

OPTIMALISASI PREDIKSI HARGA IHSG MENGGUNAKAN *HYBRID WEIGHTED FUZZY TIME SERIES HIDDEN MARKOV MODEL* DENGAN ALGORITMA EVOLUSI DIFFERENSIAL

Alya Fitri Syalsabilla^{*1}, Suci Astutik², Agus Fachrur Rozy³

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

Email: ¹alyasyalsabilla@student.ub.ac.id, ²suci_sp@yahoo.com, ³agus.rozy@yahoo.com,

^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 21 Maret 2024, diterima untuk diterbitkan: 09 Agustus 2024)

Abstrak

Perdagangan saham berdasarkan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) di Indonesia adalah area dinamis dan kompleks. Prediksi pergerakan harga IHSG memiliki volatilitas pasar saham yang tinggi. Penggunaan *Hybrid Weighted Fuzzy Time series Hidden Markov Model* (WFTS-HMM) dengan Algoritma Evolusi Diferensial (DE) menjanjikan solusi dengan pendekatan terbaru. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi prediksi harga IHSG melalui optimasi model *hybrid*. Penelitian menggunakan data IHSG tiap bulan dari Januari hingga Desember 2023 dari situs www.yahoo.finance.com. Prediksi yang dihasilkan dari Model *Hybrid* WFTS-HMM dioptimasi dengan Algoritma ED memiliki tingkat kesalahan prediksi yang lebih rendah (1.45%) dibandingkan dengan model tanpa DE (1.49%).

Kata kunci: *Hidden Markov, Weighted Fuzzy Time series Evolusi Differensial, MAPE*

OPTIMIZATION OF IHSG PRICE PREDICTION USING THE *HYBRID WEIGHTED FUZZY TIME SERIES HIDDEN MARKOV MODEL* WITH DIFFERENTIAL EVOLUTION ALGORITHM

Abstract

Stock trading based on IHSG in Indonesia is a dynamic and complex area. Predicting IHSG price movements entails high stock market volatility. Utilizing the *Hybrid WFTS-HMM Model* with the DE Algorithm promises a cutting-edge approach. This research aims to enhance The prediction of IHSG price through hybrid model optimization and performance evaluation. The study employs IHSG monthly data from January to December 2023 from www.yahoo.finance.com. Forecasting from the *Hybrid WFTS-HMM Model* with the DE Algorithm has lower prediction error (1.45%) compared to the model without DE (1.49%).

Keywords: *Hidden Markov, Weighted Fuzzy Time series Evolusi Differensial, MAPE*

1. PENDAHULUAN

Perdagangan saham memegang peranan kunci dalam dunia keuangan, menjadi salah satu bidang yang paling dinamis dan kompleks. Di Indonesia, pasar saham diukur oleh Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG), menjadi tolak ukur kinerja pasar saham secara keseluruhan (Oktarina, 2016). Prediksi harga IHSG memiliki kepentingan yang besar bagi investor, analis, dan pengambil keputusan di pasar modal. Namun, memprediksi pergerakan harga IHSG bukanlah tugas yang mudah. Pasar saham dikenal dengan volatilitasnya yang tinggi, sehingga mengakibatkan harga-harga saham dapat berubah dengan cepat dan dalam jangka waktu yang singkat (Yusuf, 2021). Selain itu, ketidakpastian ekonomi,

peristiwa geopolitik, dan faktor-faktor lainnya juga mempengaruhi pergerakan pasar saham, menjadikan prediksi harga IHSG sebagai tantangan yang rumit (Purnamasari, et al., 2023). Volatilitas yang tinggi dalam pasar saham menciptakan lingkungan yang tidak stabil dan sulit diprediksi (Rosyida, et al., 2020). Hal ini membuat investor dan pengambil keputusan di pasar modal membutuhkan alat yang dapat membantu mereka dalam membuat keputusan investasi yang lebih baik.

