

PENERAPAN METODE FUZZY TIME SERIES MENGGUNAKAN PARTICLE SWARM OPTIMIZATION ALGORITHM UNTUK PERAMALAN INDEKS SAHAM LQ45

Arya Despa Ihsanuddin^{1*}, Dwi Ispriyanti², Tarno³

^{1,2,3}Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro

*e-mail : despaarya06@gmail.com

DOI: 10.14710/j.gauss.12.1.10-19

Article Info:

Received: 2022-09-01

Accepted: 2022-11-05

Available Online: 2023-05-4

Keywords:

LQ45 Stock Index; Fuzzy Time Series; Interval; Particle Swarm Optimization; SMAPE.

Abstract: Stocks have a volatile nature and it is difficult to predict the ups and downs. Therefore, stock data forecasting is done by investors to get a picture of future results. Fuzzy Time Series is a time series method that is suitable for forecasting fluctuating stock data because it does not require the fulfillment of assumptions such as normality and stationarity, but the Fuzzy Time Series method has weaknesses in determining intervals. So that in this study, interval optimization will be carried out on Fuzzy Time Series with Particle Swarm Optimization algorithm to predict LQ45 stock index data, Particle Swarm Optimization algorithm is used because it produces more optimal interval values compared to other optimization methods such as Genetic Algorithm. The data to be used is the closing price of the LQ45 stock index on January 5, 2020 to December 26, 2021. Forecasting using the Fuzzy Time Series method produces a SMAPE value of 1.53%, then after optimization using the Particle Swarm Optimization algorithm, the SMAPE value decreases to 1, 27%. Therefore, it can be concluded that optimization using Particle Swarm Optimization on Fuzzy Time Series produces a more optimal forecasting value.

1. PENDAHULUAN

Setiap investor yang melakukan investasi di pasar modal memiliki keinginan agar mendapatkan tingkat pengembalian (*return*) saham yang tinggi dan risiko yang rendah. Tetapi saham memiliki sifat yang fluktuatif dan sulit ditebak atau diperkirakan naik turunnya (Oktavia dan Nugraha, 2018). Beberapa investor memiliki cara mereka sendiri untuk bisa memaksimalkan keuntungan yang akan mereka peroleh, salah satunya yaitu dengan melakukan peramalan data saham agar mendapatkan gambaran hasil yang akan datang. Banyak sekali metode yang dapat digunakan ketika akan melakukan sebuah peramalan, salah satunya yaitu metode runtun waktu (*time series*). Metode runtun waktu adalah serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dari waktu ke waktu dan dicatat secara berurutan menurut urutan waktu kejadiannya dengan interval waktu tetap (Wei, 2006).

Salah satu metode runtun waktu yang sering digunakan untuk peramalan adalah Metode *Fuzzy Time Series*. Metode ini memiliki keunggulan dibandingkan dengan metode runtun waktu lain, dimana pada metode *Fuzzy Time Series* tidak mensyaratkan untuk pemenuhan asumsi seperti normalitas dan stasioneritas (Muhammad *et al*, 2021). Untuk itu data indeks saham LQ45 yang memiliki sifat fluktuatif cocok menggunakan metode *Fuzzy Time Series*. Selain itu, metode *Fuzzy Time Series* cenderung memiliki tingkat kesalahan error yang lebih kecil dibandingkan dengan metode peramalan lain. Hal ini dapat diketahui melalui penelitian yang dilakukan Tauryawati dan Irawan (2014), pada penelitian tersebut disimpulkan bahwa penggunaan metode *Fuzzy Time Series* memiliki tingkat kesalahan yang lebih kecil daripada metode Box-Jenkins. Meskipun demikian, metode *Fuzzy Time Series* memiliki beberapa

kelemahan. Menurut Ujianto dan Irawan (2015), metode *Fuzzy Time Series* memiliki kelemahan dalam penentuan nilai interval, mengakibatkan tidak optimalnya pembentukan *fuzzy logic relationship* dan hasil perhitungan akurasi prediksi. Namun panjang atau pendeknya nilai interval tidak berbanding lurus, semakin panjang nilai interval yang ada tidak membuat nilai akurasi menjadi lebih kecil (Huarng, 2001). Untuk mengatasi kelemahan *Fuzzy Time Series*, diperlukan algoritma optimasi untuk mencari nilai optimal dari interval *Fuzzy Time Series* dan algoritma yang akan digunakan adalah *Particle Swarm Optimization*.

