

PENINGKATAN AKURASI METODE *WEIGHTED FUZZY TIME SERIES* FORECASTING MENGGUNAKAN ALGORITMA EVOLUSI DIFFERENSIAL DAN *FUZZY C-MEANS*

Agus Fachrur Rozy^{*1}, Solimun², Ni Wayan Surya Wardhani

^{1,2,3}Universitas Brawijaya, Malang

Email: ¹agus.rozy@yahoo.com, ²solimun@ub.ac.id, ³wswardhani@ub.ac.id

^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 18 Juli 2023, diterima untuk diterbitkan: 26 September 2023)

Abstrak

Prediksi merupakan bentuk pendekatan dalam mengantisipasi ketidakpastian masa depan. Metode prediksi konvensional mengalami kendala dalam menyesuaikan data dengan asumsi yang digunakan, sehingga diperlukan penerapan Metode *Weighted Fuzzy Time series* (WFTS). Meskipun metode WFTS telah terbukti efektif terdapat tantangan dalam meningkatkan akurasi peramalan yang dihasilkan. Ada dua pendekatan yang sering diterapkan yaitu Algoritma Differensial Evolusi (DE) dan *Fuzzy C-Means* (FCM). Data yang digunakan pada penelitian ini adalah Jakarta Islamic Index (JKII) per bulan dari bulan Agustus 2018 hingga Juli 2023. Informasi yang diambil merupakan data sekunder yang diperoleh dari laman www.yahoo.finance.com. Analisis yang dilakukan yaitu melakukan klasifikasi FCM untuk membentuk kelas interval dan mengoptimasi hasil *forecast* metode WFTS dengan DE. Hasil klasifikasi dengan *Fuzzy C-Means*, ditemukan 7 kluster dengan jumlah keanggotaan yang berbeda. Perhitungan nilai peramalan dilakukan dengan defuzzifikasi dengan mengubah variabel linguistik menjadi bilangan real. Proses transformasi ini melibatkan perkalian antara bobot yang diperoleh dari estimasi *Fuzzy C-Means* dengan nilai titik tengah pada setiap *cluster*. Proses optimalisasi hasil dilakukan dengan menggunakan algoritma. Hasil penelitian menyimpulkan bahwa penggunaan algoritma evolusi differensial meningkatkan ketepatan peramalan dari metode *Weighted Fuzzy Time series* dengan pendekatan penggabungan pembentukan kelas interval melalui metode *Fuzzy C-Means*. Algoritma DE bekerja dengan mencari solusi terbaik dalam ruang parameter yang kompleks melalui iterasi dan evaluasi performa, sehingga mampu meningkatkan performa model peramalan secara signifikan.

Kata kunci: WFTS, FCM, Algoritma DE, MAPE

IMPROVING THE ACCURACY OF *WEIGHTED FUZZY TIME SERIES* FORECASTING METHOD USING DIFFERENTIAL EVOLUTION ALGORITHM AND *FUZZY C-MEANS*

Abstract

Prediction is a form of approach in anticipating future uncertainties. Conventional prediction methods encounter difficulties in adapting data with the assumptions used, necessitating the application of the *Weighted Fuzzy Time Series* (WFTS) method. Although the WFTS method has proven effective, there are challenges in improving the accuracy of the generated forecasts. There are two commonly applied approaches: the *Differential Evolution* (DE) algorithm and *Fuzzy C-Means* (FCM). The data used in this research is the *Jakarta Islamic Index* (JKII) on a monthly basis from August 2018 to July 2023. The information collected is secondary data obtained from the website www.yahoo.finance.com. The analysis conducted involves performing FCM classification to form interval classes and optimizing the forecasting results of the WFTS method with DE. The *Fuzzy C-Means* classification resulted in finding 7 clusters with different membership counts. Forecasting values are calculated through defuzzification by converting linguistic variables into real numbers. This transformation process involves multiplying the weights obtained from the *Fuzzy C-Means* estimation with the mid-point values of each cluster. The optimization process is performed using the DE algorithm. The research findings conclude that the use of the differential evolution algorithm improves the accuracy of the forecasting from the *Weighted Fuzzy Time Series* method with the approach of combining interval class formation through the *Fuzzy C-Means* method. The DE algorithm works by seeking the best solution in a complex parameter space through iterations and performance evaluations, thereby significantly enhancing the performance of the forecasting model.