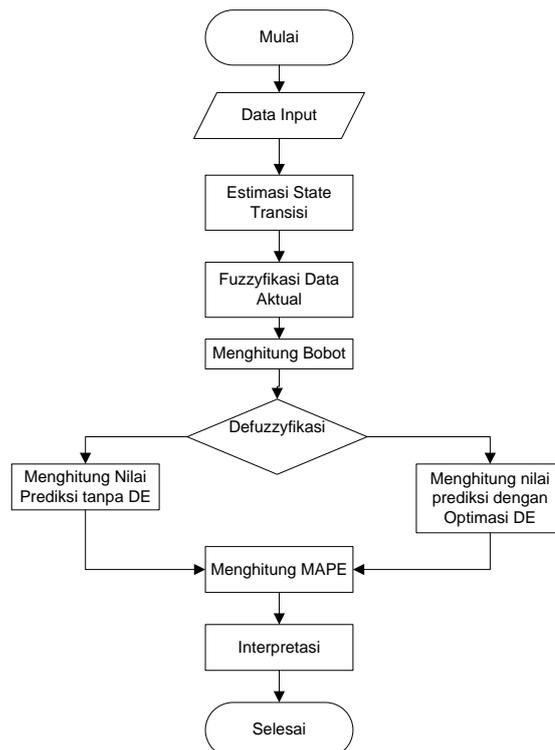
Teknologi dan metode analisis data terbaru menjadi sangat penting untuk mengatasi tantangan ini. Prediksi menggunakan *Hybrid Weighted Fuzzy Time series Hidden Markov Model* (WFTS-HMM) dengan Algoritma Evolusi Diferensial (DE) menawarkan keunggulan untuk menghasilkan

prediksi yang lebih akurat dan andal. Teknik *Weighted Fuzzy Time series* (WFTS) menggunakan teori derajat keanggotaan *Fuzzy* untuk mengatasi ketidakpastian dan kompleksitas data, sementara *Hidden Markov Model* (HMM) digunakan untuk memodelkan pola tersembunyi dalam data yang diamati (Salawudeen, et al., 2022). Selain itu, penggunaan Algoritma Evolusi Diferensial (DE) dalam pembentukan hyperparameter model juga merupakan langkah yang penting. Algoritma ini memungkinkan pencarian solusi optimal dalam ruang pencarian yang kompleks dengan memanfaatkan konsep evolusi dan seleksi alami. Optimasi parameter menggunakan algoritma evolusi diferensial dapat membantu menemukan kombinasi parameter yang optimal untuk meningkatkan kinerja model (Paillin, et al., 2019).

Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan prediksi harga IHSG (Indeks Harga Saham Gabungan) menggunakan model hybrid WFTS-HMM yang dikombinasikan dengan algoritma evolusi diferensial (DE). Penelitian ini memiliki beberapa kontribusi keterbaruan yang signifikan. Pertama, pengembangan model hybrid yang mengintegrasikan *Weighted Fuzzy Time Series* (WFTS) dan *Hidden Markov Model* (HMM). WFTS digunakan untuk menangkap hubungan fuzzy dan pola temporal dalam data harga saham IHSG, yang memberikan representasi yang lebih fleksibel dan akurat dari dinamika pasar saham. HMM kemudian digunakan untuk memodelkan ketidakpastian dan variabilitas dalam data yang telah diproses oleh WFTS, memungkinkan identifikasi pola tersembunyi dan dinamika temporal yang lebih baik. Kedua, optimasi parameter model menggunakan DE, sebuah algoritma optimasi yang efisien dan kuat, yang mampu mencari solusi optimal dalam ruang parameter yang kompleks. Kombinasi inovatif dari WFTS, HMM, dan DE dalam penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan kualitas dan akurasi prediksi harga IHSG secara signifikan..

2. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, penulis menggunakan data Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) per Bulan dari 1 Januari hingga 1 Desember 2023. Data yang digunakan adalah data sekunder dalam bentuk rangkaian waktu (*time series*) yang diperoleh dari situs www.yahoo.finance.com. Proses optimalisasi nilai peramalan yang dihasilkan dari Model *Hybrid* WFTS-HMM dengan menggunakan Algoritma ED. Proses pengolahan data dilakukan dengan menggunakan bantuan *software* R studio. Adapun langkah-langkah dari pembentukan Model *Hybrid* WFTS-HMM dengan menggunakan Algoritma ED dibentuk dalam diagram alir sebagai berikut:



Gambar 1 Diagram Alir

3. TINJAUAN PUSTAKA

3.1 Data Time series

Data *time series* adalah sekumpulan data yang diurutkan berdasarkan waktu, di mana setiap observasi terkait dengan waktu tertentu. Data ini digunakan untuk menganalisis dan memodelkan perilaku atau perubahan suatu fenomena atau variabel sepanjang waktu (Widiyanto, et al., 2023). Pemahaman pola-pola dalam data *time series* penting karena dapat memberikan wawasan tentang tren, musiman, siklus, dan fluktuasi jangka pendek yang terjadi dalam seri waktu tersebut. Pola data *time series* dibedakan menjadi 4 yaitu (Anbiya & Garini, 2022):

1) Tren

Tren adalah pergerakan umum atau arah perubahan dalam data seiring waktu (Diamanta & Toba, 2021). Tren dapat naik, turun, atau datar. Tren naik menunjukkan peningkatan secara konsisten dari waktu ke waktu, sementara tren turun menunjukkan penurunan secara konsisten. Tren datar menunjukkan sedikit atau tidak ada perubahan dalam jangka waktu tertentu.

2) Musiman

Musiman adalah pola periodik atau siklus yang terjadi dalam data pada interval waktu yang tetap, seperti harian, mingguan, bulanan, atau tahunan (Lusiana & Yuliarty, 2020). Contoh musiman adalah peningkatan penjualan ritel selama liburan atau penurunan permintaan bahan bakar selama musim panas.

- 3) Siklus
Siklus adalah fluktuasi jangka panjang yang terjadi dalam data dan biasanya tidak terkait dengan faktor musiman (Putri & Vikaliana, 2023). Siklus dapat mencakup periode waktu yang lebih panjang, seperti beberapa tahun, dan bisa disebabkan oleh faktor-faktor ekonomi, demografis, atau sosial.
- 4) Horizontal

Pola horizontal dalam data *time series* menggambarkan situasi di mana nilai-nilai observasi cenderung stabil atau berfluktuasi tanpa tren naik atau turun yang signifikan (Lestari & Yotenka, 2022). Dalam pola ini, nilai-nilai data tetap relatif konstan dari waktu ke waktu, tanpa perubahan yang mencolok dalam variabilitas atau konsistensi. Meskipun fluktuasi mungkin terjadi di sekitar nilai rata-rata, tidak ada arah yang jelas dalam pergerakan data, yang menghasilkan tingkat ketidakpastian yang tinggi dalam prediksi masa depan. Pola ini sering terjadi dalam konteks data keuangan atau ekonomi dan dapat menunjukkan kondisi pasar yang relatif stabil atau konsisten.

3.2 Hidden Markov Model (HMM)

Model Markov adalah suatu model probabilistik yang dimanfaatkan untuk mereplikasi sistem yang mengalami perubahan secara acak (Phasa & Astuti, 2021). Dalam model ini, prediksi keadaan mendatang tidak dipengaruhi oleh urutan kejadian sebelumnya, namun hanya tergantung pada keadaan saat ini. Menurut Susdarwono (2021), terdapat empat jenis model Markov yang diterapkan dalam kondisi yang berbeda, seperti yang ditunjukkan dalam tabel 1.

Tabel 1 Model Markov

Jenis Sistem	Fully observable	Partially observable
Sistem otomatis	Markov Chain	Hidden Markov Model (HMM)
Sistem terkendali	Markov decision process	Partially observable markov decision process (POMDP)

Model Markov Tersembunyi (*Hidden Markov Model*) adalah jenis rantai Markov yang digunakan untuk sistem dengan keadaan yang hanya terlihat sebagian, artinya observasi yang diperoleh berkaitan dengan keadaan sistem namun seringkali tidak cukup untuk menentukan keadaan tersebut secara pasti (Amri, 2022). Model ini sering digunakan untuk merancang kebijakan tindakan yang mengoptimalkan manfaat dengan memperhitungkan estimasi keuntungan yang mungkin terjadi, dan dapat diperbaiki dengan iterasi nilai dan metode yang sesuai. Proses Keputusan Markov yang Dapat Diamati Sebagian (*Partially Observable Markov Decision Process*) digunakan untuk mengontrol agen atau robot.