Particle Swarm Optimization merupakan metode optimasi berbasis populasi yang terinspirasi dari perilaku sosial sekawanan burung dan ikan dalam mencari makanan, dimana sejumlah partikel akan dibangkitkan kemudian membuat kerumunan (*swarm*) yang berkembang melintasi ruang multidimensional untuk mencari daerah yang memiliki solusi optimal (Suyanto, 2018). Berdasarkan penelitian Sukmawan (2015) menunjukkan penggunaan *Particle Swarm Optimization* dalam mencari nilai interval yang optimal dari *Fuzzy Time Series* terbukti berhasil membuat nilai error yang ada menjadi lebih kecil. Selain itu, dibandingkan dengan metode optimasi lain seperti *Genetic Algorithm*, metode *Particle Swarm Optimization* terbukti lebih efektif dalam mengoptimalkan nilai interval (Kuo et al, 2009). Berdasarkan uraian di atas, maka akan dilakukan peramalan indeks saham LQ45 pada data bulan Januari 2020 sampai Desember 2021. Peramalan akan dilakukan menggunakan algoritma *Particle Swarm Optimization* untuk mengoptimasi interval pada metode *Fuzzy Time Series*. Kemudian dari hasil peramalan, akan dilakukan perhitungan nilai error untuk mengetahui metode yang menghasilkan nilai peramalan terbaik.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Metode *Fuzzy Time Series* merupakan metode prediksi yang dikemukakan pertama kali oleh Song dan Chissom pada tahun 1993. Menurut Marzaen (2019), *Fuzzy time series* adalah metode yang memakai konsep dasar *fuzzy set* sebagai dasar pada perhitungan untuk menentukan nilai peramalan pada suatu data yang ingin diramalkan di mana data historis tersebut dibuat dalam nilai-nilai linguistik. Terdapat beberapa langkah untuk melakukan peramalan menggunakan *Fuzzy Time Series* sebagai berikut (Chen, 1996) :

1. Menentukan *Universe of Discourse* / Semesta Pembicaraan U

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

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

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

2. Menentukan panjang interval Semesta Pembicaraan

Penentuan interval dilakukan dengan langkah – langkah sebagai berikut :

a. Menentukan jumlah interval kelas dengan menggunakan rumus Sturges

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

dengan :

K : jumlah interval

n : banyaknya data

b. Menentukan panjang interval kelas menggunakan persamaan berikut :

$$l = \frac{[(D_{max}+D_2)-(D_{min}-D_1)]}{\text{Banyaknya interval kelas (K)}} \quad (3)$$

3. Membentuk himpunan *fuzzy* untuk semesta pembicaraan

Membentuk himpunan *fuzzy* yang dibentuk berdasarkan pembagian semesta pembicaraan (U). Misalkan $U = [U_1, U_2, U_3, U_4, \dots, U_n]$ dengan U_1 adalah nilai yang mungkin dari U , dan misalkan A_i himpunan *fuzzy* dalam himpunan universal U , maka himpunan *fuzzy* A_i dirumuskan sebagai berikut:

$$A_i = \frac{f_{A_i}(u_1)}{u_1} + \frac{f_{A_i}(u_2)}{u_2} + \frac{f_{A_i}(u_3)}{u_3} + \dots + \frac{f_{A_i}(u_i)}{u_i} \quad (4)$$

Dengan $f_{A_i}(u_i)$ adalah derajat keanggotaan dari u_i ke A_i . Nilai derajat keanggotaan dari $f_{A_i}(u_i)$ memiliki aturan sebagai berikut (Boaisha dan Amaitik, 2010):

Aturan 1 : Apabila data historis A_i ada pada u_i , sehingga derajat keanggotaan untuk u_i adalah 1, dan u_{i+1} adalah 0,5 dan jika bukan u_i dan u_{i+1} maka dinyatakan nol.

Aturan 2 : Jika data historis A_i ada pada u_i , $1 \leq i \leq n$ sehingga derajat keanggotaan untuk u_i adalah 1, untuk u_{i-1} dan u_{i+1} adalah 0,5 dan jika bukan u_i , u_{i-1} , dan u_{i+1} maka dinyatakan nol.