Keywords: WFTS, FCM, Algoritma DE, MAPE

1. PENDAHULUAN

Prediksi adalah metode yang digunakan untuk menghadapi ketidakpastian di masa depan dengan maksud untuk membuat keputusan yang lebih optimal. (Widiyani dkk., 2022). Metode prediksi yang umum digunakan adalah metode konvensional. Namun metode konvensional seringkali menemui kendala yaitu penyesuaian data terhadap asumsi yang digunakan. Realita yang terjadi bahwa data *time series* memiliki pola yang dapat terjadi tidak hanya dikarenakan faktor numerik namun juga terdapat faktor fundamental (Prasetya dkk., 2020). Situasi tersebut dapat diselesaikan dengan mengadopsi pendekatan yang lebih adaptif untuk mengestimasi fenomena yang terjadi. Salah satunya adalah melalui penerapan konsep *fuzzy time series*. *Fuzzy time series* merupakan ide terbaru dalam kecerdasan buatan yang menggunakan representasi data historis dalam bentuk nilai-nilai linguistik guna menciptakan prediksi yang lebih tepat dan akurat (Fauziah dkk., 2016). Tetapi, algoritma *Fuzzy Time series* memiliki kekurangan pada situasi ketika rentang data atau interval nilai terlalu besar. Kondisi ini dapat menyebabkan hasil peramalan menjadi kurang optimal. Hal tersebut dikarenakan pengulangan yang terjadi di masa lampau tidak diperhatikan apabila terjadi kondisi volatilitas. Oleh karena itu, dilakukan pengembangan dengan memasukkan pembobot yang dikenal sebagai metode *Weighted Fuzzy Time series*.

Metode *Weighted Fuzzy Time series* memiliki kelebihan dalam meramalkan data dengan pola musiman dan non-musiman tanpa memerlukan pemisahan atau pengenalan jenis pola data tersebut (Assidiq dkk., 2017). Meskipun metode *Weighted Fuzzy Time series* (WFTS) telah terbukti efektif dalam beberapa aplikasi, tetap ada tantangan dalam meningkatkan akurasi hasil peramalan yang dihasilkan.

Algoritma WFTS bekerja dengan mengasumsikan bahwa pola data yang terjadi di masa lalu akan berulang di masa depan (Arifah & Sari, M.Si., 2022). Namun, ketidakcocokan pada pola data, seperti adanya perubahan tren atau pola yang tidak stabil, dapat menyebabkan WFTS kesulitan untuk melakukan *forecast* secara akurat dalam menangkap fluktuasi kompleks dalam data *time series*.

Dalam rangka meningkatkan akurasi metode WFTS, telah dilakukan penelitian untuk menggabungkan metode peramalan ini dengan teknik lain yang lebih canggih dan inovatif. Salah satunya adalah dengan mengintegrasikan Algoritma Evolusi Differensial (ED) dan *Fuzzy C-Means* (FCM) dalam konteks peramalan. Kombinasi teknik ini diharapkan dapat mengatasi beberapa kelemahan WFTS dan membantu meningkatkan akurasi peramalan, terutama dalam menghadapi situasi data yang kompleks dan berfluktuasi. Algoritma Evolusi Differensial (ED) adalah metode optimasi yang mampu mengatasi masalah kompleks dengan

mencari solusi terbaik melalui proses iterasi (Julianto, et al., 2021). Algoritma tersebut telah sering digunakan dalam berbagai aplikasi peramalan karena kemampuannya untuk eksplorasi ruang pencarian dan mencapai solusi optimal. Sementara itu, FCM digunakan sebagai metode *clustering* untuk mengelompokkan data berdasarkan tingkat kesamaannya, sehingga memungkinkan pengelompokan yang lebih baik dalam WFTS.

Dengan memanfaatkan kedua teknik ini, diharapkan dapat meningkatkan akurasi peramalan metode WFTS dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Meningkatnya akurasi peramalan ini akan memberikan manfaat yang penting bagi berbagai sektor, termasuk pengambil keputusan bisnis, para investor, dan para praktisi untuk membuat keputusan yang lebih cerdas serta mendapatkan hasil peramalan yang lebih akurat.

2. DATA DAN METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, dilakukan penggunaan data Jakarta Islamic Index (JKII) per bulan dari bulan Agustus 2018 hingga Juli 2023. Jakarta Islamic Index (JKII) adalah suatu indeks saham syariah yang terdiri dari 30 saham syariah paling likuid yang tercatat di Bursa Efek Indonesia (BEI) (Dewi, dkk., 2022). Data yang dimanfaatkan dalam penelitian ini merupakan data sekunder dalam bentuk rangkaian waktu (*time series*) yang diperoleh dari laman www.yahoo.finance.com. Studi kasus yang digunakan yaitu peningkatan akurasi dari kombinasi metode peramalan WFTS dan FCM dengan proses optimisasi menggunakan hasil *forecasting* dengan Algoritma Evolusi Differensial (DE). Permodelan dilakukan dengan menggunakan bantuan software R studio.

3. TINJAUAN PUSTAKA

3.1 *Fuzzy Time series*

Fuzzy time series (FTS) merupakan suatu pendekatan peramalan deret waktu yang berdasarkan pada konsep istilah linguistik dari kumpulan data (Pramana dkk., 2021). Teknik FTS tergolong dalam bentuk non-parametrik. Perbedaan antara metode FTS dengan peramalan konvensional terletak pada penggunaan nilai yang dijadikan dasar dalam proses peramalan. Metode FTS melakukan transformasi himpunan bilangan real ke dalam bentuk himpunan *fuzzy*, dengan memperhatikan batasan himpunan semesta yang telah ditentukan sebelumnya (Nikentari dkk., 2018). Adapun algoritma dari metode FTS adalah:

1) Menentukan himpunan semesta dengan persamaan:

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

2) Pembentukan interval

- 3) Fuzzifikasi dengan mentransformasi bilangan real ke dalam himpunan bilangan *fuzzy*.
- 4) Proses pembentukan *Fuzzy Logic Relationship* (FLR) antara himpunan *fuzzy* berurutan adalah $A_i(t-1)$ dan $A_j(t)$.
- 5) Pembentukan *Fuzzy Logic Relationship Group* (FLRG) dari FLR yang telah terbentuk dari langkah keempat.
- 6) Membentuk pembobotan berdasarkan FLRG yang terbentuk.
- 7) Proses defuzzifikasi dengan mengalikan pembobot dengan nilai tengah dari setiap kelas interval himpunan *fuzzy* yang terbentuk.