- 1) N , yaitu jumlah *state* dengan ruang *state* $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ dan *state* waktu ke- t dinyatakan dengan Q .

- 2) M , yaitu jumlah pengamatan tiap *state* dengan ruang *state* $V = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$.
- 3) $A = [a_{ij}]$, yaitu matriks peluang transisi.
- 4) $B = [b_{jm}]$, yaitu matriks peluang bersyarat v_m jika proses berada pada *state* j , di mana $b_{jm} = b_j(O_t) = P(O_t = v_m | Q_t = s_j)$, $1 \leq j \leq N$ dan $1 \leq m \leq M$.
- 5) π_i , yaitu distribusi *state* awal. Sehingga HMM dapat dituliskan dalam notasi $\lambda = (A, B, \pi)$.

3.3 Weighted Fuzzy Time series (WFTS)

Algoritma yang diterapkan dalam *Weighted Fuzzy Time series* memiliki variasi pada proses *Defuzifikasi* jika dibandingkan dengan metode *Fuzzy Time series* (FTS). Algoritma yang dihasilkan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut (Rahmawan, et al., 2019):

- 1.) Identifikasi domain pembicaraan U .
- 2.) Mengatur rentang dari domain pembicaraan U dengan pengelompokan kelas seragam.
- 3.) Tentukan himpunan *Fuzzy* pada semesta pembicaraan yang disebut U .
- 4.) Tentukan hubungan logika *Fuzzy*.
- 5.) Membentuk kelompok dari hubungan logika *Fuzzy*.
- 6.) Melakukan *Defuzifikasi* dengan membentuk pembobot untuk $A_{j_1}, A_{j_2}, \dots, A_{j_k}$ disimbolkan w_1, w_2, \dots, w_k adalah:

$$w_i = \frac{w_i}{\sum_{h=1}^k w_i} \tag{1}$$

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

$$w(t) = \left[\frac{1}{\sum_{h=1}^k w_i}, \frac{c}{\sum_{h=1}^k w_i}, \dots, \frac{c^{k-1}}{\sum_{h=1}^k w_i} \right] \tag{2}$$

3.4 Algoritma Evolusi Diferensial (ED)

Differential Evolution (DE) adalah sebuah teknik optimisasi yang dikembangkan oleh Kenneth Price dan dipublikasikan pada bulan Oktober 1994 di Dr. Dobb's Journal (Arung-Laby & Huda, 2022). DE merupakan metode optimisasi matematis yang digunakan untuk fungsi-fungsi multidimensi dan termasuk dalam kategori algoritma evolusioner. Operasi-operasi DE berikut digunakan untuk menciptakan individu-individu pada generasi berikutnya dalam siklus reproduksi dengan langkah-langkah (Maruhawa, et al., 2023):

- 1) Melakukan inisialisasi dengan persamaan:

$$x_{j,i,0} = rand_j(0,1). (b_{j,U} - b_{j,L}) + b_{j,L} \tag{3}$$

Angka diperoleh dari distribusi seragam pada interval $[0,1)$ atau $0 \leq rand_j(0,1) < 1$.

- 2) Langkah berikutnya adalah mengalami mutasi dan rekombinasi dari populasi awal untuk membentuk populasi baru. Persamaan yang digunakan untuk vektor mutan adalah sebagai berikut:

$$v_{i,g} = x_{r0,g} + F \cdot (x_{r1,g} - x_{r2,g}) \quad (4)$$

- 3) Dalam pembentukan *crossover*, dilakukan konstruksi vektor uji dengan mereplikasi nilai parameter dari dua vektor yang berbeda. Persamaan yang digunakan untuk membentuk vektor uji adalah sebagai berikut:

$$u_{i,g+1} = (u_{1i,g+1}, u_{2i,g+1}, \dots, u_{ni,g+1}) \quad (5)$$

- 4) Melakukan seleksi dengan dua tahapan, yaitu pemilihan induk (*parent selection*) dan pemilihan individu bertahan (*survivor selection*). Pada tahap pemilihan induk, vektor yang memiliki nilai fungsi terbaik dipilih dengan probabilitas seleksi yang tinggi, sementara pada tahap pemilihan individu bertahan, dilakukan replikasi.
- 5) Setelah melewati proses yang telah dijelaskan sebelumnya, iterasi dihentikan ketika kondisi optimal tercapai.