Aturan 3 : Jika data historis A_i ada pada u_i , sehingga derajat keanggotaan untuk u_i adalah 1, dan u_{i-1} adalah 0,5 dan jika bukan u_i dan u_{i-1} maka dinyatakan nol.

Sehingga dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} A_1 &= \frac{1}{u_1} + \frac{0.5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} \dots + \frac{0}{u_n} \\ A_2 &= \frac{0.5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0.5}{u_3} + \frac{0}{u_4} \dots + \frac{0}{u_n} \\ A_3 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0.5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0.5}{u_4} \dots + \frac{0}{u_n} \\ &\vdots \\ A_n &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \dots + \frac{0.5}{u_{n-1}} + \frac{1}{u_n} \end{aligned} \quad (5)$$

4. Menentukan Fuzzy Logic Relationship (FLR)

Fuzzy Logic Relationship (FLR) dibentuk berdasarkan nilai *fuzzifikasi* data historis. Jika $F(t-1)$ difuzzikan sebagai A_1 dan F_t sebagai A_2 , maka A_1 berelasi dengan A_2 dan dapat dinyatakan dengan notasi berikut :

$$A_1 \rightarrow A_2$$

Dimana A_1 merupakan *current state* $F(t-1)$ dan A_2 adalah *next state* pada waktu ke t . *Fuzzy Logic Relationship* (FLR) menghubungkan relasi antara nilai linguistik yang ditentukan berdasarkan tabel *fuzzifikasi*

5. Menentukan Fuzzy Logic Relationship Group (FLRG)

Fuzzy logic relationship group (FLRG) merupakan kumpulan dari *fuzzy logic relationship* yang memiliki *current state* yang seragam.

6. Menentukan Defuzzifikasi nilai peramalan

Defuzzifikasi adalah langkah untuk melakukan perhitungan terhadap hasil prediksi. Terdapat beberapa aturan prediksi yang harus diperhatikan yaitu sebagai berikut:

a. Jika *Fuzzy Logic Relationship Group* (FLRG) A_i adalah kosong ($A_i \rightarrow \neq$) maka nilai peramalan $F(t)$ adalah nilai tengah dari interval u_i pada kelompok relasi logika *fuzzy* yang terbentuk pada data ke- i

$$F(t) = m_i \quad (6)$$

Dengan m_i merupakan nilai tengah dari data ke- i

- b. Jika *Fuzzy Logic Relationship Group* (FLRG) A_i adalah relasi satu ke satu ($A_1 \rightarrow A_2$), maka hasil peramalan adalah m_2 yaitu nilai tengah dari interval u_2
 Pada FLRG yang terbentuk
- c. Jika *Fuzzy Logic Relationship Group* (FLRG) A_j adalah relasi satu ke banyak ($A_j \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_n$), jika kumpulan data $F(t-1)$ pada saat $t-1$ yang berada pada *state* A_j , maka hasil peramalan adalah sebagai berikut :

$$F(t) = \frac{m_1 + m_2 + \dots + m_n}{n} \quad (7)$$

dengan:

m_i : nilai tengah interval ke- i

n : Jumlah himpunan *fuzzy*

Particle Swarm Optimization (PSO) merupakan metode optimasi berbasis populasi yang dikembangkan oleh Russell Eberhart dan James Kennedy pada tahun 1995. Teknik optimasi ini terinspirasi dari perilaku sosial sekawanan burung dan ikan dalam mencari makanan (Sukmawan, 2015). Algoritma PSO dimulai dengan suatu populasi yang terdiri atas sejumlah partikel yang dibangkitkan secara acak, dimana satu partikel menyatakan satu calon solusi. Langkah selanjutnya dilakukan perbaruan posisi dan kecepatan setiap partikel secara iteratif untuk menghasilkan solusi baru yang lebih baik. PSO berhenti ketika solusi optimum telah ditemukan atau kondisi tertentu telah tercapai (Suyanto, 2018). Tahapan dalam menjalankan algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) adalah (Hsu, et al., 2010):