3.2 Weighted Fuzzy Time series

Algoritma yang digunakan dalam metode *Weighted Fuzzy Time series* memiliki perbedaan dengan metode *Fuzzy Time series* (FTS) pada tahap defuzzifikasi. Adapun algoritma yang dihasilkan sebagai berikut (Rahmawan dkk., 2019):

- 1.) Definisikan semesta pembicaraan U.
- 2.) Membentuk interval dari semesta pembicaraan U dengan mengadopsi pembagian kelas yang seragam.
- 3.) Mengidentifikasi himpunan *fuzzy* pada semesta pembicaraan yang dinamakan U.
- 4.) Tetapkanlah relasi logika *fuzzy*.
- 5.) Membentuk kelompok dari hubungan logika *fuzzy*.
- 6.) Melakukan defuzzifikasi dengan membentuk pembobot untuk $A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jk}$ disimbolkan w_1, w_2, \dots, w_k adalah:

$$w_i = \frac{w_i}{\sum_{h=1}^k w_i} \quad (2)$$

Dimana $w_1 = 1$ dan $w_i = c^{i-1}$ untuk $c \geq 1$ dan $2 \leq i \leq k$. Kemudian dilakukan bentuk transformasi matriks yaitu:

$$w(t) = \left[\frac{1}{\sum_{h=1}^k w_i}, \frac{c}{\sum_{h=1}^k w_i}, \dots, \frac{c^{k-1}}{\sum_{h=1}^k w_i} \right] \quad (3)$$

7.) Menghitung nilai peramalan dapat dilakukan dengan menggunakan model pembobotan. Pada model ini, nilai akhir peramalan diperoleh melalui perkalian antara hasil matriks defuzzifikasi dan matriks pembobotan dengan persamaan:

$$\hat{F}(t) = M(t) \times w(t)^T \quad (4)$$

$$= [m_{j1}, m_{j2}, \dots, m_{jk}] \times [w'_1, w'_2, \dots, w'_k]^T$$

3.3 Fuzzy C-Means

Fuzzy C-Means Clustering (FCM), yang juga dikenal sebagai *fuzzy Isodata*, merupakan salah satu teknik pengelompokan (*clustering*) yang termasuk dalam kelompok metode Hard K-Means. (Anwar, 2023). FCM menggunakan model pengelompokan *fuzzy*, yang memfasilitasi setiap data menjadi anggota dari seluruh kelas atau *cluster* yang terbentuk dengan tingkat keanggotaan dalam rentang 0 hingga 1 (Sanusi dkk., 2019). Derajat keanggotaan ini menentukan seberapa kuat data berada dalam suatu

kelas atau *cluster*. Adapun algoritma yang digunakan dalam pembentukan *Fuzzy C-Means* adalah sebagai berikut (Ambarsari, et al., 2023):

- 1). Input data yang akan di-*cluster*, misalkan data X berupa matriks berukuran $n \times m$ dimana n = jumlah sampel data dan m = atribut setiap data. X_{ij} merupakan data sampel ke- i ($i = 1, 2, \dots, n$), atribut ke- j ($j = 1, 2, \dots, m$).
- 2). Menentukan jumlah *cluster* (c), pangkat (w), maksimum iterasi ($MaxIter$), error terkecil yang diharapkan (ξ), Fungsi objektif awal yaitu $P_0 = 0$, dan Iterasi awal $t = 1$.
- 3). Membangkitkan bilangan random ($\mu_{ik}, i = 1, 2, \dots, c; k = 1, 2, \dots, n$), dengan bentuk sebagai berikut:

$$U_0 = \begin{bmatrix} \mu_{11}(x_1) & \mu_{12}(x_2) & \dots & \mu_{1c}(x_c) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{n1}(x_1) & \mu_{n2}(x_2) & \dots & \mu_{nc}(x_c) \end{bmatrix} \quad (5)$$

Matriks di atas berisi elemen-elemen matriks partisi awal U. Selanjutnya, matriks partisi dalam *fuzzy clustering* harus memenuhi kondisi sebagai berikut::

$$\mu_{ik} = [0, 1]; (1 \leq i \leq c; 1 \leq k \leq n)$$

$$\sum_{i=1}^n \mu_{ik} = 1; 1 \leq i \leq c \quad (6)$$

$$0 < \sum_{i=1}^n \mu_{ik} < c; 1 \leq k \leq n$$

Setelah itu, dilakukan perhitungan total dari setiap kolom (atribut):

$$Q_j = \sum_{i=1}^c \mu_{ik} \quad (7)$$

Dengan $j = 1, 2, 3, \dots, m$. Terakhir dilakukan perhitungan:

$$\mu_{ik} = \frac{\mu_{ik}}{Q_j} \quad (8)$$

- 4). Melakukan perhitungan pusat *cluster* untuk setiap *cluster* ke- k :

$$V_{ij} = \sum_{k=1}^n \frac{((\mu_{ik})^m * X_{kj})}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m} \quad (9)$$

$$\begin{bmatrix} v_{11} & \dots & v_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{c1} & \dots & v_{cm} \end{bmatrix} \quad (10)$$

