A6

- Menentukan *Fuzzy Logic Relationship* (FLR)

FLR yaitu relasi antara himpunan *fuzzy* pada waktu tertentu dengan himpunan *fuzzy* pada waktu berikutnya. Relasi ini digunakan untuk menangkap pola perubahan data dari waktu ke waktu. Hasil penentuan FLR ditampilkan pada tabel berikut:

Tabel 6. FLR Partikel 1

No	Periode	$Y_{(t)}$	u_j	$Fz_{(t)}$	FLR		
1	Jan-20	12342.74	u_4	A4	NA	→	A4
2	Feb-20	12355.15	u_4	A4	A4	→	A4

3	Mar-20	12368	u_4	A4	A4	→	A4
4	Apr-20	12382.1	u_4	A4	A4	→	A4
5	May-20	12293.03	u_4	A4	A4	→	A4
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
64	Apr-25	13728	u_6	A6	A6	→	A6

d. Melakukan *Fuzzy Logic Relationship Group* (FLRG)

Setelah menentukan FLR, langkah berikutnya adalah mengelompokkan hubungan-hubungan (FLRG). Pengelompokan ini dilakukan berdasarkan himpunan *fuzzy* di sisi kiri relasi, sehingga setiap grup berisi seluruh konsekuen (nilai di sisi kanan) yang berkaitan. Hasil pembentukan FLRG ditampilkan pada tabel berikut:

Tabel 7. FLRG Partikel 1

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

e. Melakukan peramalan nilai linguistik

Setelah membentuk FLRG, langkah selanjutnya adalah melakukan peramalan nilai linguistik. Pada tahap ini, nilai *fuzzy* berikutnya diprediksi berdasarkan kelompok FLRG yang telah ditentukan, sehingga dapat diperoleh perkiraan himpunan *fuzzy* untuk periode waktu selanjutnya. Hasil peramalan nilai linguistik ditampilkan pada tabel berikut:

Tabel 8. Peramalan Nilai Linguistik Partikel 1

No	Periode	$Y_{(t)}$	u_j	$Fz_{(t)}$	FLR			$F_{(t)}$
1	Jan-20	12342.74	u_4	A4	NA	→	A4	NA
2	Feb-20	12355.15	u_4	A4	A4	→	A4	A1,A4,A5
3	Mar-20	12368	u_4	A4	A4	→	A4	A1,A4,A5
4	Apr-20	12382.1	u_4	A4	A4	→	A4	A1,A4,A5
5	May-20	12293.03	u_4	A4	A4	→	A4	A1,A4,A5
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
64	Apr-25	13728	u_6	A6	A6	→	A6	A6,A7

f. Menghitung defuzzifikasi dan peramalan periode baru

Tabel 9. Defuzzifikasi Partikel 1

No	Periode	$Y_{(t)}$	$F_{(t)}$	$\hat{Y}_{(t)}$
1	Jan-20	12342.74	NA	NA
2	Feb-20	12355.15	A1,A4,A5	11849.16
3	Mar-20	12368	A1,A4,A5	11849.16
4	Apr-20	12382.1	A1,A4,A5	11849.16
5	May-20	12293.03	A1,A4,A5	11849.16
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
64	Apr-25	13728	A6,A7	14240.75
65	May-25		A6,A7	14240.75

Berdasarkan hasil defuzzifikasi menggunakan Partikel 1, nilai hasil peramalan untuk periode Mei 2025 adalah sebesar Rp14.240,75. Lakukan peramalan menggunakan *Fuzzy Time Series* Chen untuk semua posisi partikel.

7. Perhitungan nilai *fitness* untuk setiap partikel

Tabel 10. Nilai Fitness Posisi Partikel Awal

Partikel	X1	X2	X3	X4	X5	X6	Fitness
1	10851	11351	11851	12631	13131	14416	3.58
2	10964	11464	11964	12464	12964	13925	2.96
3	10942	11532	12574	13074	13574	14314	3.18
4	10744	11727	12227	12727	13555	14055	3.02
5	10949	11700	12563	13235	13735	14338	3.67
6	10460	10960	11835	12492	13284	13784	2.42
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20	10967	11467	12033	13096	13596	14096	2.71

8. Menentukan P_{best} dan G_{best}

P_{best} adalah posisi terbaik suatu partikel berdasarkan perbandingan nilai fitness saat ini dan sebelumnya. Pada iterasi pertama, P_{best} sama dengan posisi awal partikel dan berdasarkan **Tabel 10** nilai *fitness* atau MAPE dari masing-masing partikel, diketahui bahwa partikel ke-6 memiliki nilai *fitness* terkecil, yaitu sebesar 2.42%, maka P_{best} dari partikel ke-6 terpilih sebagai G_{best} atau posisi terbaik secara global pada iterasi ini.