1. Inialisasi posisi dan kecepatan awal partikel
2. Menghitung nilai *fitness* dari partikel i
 Nilai *fitness* digunakan untuk menilai seberapa baik dan buruknya sebuah partikel. Untuk menghitung nilai *fitness* dari setiap partikel digunakan persamaan sebagai berikut:

$$fitness = SMAPE = \frac{2}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|F_t - A_t|}{(|A_t| + |F_t|)} \times 100\% \quad (8)$$

3. Menentukan Personal Best (P_{best})
 Dalam menentukan P_{best} pada iterasi pertama, nilai P_{best} akan bernilai dengan partikel awal.
4. Menentukan Global Best (G_{best})
 Nilai G_{best} didapatkan dari P_{best} yang memiliki nilai *fitness* terkecil
5. Memperbarui kecepatan dan posisi partikel
 Memperbarui kecepatan partikel dengan menggunakan persamaan berikut:

$$v_{i,j}(t+1) = wv_{i,j}(t) + c_1r_1(P_{best\ i,j}(t) - x_{i,j}(t)) + c_2r_2(G_{best\ g,j}(t) - x_{i,j}(t)) \quad (9)$$

dengan :

$v_{i,j}(t+1)$: Kecepatan partikel ke i , pada dimensi ke j , pada iterasi ke $t+1$

$v_{i,j}(t)$: Kecepatan partikel ke i , pada dimensi ke j , pada iterasi ke t

W : Bobot inersia, ditentukan oleh peneliti dengan nilai $[0,1]$

c_1 : Koefisien partikel kognitif

c_2 : Koefisien partikel sosial

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

$P_{best\ i,j}(t)$: Nilai P_{best} ke i , pada dimensi ke j , pada iterasi ke t

$G_{best\ i,j}(t)$: Nilai G_{best} ke i , pada dimensi ke j , pada iterasi ke t

$X_{i,j}(t)$: Posisi partikel ke i , pada dimensi ke j , pada iterasi ke t

Pembaruan posisi partikel dilakukan untuk mengetahui posisi terbaru pada setiap partikel ke i dengan menggunakan persamaan berikut:

$$X_{i,j}(t + 1) = X_{i,j}(t) + V_{i,j}(t + 1) \quad (10)$$

dengan :

$X_{i,j}(t + 1)$: Posisi partikel ke i , pada dimensi ke j , pada iterasi ke $t + 1$

$X_{i,j}(t)$: Posisi partikel ke i , pada dimensi ke j , pada iterasi ke t

$V_{i,j}(t + 1)$: Posisi partikel ke i , pada dimensi ke j , pada iterasi ke $t + 1$

6. Memperbarui posisi terbaik ($Pbest$) dari partikel i berdasarkan nilai $fitness$ partikel tersebut pada iterasi saat ini dibandingkan dengan iterasi sebelumnya
7. Memperbarui posisi terbaik dari keseluruhan partikel ($Gbest$) dari berdasarkan nilai $fitness$ dari seluruh partikel
8. Selama belum mencapai iterasi maksimum, ulangi langkah 2 – 7.

Tujuan dalam analisis time series adalah untuk meramalkan nilai masa depan (Wei, 2006). Tingkat akurasi atau performansi prediksi dari suatu metode dapat dilihat dengan melakukan perhitungan nilai error dari hasil prediksi yang telah dilakukan. Jika nilai error yang dihasilkan semakin kecil, maka hasil peramalan akan semakin mendekati nilai aktual. Metode yang dapat digunakan untuk menghitung nilai error dari model peramalan, yaitu Symmetric Mean Absolute Percentage Error (SMAPE). SMAPE merupakan pendekatan yang dilakukan ketika besar variabel ramalan digunakan sebagai evaluasi ketetapan ramalan. Rumus SMAPE adalah (Rachim *et al.*, 2020):

$$SMAPE = \frac{2}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|F_t - A_t|}{(|A_t| + |F_t|)} \times 100\% \quad (11)$$

dengan :

n : banyak data

A_t : data aktual

F_t : data hasil ramalan

Kriteria prediksi berdasarkan nilai SMAPE dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Kriteria Prediksi SMAPE

Nilai SMAPE	Pengertian
$\leq 10\%$	Kemampuan prediksi sangat baik
$10\% < x \leq 20\%$	Kemampuan prediksi baik
$20\% < x \leq 50\%$	Kemampuan prediksi cukup
$> 50\%$	Kemampuan prediksi buruk

3. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder, yaitu harga penutupan (closing price) dari indeks saham LQ45 yang diperoleh melalui situs www.finance.yahoo.com. Terdapat satu variabel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data harga penutupan saham mingguan LQ45 periode Januari 2020 sampai dengan Desember 2021 sejumlah 104 data.