- 5). Menghitung fungsi objektif pada iterasi ke- t , P_t menggunakan persamaan:

$$P_t = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c \left(\left[\sum_{j=1}^m (X_{kj} - V_{ij})^2 \right] (\mu_{ik})^m \right) \quad (11)$$

- 6). Menghitung perubahan matriks partisi dengan persamaan:

$$\mu_{ik} = \frac{\left[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{-\frac{1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c \left[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{-\frac{1}{w-1}}} \quad (12)$$

- 7). Melakukan pengecekan kondisi berhenti dengan syarat:

- a) Jika $(|P_t - P_{t-1}| < \xi)$ atau $t < \text{iterasi maksimal}$, maka berhenti;
- b) Jika tidak: maka $t = t + 1$ kemudian ulangi langkah 4.

3.4 Algoritma Evolusi Differensial

Differential Evolution (DE) adalah suatu teknik optimisasi yang dikembangkan oleh *Kenneth Price* dan dipublikasikan pada Oktober 1994 dalam majalah *Dr. Dobbs's Journal* (Julianto, et al., 2021). Metode ini merupakan sebuah pendekatan optimisasi matematis untuk fungsi-fungsi multidimensi dan termasuk dalam kelompok algoritma evolusioner. Adapun tahapan yang digunakan dalam algoritma evolusi differensial (Paillin dkk., 2019):

1) Pada tahap inisialisasi, nilai acak dihasilkan untuk setiap parameter j dari vektor i dalam iterasi g dengan mengasumsikan nilai awal ($g = 0$), yang dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan sebagai berikut:

$$x_{j,i,0} = rand_j(0,1) \cdot (b_{j,U} - b_{j,L}) + b_{j,L} \quad (13)$$

Bilangan acak tersebut dihasilkan berdasarkan distribusi *uniform* pada rentang $[0,1)$ atau dalam kata lain $0 \leq rand_j < 1$ untuk setiap parameter j .

2) Proses selanjutnya adalah melakukan mutase dan rekombinasi populasi awal menjadi populasi baru. Adapun persamaan yang dibentuk untuk vektor mutan $v_{i,g}$ adalah:

$$v_{i,g} = x_{r0,g} + F \cdot (x_{r1,g} - x_{r2,g}) \quad (14)$$

3) Dalam pembentukan *crossover*, vektor uji dibangun dengan mereplikasi nilai-nilai parameter dari dua vektor yang berbeda. Persamaan yang terbentuk dari vektor uji dapat diwakili sebagai berikut:

$$u_{i,g+1} = (u_{1i,g+1}, u_{2i,g+1}, \dots, u_{ni,g+1}) \quad (15)$$

4) Seleksi dalam proses ini terdiri dari dua tahap, yaitu *parent selection* dan *survivor selection*. Pada *parent selection*, vektor dipilih berdasarkan nilai fungsi terbaik dan probabilitas seleksi yang tinggi. Sementara itu, pada *survivor selection*, dilakukan replikasi untuk menentukan vektor mana yang akan bertahan dalam generasi selanjutnya.

5) Setelah melalui tahapan yang sudah dijelaskan sebelumnya dilakukan penghentian iterasi hingga mencapai kondisi optimal.

3.5 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE dihitung dengan membagi jumlah kesalahan absolut pada setiap periode dengan nilai observasi yang sebenarnya untuk periode tersebut. Kemudian, rata-rata persentase kesalahan absolut tersebut dihitung (Junianto, 2017). Pendekatan ini bermanfaat terutama ketika ukuran atau skala variabel yang diramalkan memiliki peranan penting dalam mengevaluasi tingkat akurasi peramalan. MAPE menggambarkan sejauh mana kesalahan dalam peramalan dibandingkan dengan nilai sebenarnya dalam deret. Metode MAPE dapat dihitung menggunakan rumus sebagai berikut (Ash Shidiq dkk., 2022):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - Y'_t|}{Y_t} \quad (16)$$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisis Deskriptif

Statistik deskriptif adalah suatu pendekatan statistik yang bertujuan untuk menyusun dan menganalisis data serta angka dengan tujuan menyajikan gambaran yang terorganisir, ringkas, dan jelas mengenai suatu fenomena, peristiwa, atau kondisi tertentu (Sholikhah, 2016). Adapun statistik deskriptif dari data aktual yang dikumpulkan yaitu:

Tabel 1. Statistik Deskriptif

Deskriptif	Nilai
Jumlah Observasi	60
Minimum	476,39
Maksimum	727,01
Jangkauan	250,62
Median	593,99
Mean	604,42
Standar error	7,63
Ragam	3491,63
Simpangan Baku	59,09

Berdasarkan hasil analisis deskriptif, dapat disimpulkan bahwa data yang diamati terdiri dari 60 observasi. Rentang nilai dalam data berkisar antara 476,39 hingga 727,01, menunjukkan variasi yang signifikan. Nilai median, yaitu nilai tengah dalam data, berada sekitar 593,99, sementara rata-rata dari seluruh data adalah sekitar 604,42. Variabilitas data tercermin dalam nilai ragam sebesar 3491,63 dan simpangan baku sebesar 59,09.