9. Memperbarui kecepatan partikel menggunakan persamaan (5)

Tabel 11. Kecepatan Partikel pada Iterasi ke-2

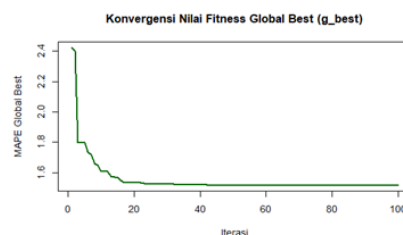
	V1	V2	V3	V4	V5	V6
1	-402.34	-402.34	-16.46	-143.03	157.44	-650.33
2	-518.62	-518.62	-132.74	28.81	329.28	-145.09
3	-495.98	-588.59	-760.43	-598.88	-298.41	-545.37
4	-292.24	-789.24	-403.37	-241.82	-278.86	-278.86
5	-503.18	-761.46	-749.11	-764.55	-464.08	-570.07
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20	-521.70	-521.70	-203.74	-621.52	-321.05	-321.05

10. Memperbarui posisi partikel menggunakan persamaan (6)

Tabel 12. Posisi Partikel pada Iterasi ke-2

	X1	X2	X3	X4	X5	X6
1	10448.66	10948.66	11834.54	12487.97	13288.44	13765.67
2	10445.38	10945.38	11831.26	12492.81	13293.28	13779.91
3	10446.02	10943.41	11813.57	12475.12	13275.59	13768.63
4	10451.76	10937.76	11823.63	12485.18	13276.14	13776.14
5	10445.82	10938.54	11813.89	12470.45	13270.92	13767.93
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20	10445.30	10945.30	11829.26	12474.48	13274.95	13774.95

11. Jika sudah mencapai konvergen, maka algoritma PSO selesai. Jika tidak, maka lanjutkan iterasi selanjutnya dengan memperbarui kecepatan dan posisi

**Gambar 1.** Plot Konvergensi Nilai Fitness

Nilai fitness G_{best} menurun signifikan pada awal iterasi, dari 2,42% (iterasi ke-1) menjadi 1,79% (iterasi ke-3), lalu stabil hingga iterasi ke-5. Penurunan berlanjut secara bertahap hingga 1,51% pada iterasi ke-81, dan tidak menunjukkan perubahan berarti hingga iterasi ke-100. Dengan demikian, proses optimasi dihentikan.

12. Menentukan posisi partikel terbaik sebagai panjang interval FTS Chen

Tabel 13. pada Iterasi ke-100

Partikel	P_{best}						Fitness
	X1	X2	X3	X4	X5	X6	
1	10471.00	10772.00	11013.72	11974.88	12944.78	13502.06	1.51
2	10471.00	10772.00	11013.72	11974.88	12944.78	13502.06	1.51
3	10471.00	10772.00	11013.72	11974.88	12944.78	13502.06	1.51
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
18	10471.00	10772.00	11013.72	11974.88	12944.78	13502.06	1.51
19	10471.00	10772.00	11013.72	11974.88	12944.78	13502.06	1.51
20	10471.00	10772.00	11013.72	11974.88	12944.78	13502.06	1.51

Setelah 100 iterasi, diperoleh solusi terbaik (G_{best}) yang merupakan *personal best* (P_{best}) partikel ke-18. Pada iterasi akhir, seluruh partikel memiliki posisi yang sama, menandakan konvergensi. Indeks G_{best} tetap pada partikel ke-18 karena ia pertama kali mencapai nilai *fitness* terbaik.

13. Melakukan peramalan menggunakan posisi partikel terbaik

Berdasarkan posisi optimal panjang interval *fuzzy* yang diperoleh melalui PSO, hasil peramalan menunjukkan bahwa rata-rata harga beras grosir di Indonesia pada bulan Mei 2025 diperkirakan mencapai Rp13.737,22 dengan nilai MAPE sebesar 1,51%. Nilai ini lebih kecil dibandingkan peramalan FTS tanpa optimasi PSO, yang menghasilkan MAPE sebesar 2,18% dengan hasil peramalan sebesar Rp13.928,57.

D. Kesimpulan

Peramalan harga beras grosir periode berikutnya sebesar Rp13.737,32 diperoleh dari interval *fuzzy* yang dioptimalkan dengan PSO. Optimasi ini meningkatkan akurasi model, ditunjukkan dengan penurunan MAPE dari 2,18% (tanpa PSO) menjadi 1,51%, karena pembagian interval menjadi lebih tepat dan pola harga lebih akurat terdeteksi.

Ucapan Terimakasih

Ucapan terima kasih disampaikan kepada semua pihak yang telah membantu dalam proses penelitian ini, baik secara langsung maupun tidak langsung. Penulis juga mengapresiasi dukungan dari pihak-pihak yang telah memberikan hibah atau dana yang memungkinkan terlaksananya kegiatan riset ini.