3.5 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE dihitung dengan membagi total kesalahan absolut pada setiap periode dengan nilai observasi yang sebenarnya untuk periode tersebut (Lisnawati, et al., 2022). Kemudian, rata-rata persentase kesalahan absolut tersebut dihitung. Pendekatan ini bermanfaat ketika ukuran atau skala variabel yang diramalkan menjadi penting dalam mengevaluasi tingkat akurasi prediksi. MAPE memberikan indikasi seberapa jauh kesalahan dalam prediksi dibandingkan dengan nilai sebenarnya dalam deret waktu. Metode perhitungan MAPE dapat dijabarkan menggunakan rumus berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|f(x)' - f(x)|}{f(x)} \quad (6)$$

3.6 Penelitian Terdahulu

Berbagai penelitian sebelumnya telah dilakukan terkait prediksi menggunakan model WFTS, HMM, dan DE. Beberapa di antaranya adalah:

- 1.) Penelitian yang dilakukan oleh Rozy, et al. (2023) menyebutkan bahwa penerapan algoritma evolusi diferensial meningkatkan akurasi peramalan dari metode Weighted Fuzzy Time Series dengan menggabungkan pembentukan kelas interval menggunakan metode Fuzzy C-Means. Algoritma DE bekerja dengan mencari solusi optimal dalam ruang parameter yang kompleks melalui proses iterasi dan evaluasi performa, sehingga dapat secara signifikan meningkatkan kinerja model peramalan.
- 2) Penelitian yang dilakukan oleh Purnama, et al. (2023) menyebutkan bahwa Jumlah Hidden State, mencerminkan pergerakan tren pasar saham yang terdiri dari tiga jenis: bullish, bearish, dan sideways. Hal tersebut dapat diketahui dari perpindahan Hidden State pada data harga saham dari periode 2 Maret 2020 hingga 2 Maret 2021.

Dengan menggabungkan pendekatan ini, penelitian terbaru menunjukkan bahwa kombinasi WFTS, HMM, dan DE memberikan pendekatan yang holistik dan kuat dalam memodelkan serta meramalkan perilaku data temporal, terutama dalam konteks peramalan harga pasar saham. Integrasi teknik-teknik ini menghasilkan perbaikan yang signifikan dalam akurasi dan kemampuan model, memberikan pemahaman yang lebih dalam terhadap dinamika pasar dan perilaku data temporal yang kompleks.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisis Deskriptif

Pada analisis awal dilakukan proses analisis deskriptif. Hal ini dilakukan untuk mengetahui gambaran umum dari data yang dikumpulkan. Proses deskriptif ini memudahkan identifikasi awal dalam penentuan analisis yang digunakan sebagai tahap lanjut. Adapun analisis deskriptif dari Harga penutupan saham IHSB dapat dilihat pada Tabel berikut:

Tabel 2. Statistik Deskriptif Harga Penutupan IHSB Januari 2023 sampai Desember 2023

Deskripsi	Nilai
Jumlah Observasi	12
Minimum	6633.26
Maksimum	7272.80
Jangkauan	639.54
Median	6879.48
Mean	6885.75
Standar Error	50.78
Ragam	30947.85
Simpangan Baku	175.92

Tabel 2 menyajikan statistik deskriptif harga penutupan IHSB dari Januari hingga Desember 2023. Dari data tersebut, terlihat bahwa IHSB mengalami fluktuasi harga yang signifikan selama periode tersebut, dengan harga terendah mencapai 6633.26 dan tertinggi mencapai 7272.80. Meskipun rata-rata harga penutupan sebesar 6885.75, simpangan baku yang cukup besar, sebesar 175.92, menunjukkan bahwa ada variasi yang signifikan dari rata-rata. Hal ini menyoroti tingkat volatilitas pasar selama periode tersebut, yang dapat menjadi pertimbangan penting bagi investor saham dalam mengevaluasi potensi risiko dan keuntungan. Dengan demikian, statistik ini memberikan gambaran yang berguna bagi investor untuk mengembangkan strategi investasi yang tepat serta mengelola portofolio saham mereka dengan lebih efektif.