4.2 Klasifikasi FCM

Pada proses klasifikasi FCM dilakukan untuk membentuk kelas interval dalam proses transformasi bilangan real ke dalam bentuk himpunan *fuzzy*. Adapun tabel jumlah keanggotaan pada setiap kelas interval dari hasil perhitungan persamaan (11) yaitu:

Tabel 2. Klasterisasi FCM

Klaster	Jumlah Keanggotaan
1	8
2	10
3	11
4	11
5	7
6	7
7	6

Berdasarkan hasil klasifikasi dengan *Fuzzy C-Means*, ditemukan 7 klaster dengan jumlah keanggotaan yang berbeda. Berdasarkan nilai keanggotaan yang ditemukan menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means*. Setiap klaster memiliki jumlah anggota yang berbeda, yang menunjukkan variasi dalam pola atau karakteristik data tersebut. Jumlah anggota dalam setiap klaster dapat memberikan informasi tentang distribusi dan persebaran data dalam setiap kelompok.

4.3 Perhitungan Pusat Cluster

Perhitungan pusat kluster sangat penting dilakukan untuk memahami karakteristik kluster yang terbentuk. Pusat kluster menggambarkan lokasi titik tengah dari suatu kluster dan memberikan informasi tentang representasi nilai-nilai atribut dalam kluster tersebut. Pada proses peramalan dengan menggunakan WFTS pusat kluster merupakan dasar nilai pendugaan untuk peramalan yang dilakukan. Adapun tabel nilai pusat kluster yang dihasilkan menggunakan persamaan (9) adalah:

Tabel 3. Nilai Tengah tiap Cluster

Cluster	Nilai Tengah
1	596,92
2	571,31
3	550,27
4	695,56
5	620,21
6	658,57
7	520,23

Dari Tabel 4.3 dapat dilihat hasil perhitungan pusat kluster untuk setiap kluster yang terbentuk. Berdasarkan hasil perhitungan pada data yang diberikan, ditemukan tujuh kluster dengan nilai-nilai tengah yang berbeda. Setiap kluster memiliki nilai tengah yang mengindikasikan rentang harga penutupan yang cenderung berkisar di sekitar angka tersebut. Kluster 1 memiliki nilai tengah sebesar 596.92, kluster 2 memiliki nilai tengah 571.31, kluster 3 memiliki nilai tengah 550.27, kluster 4 memiliki nilai tengah 695.56, kluster 5 memiliki nilai tengah 620.21, kluster 6 memiliki nilai tengah 658.57, dan kluster 7 memiliki nilai tengah 520.23. Informasi ini memberikan pemahaman tentang karakteristik masing-masing kluster dalam analisis data harga penutupan.

4.4 Perhitungan Bobot Tiap Cluster

Perhitungan bobot tiap cluster dilakukan berdasarkan jumlah cluster dan hubungan antar himpunan fuzzy yang telah dibentuk. Adapun hasil perhitungan bobot ditunjukkan pada tabel berikut:

Tabel 4. Nilai Bobot tiap Cluster

C	W_1	W_2	W_3	W_4	W_5	W_6	W_7
1	0,25	0,25	0,00	0,00	0,50	0,00	0,00
2	0,20	0,30	0,30	0,00	0,00	0,00	0,20
3	0,10	0,30	0,30	0,00	0,00	0,00	0,30
4	0,00	0,00	0,00	0,73	0,00	0,27	0,00
5	0,43	0,14	0,00	0,00	0,43	0,00	0,00
6	0,00	0,14	0,00	0,43	0,00	0,43	0,00
7	0,00	0,00	0,83	0,00	0,00	0,00	0,17

Tabel 4 menunjukkan nilai bobot untuk tiap cluster yang dihasilkan dari proses pengelompokan atau analisis kluster dengan C menunjukkan cluster. Setiap baris dalam tabel mewakili sebuah cluster,

sementara kolom-kolomnya mewakili bobot untuk setiap atribut atau fitur yang digunakan dalam analisis. Bobot atribut tersebut mengindikasikan tingkat kontribusi atribut terhadap setiap cluster. Pada cluster 1, atribut W_5 memiliki bobot tertinggi yaitu 0,50, sementara atribut W_3 dan W_4 memiliki bobot nol, menunjukkan bahwa atribut tersebut tidak berperan dalam pembentukan cluster tersebut. Dengan menggunakan tabel bobot ini, dapat digunakan dalam proses defuzzyfikasi untuk mendapatkan hasil peramalan model WFTS.