Analisis data dengan metode Fuzzy Time Series dan Algoritma Particle Swarm Optimization menggunakan bantuan software Microsoft Excel dan RStudio. Adapun langkah-langkah algoritma untuk mencapai tujuan penelitian dalam tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Menyiapkan data indeks saham LQ45

2. Menentukan semesta pembicaraan dan panjang interval
3. Input parameter PSO yang terdiri dari jumlah partikel, jumlah iterasi, bobot inersia (w), kombinasi $c_1 r_1$ dan $c_2 r_2$
4. Inisialisasi kecepatan dan posisi awal partikel
5. Melakukan perhitungan *fuzzy time series* dengan langkah sebagai berikut:
 - a. Membentuk himpunan *fuzzy*
 - b. Melakukan fuzzifikasi
 - c. Membentuk *fuzzy logic relationship* (FLR)
 - d. Membentuk *fuzzy logic relationship group* (FLRG)
 - e. Melakukan proses defuzzifikasi
 - f. Menghitung nilai *error* prediksi
6. Perhitungan nilai *fitness* untuk setiap partikel, nilai *fitness diperoleh* dari nilai *error SMAPE* yang dihasilkan dari *fuzzy time series*
7. Memilih posisi terbaik (P_{best}) dari setiap partikel dengan melihat nilai *fitness* terkecil
8. Memilih posisi terbaik dari keseluruhan partikel (G_{best}) dengan nilai P_{best} terkecil
9. Memperbarui posisi partikel dengan menjumlahkan posisi awal partikel dengan kecepatan partikel
10. Jika sudah mencapai *max* iterasi (iterasi yang diinginkan), maka algoritma PSO selesai. Jika tidak, maka ulangi langkah 5 dengan memperbarui iterasi
11. Menentukan posisi partikel terbaik yang akan digunakan sebagai interval *fuzzy time series*, kemudian dilanjutkan perhitungan *symmetric Mean Absolute Percentage Error* (SMAPE)

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Menentukan Himpunan Semesta U

$$\begin{aligned}
 U &= [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2] \\
 &= [624,76 - 14,76, 1029,63 + 10,37] \\
 &= [610, 1040]
 \end{aligned}$$

2. Inisialisasi Parameter Particle Swarm Optimization

Parameter *Particle Swarm Optimization* yang harus diinisialisasikan adalah sebagai berikut:

Tabel 2. Inisialisasi Parameter *Particle Swarm Optimization*

Parameter PSO	Nilai
Jumlah Partikel	5
Jumlah Iterasi	20
Dimensi Partikel	7
Bobot Inersia (w)	0,7
c_1	0,4
c_2	0,6
r_1	1
r_2	1

3. Inisialisasi Kecepatan dan Posisi Awal Partikel

Kecepatan awal partikel diinisialisasikan sama dengan 0 karena masih berada pada iterasi pertama dan partikel masih dalam kondisi diam, belum melakukan pergerakan. Untuk kecepatan awal partikel dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Kecepatan Awal Partikel

	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7
1	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0

Posisi awal partikel diinisialisasikan secara acak dalam rentang batas bawah dan batas atas dari himpunan semesta *Fuzzy Time Series* dengan batas 610 sampai dengan 1040, dengan kondisi kedua nilai tersebut tidak diikutsertakan dalam inisialisasi posisi partikel karena bersifat tetap dan dengan kondisi posisi partikel diurutkan secara *ascending*. Untuk posisi awal partikel dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Posisi Awal Partikel

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
1	682,9851	696,1563	718,0401	766,0656	872,2785	879,8648	989,0445
2	740,839	814,1377	833,8812	874,5223	921,0253	972,5893	1037,216
3	633,6696	656,1309	706,6907	730,3474	809,2755	890,9986	1011,507
4	653,8503	739,4358	795,4767	811,0504	878,5716	926,6267	938,0218
5	735,2521	806,712	918,5117	927,7018	976,1139	980,8215	1018,532