Daftar Pustaka

- Al Haris, M., & Ihsan Fathoni Amri, Ms. (2025). *Prediksi Harga Beras di Pasar Grosir Indonesia Pada Tahun 2018-2023 Menggunakan Metode Triple Exponential Smoothing Holt-Winters*. 14(1), 31–41. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.14.1.31-41>
- BPS. (2023). *Indeks Harga Perdagangan Besar Indonesia (2018=100) Tahun 2022*. Badan Pusat Statistik.
- Clerc, M. (2006). Particle Swarm Optimization. In *Particle Swarm Optimization*. ISTE.
- Ekananta, Y., Muflikhah, L., & Dewi, C. (2018). Penerapan Metode Average-Based Fuzzy Time Series Untuk Prediksi Konsumsi Energi Listrik Indonesia. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(3), 1283–1289.

- Elfajar, A. B., Setiawan, B. D., & Dewi, C. (2017). Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Kota Batu Menggunakan Metode Time Invariant Fuzzy Time Series. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (J-PTIIK) Universitas Brawijaya*, 1(2), 85–94.
- Fauziah, G., & Sunendiari, S. (2021). Estimasi Pseudo Poisson Maximum Likelihood untuk Mengatasi Masalah dalam Model Log-Linear pada Kasus Kusta di Jawa Barat Tahun 2018. *Jurnal Riset Statistika*, 1(1), 57–62. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i1.147>
- Fazrilillah, U. N., & Rohaeni, O. (2024). Penerapan Metode Holt's Exponential Smoothing Dalam Memprediksi Jumlah Nasabah Kredit. *DataMath: Journal of Statistics and Mathematics*, 2(1), 11–16.
- Gapari, M. Z. (2021). Pengaruh Kenaikan Harga Beras Terhadap Kesejahteraan Petani di Desa Sukaraja. *PENSA : Jurnal Pendidikan Dan Ilmu Sosial*, 3(1), 14–26.
- Gunantara, N. (2018). Teknik Optimasi. *Telecommunication*, 1(October), 97.
- Ihsanuddin, A. D., Ispriyanti, D., & Tarno, T. (2023). Penerapan Metode Fuzzy Time Series Menggunakan Particle Swarm Optimization Algorithm untuk Peramalan Indeks Saham Lq45. *Jurnal Gaussian*, 12(1), 10–19. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.12.1.10-19>
- Ismiarti, D., Nafisah, S., Alisah, E., & Sujarwo, I. (2023). Perbandingan Uji Akurasi Fuzzy Time Series Model Cheng dan Lee dalam Memprediksi Perkembangan Harga Cabai Rawit. 2(April), 154–160.
- Jiang, M., Jiang, S., Zhu, L., Wang, Y., Huang, W., & Zhang, H. (2013). Study on parameter optimization for support vector regression in solving the inverse ECG problem. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2013. <https://doi.org/10.1155/2013/158056>
- Kartika, D., Sa, A., Harga, P., Banyumas, K., Ilm, E. J., Sains, M., & Sari, D. K. (2024). Perbandingan Fuzzy Time Series Chen dan Cheng untuk Peramalan Harga Beras di Kabupaten Banyumas Perbandingan Fuzzy Time Series Chen dan Cheng untuk Peramalan Harga Beras di Kabupaten Banyumas. 12(2), 170–174.
- Munirah. (2017). Kajian terhadap Beberapa Metode Optimasi (Survey of Optimization Methods). *Survey of Optimization ... | Munirah*, 5, 45.
- Octania, G. (2021). Peran Pemerintah dalam Rantai Pasok Beras Indonesia. *Cips*, 32, 44.
- Rachman, H. P. S., & Ariani, M. (2016). Penganekaragaman Konsumsi Pangan di Indonesia : Permasalahan dan Implikasi untuk Kebijakan Dan Program aspek kehidupan penduduk , seperti keterjaminan penduduk terhadap pangan yang sosial yang luas (Menko Perekonomian , 2005) undang Pangan nomor 7 tahun. *Kementrian Pertanian RI*, 6(2), 140–154.
- Rahmi Oktavia Maudinatul, & Sunendiari, S. (2021). Aplikasi Model Indeks Tunggal dalam Pembentukan Portofolio Optimal pada Data Harga Saham Indeks IDX30 di Bursa Efek Indonesia. *Jurnal Riset Statistika*, 1(1), 73–82. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i1.305>
- Yurianto, Y. (2020). Analisis Kebijakan Pengendalian Inflasi DKI Jakarta. *BALANCE: Economic, Business, Management and Accounting Journal*, 17(1), 12. <https://doi.org/10.30651/blc.v17i1.4179>
- Zamelina, A. J. F., Astutik, S., Fitriani, R., Fernandes, A. A. R., & Ramifidisoa, L. (2024). Enhancing Weighted Fuzzy Time Series Forecasting Through Particle Swarm Optimization. *Barekeng*, 18(4), 2675–2684. <https://doi.org/10.30598/barekengvol18iss4pp2675-2684>