4.5 Hasil Forecasting dengan metode WFTS

Perhitungan nilai peramalan untuk langkah selanjutnya adalah melakukan defuzzyfikasi dengan mengubah variabel linguistik menjadi bilangan real. Proses transformasi ini melibatkan perkalian antara bobot yang diperoleh dari estimasi Fuzzy C-Means dengan nilai titik tengah pada setiap cluster. Dengan melakukan transformasi ini, variabel linguistik yang awalnya didefinisikan pada tiap cluster akan diubah menjadi nilai numerik yang dapat digunakan dalam peramalan. Perhitungan nilai forecasting dihasilkan menggunakan persamaan (4) pada tabel berikut:

Tabel 5. Hasil Forecasting Metode WFTS

Bulan	Harga_Aktual	Forecast
Sep-18	664,92	661,96
Oct-18	651,27	661,96
Nov-18	662,59	661,96
Dec-18	685,22	685,47
Jan-19	727,01	685,47
Feb-19	698,32	685,47
...
Feb-23	577,99	559,9
Mar-23	571,71	559,9
Apr-23	577,28	559,9
May-23	530,52	545,26
Jun-23	542,46	552,23
Jul-23	557,58	552,23

Pada Tabel 5 menampilkan hasil forecasting harga menggunakan metode *Weighted Fuzzy Time series* (WFTS) untuk periode Sep-18 hingga Jul-23. Pada awal periode, dari Sep-18 hingga Nov-18, prediksi menggunakan nilai yang sama yaitu 661,96. Kemudian, pada bulan Desember 2018, prediksi mulai meningkat dan mendekati harga aktual yang sebenarnya yaitu 685,22. Selanjutnya, dalam beberapa bulan berikutnya, metode WFTS menunjukkan tingkat akurasi yang baik dengan prediksi yang dekat dengan harga aktual, seperti pada Jan-19 sebesar 685,47 dan harga aktual sebesar 727,01 dan Feb-19 nilai forecast: 685,47 dan Harga_Aktual sebesar 698,32. Selain itu, nilai forecasting dan data aktual memiliki kecenderungan

turun, Hal ini dikarenakan adanya penurunan pada *forecasting* 6 periode awal dan periode akhir. Info harga turun tersebut menghasilkan saran untuk investor membeli saham IHSB dikarenakan harga yang ditawarkan periode mendatang lebih rendah daripada saat ini.

4.6 Optimasi Hasil *Forecast* dengan Algoritma ED

Proses optimalisasi yang dilakukan dengan algoritma DE didasari pada inisialisasi, mutasi, *crossover* dan seleksi untuk mengevaluasi hasil peramalan yang dilakukan dengan WFTS sehingga didapat nilai error yang kecil menggunakan persamaan (13), (14), dan (15). Penerapan algoritma DE dalam pencarian parameter alpha dan beta secara iterative. Nilai alpha adalah bobot yang diberikan pada data aktual, mengontrol sejauh mana data masa lalu berkontribusi dalam prediksi masa depan. Sementara itu, nilai beta adalah bobot yang diberikan pada *forecast* periode sebelumnya, mengatur dampak perubahan peramalan sebelumnya pada peramalan saat ini. Kedua parameter ini memiliki nilai antara 0 hingga 1, di mana 0 berarti peramalan hanya didasarkan pada beta, sedangkan 1 berarti peramalan hanya bergantung pada data aktual.

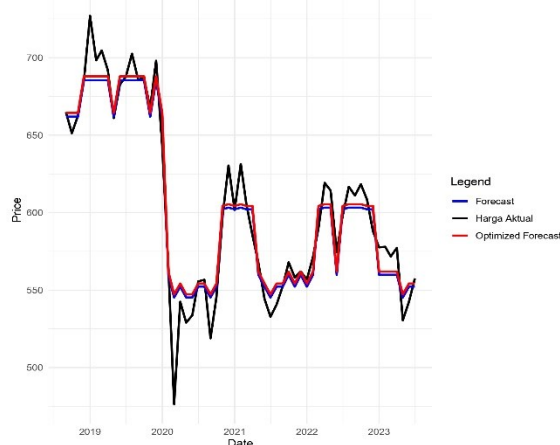
Proses optimasi dengan DE membantu mencari solusi terbaik di antara banyak kemungkinan kombinasi nilai alpha dan beta yang memungkinkan sebagai bentuk evaluasi dari hasil *forecast* menggunakan WFTS. Pada awalnya, tingkat kesalahan yang dihasilkan adalah 295,67 dengan alpha sebesar 0,93 dan beta sebesar 47,77. Selanjutnya, melalui serangkaian iterasi, tingkat kesalahan berhasil diperbaiki menjadi 244,72 dengan alpha sebesar 1,0036 dan beta sebesar 0. Hal ini menandakan bahwa kombinasi nilai alpha dan beta tersebut menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan mendekati nilai aktual dari dataset. Hasil kombinasi alpha dan beta yang dihasilkan dari optimasi DE dengan 200 iterasi menghasilkan nilai *forecast* sebagai berikut:

Tabel 6. Perbandingan Nilai Data Aktual, *Forecast* WFTS dan DE

Date	Harga Aktual	Forecast WFTS	Optimized Forecast DE
Sep-18	664.92	661.96	664.3658
Oct-18	651.27	661.96	664.3658
Nov-18	662.59	661.96	664.3658
Dec-18	685.22	685.47	687.9612
Jan-19	727.01	685.47	687.9612
Feb-19	698.32	685.47	687.9612
...
Mar-23	571.71	559.9	561.9349
Apr-23	577.28	559.9	561.9349
May-23	530.52	545.26	547.2417
Jun-23	542.46	552.23	554.237