4. Penentuan Nilai SMAPE dari Posisi Awal Partikel PSO

Nilai fitness yang digunakan pada penelitian ini menggunakan nilai SMAPE dari hasil peramalan *Fuzzy Time Series*. Berikut adalah proses perhitungan nilai SMAPE dari partikel 1:

a. Pembentukan Interval

Membagi semesta pembicaraan U menjadi beberapa interval sesuai dengan posisi awal partikel 1, sehingga akan terbentuk interval sebagai berikut

Tabel 5. Interval partikel 1

Interval	Batas Bawah	Batas Atas
U_1	610	682,9851
U_2	682,9851	696,1563
U_3	696,1563	718,0401
U_4	718,0401	766,0656
U_5	766,0656	872,2785
U_6	872,2785	879,8648
U_7	879,8648	989,0445
U_8	989,0445	1040

b. Melakukan Fuzzifikasi

Tahap fuzzifikasi dibentuk berdasarkan interval yang diperoleh dan nilai linguistik yang telah dihitung. Suatu data masuk dalam nilai linguistik tertentu dengan membandingkan derajat keanggotaannya dan kemudian dipilih nilai tertinggi. Sebagai contoh, data tanggal 05 Januari 2020 yang memiliki nilai 1018 merupakan bagian interval U_8 berdasarkan tabel 5 dan bernilai benar dengan derajat keanggotaan 1 pada derajat keanggotaan A_8 .

Tabel 6. Fuzzifikasi partikel 1

No	Tanggal	Data	Fuzzifikasi
1	05/01/2020	1.018,01	A_8
2	12/01/2020	1.029,63	A_8
3	19/01/2020	1.025,50	A_8
4	26/01/2020	961,98	A_7
5	02/02/2020	977,00	A_7
:	:	:	:
104	26/12/2021	931,41	A_7

c. Menentukan FLR dan FLRG

Semua data diubah menjadi bilangan *fuzzy* sesuai dengan interval dan derajat keanggotaan. Setiap bilangan *fuzzy* memiliki hubungan dan dapat ditentukan sebagai FLR dengan bentuk $A_i \rightarrow A_j$. A_i merupakan pengamatan sebelumnya dan A_j merupakan pengamatan saat ini pada data *time series*. Sebagai contoh, data tanggal 12 Januari 2020 mempunyai nilai 1029,63 dan dipengaruhi data sebelumnya pada tanggal 5 Januari 2020 bernilai 1018,01. Berdasarkan tabel 6 kedua data berada pada interval A_8 sehingga FLR yang terbentuk adalah $A_8 \rightarrow A_8$.

Tabel 7. Fuzzy Logic Relationship partikel 1

No	Tanggal	Data	Fuzzifikasi	FLR
1	05/01/2020	1.018,01	A_8	
2	12/01/2020	1.029,63	A_8	$A_8 \rightarrow A_8$
3	19/01/2020	1.025,50	A_8	$A_8 \rightarrow A_8$
4	26/01/2020	961,98	A_7	$A_8 \rightarrow A_7$
5	02/02/2020	977,00	A_7	$A_7 \rightarrow A_7$
:	:	:	:	:
104	26/12/2021	931,41	A_7	$A_7 \rightarrow A_7$

Setelah terbentuk FLR, selanjutnya menentukan FLRG yang merupakan pengelompokan dari setiap perpindahan *state*. Sebagai contoh FLR tanggal 12 Januari 2020 adalah $A_8 \rightarrow A_8$, FLR tanggal 26 Januari 2020 adalah $A_8 \rightarrow A_7$. Kedua FLR menunjukkan bahwa *state* A_8 berhubungan dengan dua *state* lain yaitu A_8 dan A_7 sehingga FLRG yang terbentuk adalah $A_8 \rightarrow A_7, A_8$. Keseluruhan FLRG dapat dilihat pada tabel 8