Date	Harga Aktual	Forecast WFTS	Optimized Forecast DE
Jul-23	557.58	552.23	554.237
Jul-23	557.58	552.23	554.237

Dari Tabel 6 menunjukkan hasil generalisasi dari metode *Weighted Forecasting Time series* (WFTS) dengan model alpha dan beta yang dioptimasi. Data aktual harga tercatat dari bulan September 2018 hingga Juli 2023, sedangkan *forecast* yang dihasilkan dari model WFTS adalah 661.96 hingga 552.23. Setelah dilakukan optimasi, nilai *forecast* yang optimal adalah sekitar 664.3658 hingga 687.9612. Secara keseluruhan, model ini mampu memberikan perkiraan yang cukup dekat dengan data aktual. Untuk menggambarkan hasil peramalan dan perbandingan dengan data aktual, kita dapat menggunakan grafik garis dengan sumbu-*x* yang menampilkan tanggal dari September 2018 hingga Juli 2023 dan sumbu-*y* yang menampilkan harga aktual dan nilai *forecast* dari metode WFTS. Adapun hasil visualisasi ditunjukkan sebagai berikut:



Gambar 1. Grafik Data Aktual, *Forecast* WFTS, dan *Optimized Forecast* DE.

Dari Gambar 1 dapat diketahui terdapat tiga garis yang mewakili peramalan harga dengan menggunakan metode WFTS (warna biru), harga aktual (warna hitam), dan hasil peramalan setelah dioptimasi menggunakan algoritma DE (warna merah) dari bulan September 2018 hingga Juli 2023.

Perbandingan ketiga garis tersebut menunjukkan sejauh mana metode WFTS dan optimasi menggunakan algoritma DE dapat menghasilkan perkiraan yang mendekati harga aktual. Jika garis merah cenderung mengikuti garis hitam dengan baik, itu menandakan bahwa algoritma DE telah berhasil meningkatkan akurasi peramalan, sehingga garis merah mendekati pergerakan garis hitam dengan lebih baik daripada garis biru.

Selain itu fenomena trend harga turun secara ekstrim terjadi di akhir tahun 2019 sampai dengan awal tahun 2020. Sedangkan, untuk periode awal 2019 sampai pertengahan 2019 serta di pertengahan

tahun 2020 sampai dengan 2023 menunjukkan fluktuasi yang stabil. Hal ini diakibatkan adanya kestabilan ekonomi yang terjadi pada periode tersebut sebagai faktor eksternal yang berpengaruh pada nilai harga penutupan *Jakarta Islamic Index* (JII). Penurunan ekstrim juga dipengaruhi oleh faktor eksternal yaitu pandemi Covid 19 dimana kondisi tersebut mengharuskan terhambatnya perputaran ekonomi yang terjadi diakibatkan kebijakan *lockdown* yang diterapkan oleh pemerintah.

4.7 Evaluasi Model Terbaik dengan MAPE

Proses selanjutnya adalah evaluasi model terbaik dengan menggunakan MAPE yang dihitung menggunakan persamaan (15). Hasil perhitungan menunjukkan bahwa MAPE model WFTS sebesar 1.942199, sedangkan MAPE untuk peramalan yang telah dioptimasi menggunakan algoritma evolusi differensial adalah sebesar 1.892438.

Nilai MAPE dapat dijadikan indikator bahwa peramalan yang telah dioptimasi menggunakan algoritma evolusi differensial menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dibandingkan dengan peramalan awal. Selain itu, nilai MAPE yang rendah mengindikasikan tingkat akurasi yang lebih tinggi dalam memprediksi nilai harga. Artinya, metode evolusi differensial telah berhasil meningkatkan performa peramalan, sehingga hasilnya lebih mendekati nilai-nilai aktual yang diamati. Proses tersebut dihasilkan dengan mengevaluasi nilai error pada setiap iterasi untuk mendapatkan parameter terbaik untuk *forecasting*.

4. KESIMPULAN

Dari hasil dan analisis yang telah dibahas, dapat disimpulkan bahwa algoritma evolusi differensial memiliki kemampuan untuk meningkatkan akurasi peramalan dari metode *Weighted Fuzzy Time series* yang menggunakan pembentukan kelas interval melalui metode *Fuzzy C-Means*. Proses algoritma evolusi differensial digunakan untuk mengevaluasi dan memperbaiki hasil peramalan yang dilakukan dengan model *Weighted Fuzzy Time series* melalui kombinasi metode *Fuzzy C-Means*. Algoritma DE bekerja dengan mencari solusi terbaik dalam ruang parameter yang kompleks melalui iterasi dan evaluasi performa, sehingga mampu meningkatkan performa model peramalan secara signifikan. Di sisi lain, melalui FCM, data deret waktu dapat dikelompokkan ke dalam beberapa kelas interval *fuzzy* yang lebih representatif. Pengelompokan yang akurat ini berperan penting dalam memberikan bobot yang tepat pada setiap kelas interval, sehingga berkontribusi secara keseluruhan pada peningkatan akurasi peramalan.

6. SARAN

Dalam penelitian ini, algoritma evolusi differensial telah dimanfaatkan untuk meningkatkan ketepatan peramalan dari metode *Weighted Fuzzy Time series* dengan menggabungkan pembentukan kelas interval menggunakan metode *Fuzzy C-Means*. Namun, masih terdapat ruang untuk penelitian lebih lanjut. Misalnya, penelitian dapat dilakukan untuk menguji algoritma evolusi differensial pada kombinasi metode lain atau dengan menggunakan dataset yang lebih kompleks.

DAFTAR PUSTAKA

- AMBARSARI, E. W. ET AL., 2023. Comparison Approaches of the Fuzzy C-Means and Gaussian Mixture Model in Clustering the Welfare of the Indonesian People. *International Conference on Advance & Scientific Innovation (ICASI)*, Volume 2023, pp. 16-22.
- ANWAR, A. N., 2023. Implementasi Fuzzy C-Mean (FCM) untuk Menentukan Penerima Beasiswa. *Jurnal Ilmu Komputer JIK*, VI(1), pp. 1 - 11.
- ARIFAH, M. N. R. & SARI, M.SI., V., 2022. Forecasting Gross Regional Domestic Product (GRDP) on Constant Price Based on Business Field Using Weighted Fuzzy Times Series. *Prosiding Urecol: Seri MIPA dan Kesehatan*, Volume 16.
- ASH SHIDIQ, B. G., FURQON, M. T. & MUFLIKHAH, L., 2022. Prediksi Harga Beras menggunakan Metode Least Square. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 6(3), pp. 1149-1154.
- DEWI, C. K. ET AL., 2022. Jakarta Islamic Index (JII) Paska Pandemi. *DEDIKASI*, 23(1).
- FAUZIAH, N., WAHYUNINGSIH, S. & NASUTION, Y. N., 2022. Metode Fuzzy Time Series Model Chen untuk Memprediksi Jumlah Kasus Aktif COVID-19. *Jurnal Transformasi*, 18(1), pp. 40-53.
- HASTUTI, D. N. & JATIPANINGRUM, M. T., 2021. Perbandingan Metode Holtwinter's Exponential Smoothing dan Weighted Fuzzy Integrated Time Series untuk Memprediksi LQ45. *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi*, 6(2), pp. 102 - 112.
- JULIANTO, V., UTOMO, H. S. & ARRAHIMI, M. R., 2021. Penerapan Hybrid Bat Algorithm (BA) dengan Differential Evolution (DE) untuk Mengoptimasi Model Multiobjektif. *Jurnal Ilmiah Informatika*, 6(2), pp. 111-116.
- JUNIANTO, M. B. S., 2017. Fuzzy Inference System Mamdani dan The Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk Prediksi Permintaan Dompot Pulsa pada XL AXIATA Depok. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang* Vol. 2, No. 2.

- MARTIAS, L. D., 2021. Statistika Deskriptif Sebagai Kumpulan Informasi. *FIHRIS: Jurnal Ilmu Perpustakaan dan Informasi*, 16(1).
- NIKENTARI, N., BETTIZA, M. & SASTYPRATIWI, H., 2018. Prediksi Kecepatan Angin Menggunakan Adaptive Neuro Fuzzy (ANFIS) dan Radial Basis Function Neural Network (RBFNN). *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, vol. 4, no. 1.
- PAILLIN, D. B., TUPAN, J. M. & PUTRI S, R. A. U., 2019. Algoritma Differential Evolution (DE) Dalam Optimalisasi Rute Distribusi Produk Nestle (Studi Kasus: PT. Paris Jaya Mandiri). Seminar dan Konferensi Nasional IDEC.
- PRAMANA, M. W., PURNAMASARI, I. & PRANGGA, S., 2021. Peramalan Data Ekspor Nonmigas Provinsi Kalimantan Timur menggunakan Metode Weighted Fuzzy Time Series Lee. *J Statistika*, 14(1), pp. 1-10.
- PRASETYA, B. D., PAMUNGKAS, F. S. & KHARISUDIN, I., 2020. Pemodelan dan Peramalan Data Saham dengan Analisis Time Series menggunakan Python. *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, Volume 3, pp. 714-718.
- RAHMAWAN, S. A., SAFITRI, D. & WIDIHARIH, T., 2019. Peramalan Menggunakan Metode Weighted Fuzzy Integrated Time Series (Studi Kasus: Harga Beras di Indonesia Bulan Januari 2011 s/d Desember 2017). *JURNAL GAUSSIAN*, 8(4), pp. 518 - 529.
- SANUSI, W., ZAKY, A. & AFNI, B. N., 2019. Analisis Fuzzy C-Means dan Penerapannya Dalam Pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan Berdasarkan Faktor-faktor Penyebab Gizi Buruk. *Journal of Mathematics, Computations, and Statistics*, 2(1), pp. 47-54.
- WIDIYANI, W., SETYAWAN, Y. & JATIPANINGRUM, M. T., 2022. Perbandingan Metode Fuzzy Time Series-Chen dan Weighted Fuzzy Integrated Time untuk Memprediksi Data Indeks Harga Saham Gabungan. *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi* Volume 7, No. 1, pp. 81 - 87.