Tabel 8. Fuzzy Logic Relationship Group Partikel 1

Current State	Next State	Fuzzy Logic Relationship Group
A_1	A_1, A_3, A_4	$A_1 \rightarrow A_1, A_3, A_4$
A_2	A_1	$A_2 \rightarrow A_1$
A_3	A_2, A_3	$A_3 \rightarrow A_2, A_3$
A_4	A_4, A_5	$A_4 \rightarrow A_4, A_5$
A_5	A_1, A_4, A_5, A_6, A_7	$A_5 \rightarrow A_1, A_4, A_5, A_6, A_7$
A_6	A_5, A_7	$A_6 \rightarrow A_5, A_7$
A_7	A_5, A_6, A_7, A_8	$A_7 \rightarrow A_5, A_6, A_7, A_8$
A_8	A_7, A_8	$A_8 \rightarrow A_7, A_8$

d. Peramalan

Hasil Fuzzy Logic Relationship Group (FLRG) yang telah didapatkan, kemudian digunakan langkah selanjutnya yaitu *defuzzifikasi* serta perhitungan nilai ramalan menggunakan Fuzzy Time Series.

Tabel 9. Hasil Peramalan Partikel 1

No	Tanggal	Data	Prediksi	SMAPE
1	05/01/2020	1.018,01		
2	12/01/2020	1.029,63	974,4884	2,751413
3	19/01/2020	1.025,50	974,4884	2,550593
4	26/01/2020	961,98	974,4884	0,64594
5	02/02/2020	977,00	911,0551	3,492741
:	:	:	:	:
104	26/12/2021	931,41	911,0551	1,104763
Total SMAPE				2,084345

Ulangi perhitungan *Fuzzy Time Series* untuk partikel 2, 3, 4 dan 5. Sehingga akan didapat nilai *fitness* atau dalam permasalahan ini adalah nilai SMAPE dari tiap partikel sebagai berikut

Tabel 10. Inisialisasi Partikel Awal dengan nilai *fitness*

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	Fitness
1	717,6975	766,9452	787,5447	831,1396	901,5265	935,4995	1017,947	1,523834
2	740,839	814,1377	833,8812	874,5223	921,0253	972,5893	1037,216	1,504515
3	697,9713	750,935	783,005	816,8523	876,3254	939,9531	1026,932	1,86797
4	706,0436	784,2569	818,5194	849,1335	904,0438	954,2043	997,5384	1,708886
5	738,6042	811,1675	867,7334	895,7941	943,0607	975,8822	1029,742	1,55105

5. Update kecepatan dan posisi partikel

Pembaruan kecepatan dan posisi *Particle Swarm Optimization* dimulai dengan menentukan nilai *pBest* dan *gBest* dari setiap partikel. Kemudian untuk setiap partikel akan dilakukan perhitungan menggunakan persamaan (9) dan (10) untuk mencari kecepatan dan posisi baru dari setiap partikel.

6. Menentukan *pBest* dan *gBest* baru

Mencari nilai *fitness* terbaik dari setiap partikel

7. Menentukan Posisi Partikel Terbaik untuk Fuzzy Time Series

Setelah dilakukan perhitungan menggunakan persamaan (7) dan (8) selama 20 kali iterasi, didapatkan tabel sebagai berikut

Tabel 11. *pBest* pada iterasi ke-20

	Pbest1	Pbest2	Pbest3	Pbest4	Pbest5	Pbest6	Pbest7	Fitness
1	721,9133	775,5913	797,1661	839,8267	905,8152	942,468	1021,285	1,414787
2	717,6175	766,8309	788,5647	831,7736	902,1956	935,583	1017,708	1,505504
3	718,9978	769,6924	791,837	834,6984	903,6419	937,9199	1018,817	1,285327
4	718,99	768,8774	790,6745	833,8522	903,3567	937,1514	1018,996	1,277353
5	718,4142	768,4728	790,5744	833,5425	903,1255	936,9342	1018,311	1,276243

Berdasarkan tabel dapat dilihat bahwa posisi partikel terbaik berada pada partikel ke-5 yang menghasilkan nilai SMAPE sebesar 1,276243.

Pada perhitungan rata – rata SMAPE metode *Fuzzy Time Series* dengan menggunakan *Particle Swarm Optimization* mendapatkan nilai SMAPE yang lebih kecil yaitu sebesar 1,27 % dibandingkan dengan hanya *Fuzzy Time Series* menghasilkan SMAPE sebesar 1,53 %. Hal ini menunjukkan bahwa menggunakan algoritma *Particle Swarm Optimization* untuk mengoptimasi interval yang ada pada *Fuzzy Time Series* berhasil meningkatkan tingkat akurasi peramalan.

5. KESIMPULAN

Dari hasil pembahasan dapat disimpulkan bahwa penggunaan algoritma *Particle Swarm Optimization* untuk peramalan indeks saham LQ45 berhasil mengoptimalkan interval yang ada pada metode *Fuzzy Time Series*. Hal ini dapat diketahui dengan perhitungan nilai *error SMAPE* hasil peramalan yang mengalami penurunan dari 1,53% menjadi 1,27%.

DAFTAR PUSTAKA

- Boaisha, S. M., & Amaitik, S. M. 2010. *Forecasting model based on fuzzy time series approach*. In Proceedings of the 10th International Arab Conference on Information Technology-ACIT . Page. 14 -16.
- Chen, S. M. 1996. *Forecasting enrollments based on fuzzy time series*. *Fuzzy Sets and Systems*, Vol 81. Page 311 - 319. DOI : [https://doi.org/10.1016/0165-0114\(95\)00220-0](https://doi.org/10.1016/0165-0114(95)00220-0).
- Hsu, L. Y. et al. 2010. *Temperature prediction and TAIFEX forecasting based on fuzzy relationships and MTPSO techniques*. *Expert Systems with Applications*. Vol 37 No 4 . Page 2756 - 2770. DOI : 10.1016/j.eswa.2009.09.015.
- Huang, K. 2001. *Effective lengths of intervals to improve forecasting in fuzzy time series*. *Fuzzy Sets and Systems*. Vol 123. Page 387 – 394. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0165-0114\(00\)00057-9](https://doi.org/10.1016/S0165-0114(00)00057-9).
- Kuo, I. H. et al. 2009. *An improved method for forecasting enrollments based on fuzzy time series and particle swarm optimization*. *Expert Systems with applications*. Vol 36 No 3. Page 6108 - 6117. DOI : 10.1016/j.eswa.2008.07.043
- Marzaen, M. Y. 2019. *Penerapan Fuzzy Time Series-Chen Dalam Data Harga Penutupan Saham PT Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk.(IDX: BBNI)*.
- Muhammad, M., Wahyuningsih, S., & Siringoringo, M. 2021. *Peramalan nilai tukar petani subsektor peternakan menggunakan fuzzy time series lee*. *Jambura Journal of Mathematics*. Vol 3 No 1 , Hal 1-15. DOI : <https://doi.org/10.34312/jjom.v3i1.5940>
- Oktavia, I., & Nugraha, K. G. S. 2018. *Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Harga Saham*. *UNEJ e-Proceeding*. Hal 414 – 422.
- Rachim, F., Tarno, T., & Sugito, S. (2020). *Perbandingan Fuzzy Time Series Dengan Metode Chen Dan Metode S.R. Singh (Studi Kasus: Nilai Impor di Jawa Tengah Periode Januari 2014–Desember 2019)*. *Jurnal Gaussian*, Vol. 9 No.3. Hal 306 - 315. DOI: <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v9i3.28912>
- Song, Q., & Chissom, B. S. 1993. *Forecasting enrollments with fuzzy time series—Part I*. *Fuzzy sets and systems*, Vol 54 No 1. Page 1 - 9. DOI : [https://doi.org/10.1016/0165-0114\(94\)90067-1](https://doi.org/10.1016/0165-0114(94)90067-1).
- Sukmawan, N., Umbara, R. F., & Rohmawati, A. A. 2015. *Prediksi Indeks Harga Saham Menggunakan Kombinasi Algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) Dan Time Variant Fuzzy Time Series*. *eProceedings of Engineering*, Vol 2 No 2. Hal 6814 – 6823.
- Suyanto. 2018. *Machine Learning Tingkat Dasar dan Lanjut*. Informatika Bandung.
- Tauryawati, M. L., & Irawan, M. I. 2014. *Perbandingan metode fuzzy time Series cheng dan metode box-jenkins untuk memprediksi IHSG*. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. Vol 3 No 2. Hal A34-A39. DOI : 10.12962/j23373520.v3i2.7985.
- Ujiyanto, Y., dan Irawan, M. 2015. *Perbandingan Performasi Metode Peramalan Fuzzy Time Series yang Dimodifikasi dan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation*. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. Vol 4 No 2. Hal A31-A36. DOI: 10.12962/j23373520.v4i2.11955
- Wei, W. S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. New York: Philadelphia: Pearson.