4.2 Fuzifikasi menggunakan States Transisi Hidden Markov

Pada subbab ini, akan dipresentasikan hasil transformasi data aktual ke dalam himpunan Fuzzy menggunakan model transisi *states Hidden Markov* untuk memahami pola pergerakan harga penutupan saham selama periode tertentu. Adapun hasil transformasi Fuzzy ditunjukkan sebagai berikut:

Tabel 3. Fuzifikasi Harga Penutupan IHSG Berdasarkan States Transisi *Hidden Markov*

Bulan	Harga	States
Januari 2023	6839.34	A3
Februari 2023	6843.24	A3
Maret 2023	6805.28	A3
April 2023	6915.72	A3
Mei 2023	6633.26	A2
Juni 2023	6661.88	A2
Juli 2023	6931.36	A1
Agustus 2023	6953.26	A1
September 2023	6939.89	A1
Oktober 2023	6752.21	A2
November 2023	7080.74	A4
Desember 2023	7272.80	A4

Tabel 3 menggambarkan hasil dari proses Fuzzyfikasi data aktual berdasarkan states transisi *Hidden Markov* untuk harga penutupan saham dalam periode yang dianalisis. Data tersebut menampilkan tanggal observasi, beserta nilai harga penutupan saham pada setiap tanggal, dan states yang dihasilkan dari proses Fuzzyfikasi. Dengan empat states yang diidentifikasi sebagai A1, A2, A3, dan A4, tabel ini memberikan gambaran tentang kemungkinan kondisi atau pola yang terjadi pada harga penutupan saham pada setiap tanggal. Hal ini mengindikasikan adanya perbedaan dalam kondisi atau pola harga penutupan saham antara dua tanggal tersebut. Analisis lebih lanjut terhadap perubahan states dari waktu ke waktu dapat memberikan wawasan yang berharga tentang dinamika pergerakan harga penutupan saham, serta membantu dalam identifikasi tren atau pola yang mungkin terjadi dalam pasar saham.

4.3 Perhitungan Bobot

Perhitungan bobot dilakukan berdasarkan keterkaitan antara state transisi dari setiap observasi yang telah dihitung pada subbab 4.2. Bobot ini nantinya akan diterapkan dalam proses Defuzifikasi guna mendapatkan nilai prediksi. Berikut ini adalah hasil estimasi bobot menggunakan persamaan (1):

Tabel 4. Estimasi Bobot

States	A1	A2	A3	A4	TOTAL
A1	0.67	0.33	0	0	1
A2	0.33	0.33	0	0.33	1
A3	0	0.25	0.75	0	1
A4	0	0	0	1	1

Berdasarkan Tabel 4, dapat dilihat bahwa bobot direpresentasikan sebagai proporsi dari peralihan antara setiap pasangan state. Misalnya, jika terdapat perpindahan dari state A1 ke state A2 sebanyak 0.33, maka proporsi ini menunjukkan seberapa besar kontribusi dari perpindahan tersebut dalam total transisi yang terjadi. Bobot ini memiliki peran penting dalam proses Defuzifikasi, hal tersebut digunakan untuk memberikan kontribusi relatif dari setiap state dalam menghasilkan nilai prediksi akhir. Tabel 4 menunjukkan hasil estimasi bobot yang diterapkan pada setiap pasangan state, di mana jumlah dari setiap baris menghasilkan total sebesar 1,

menandakan bahwa seluruh transisi telah tercakup dan tidak ada state yang tidak terhubung dengan state lainnya.

4.4 Defuzifikasi Weighted Fuzzy Time series

Proses Defuzifikasi yang dilakukan berdasarkan hasil estimasi bobot pada subbab sebelumnya. Proses ini bertujuan untuk mengonversi nilai-nilai Fuzzy menjadi nilai prediksi yang konkret dan dapat digunakan dalam analisis lebih lanjut. Adapun hasil Defuzifikasi dihitung menggunakan persamaan (2) yaitu:

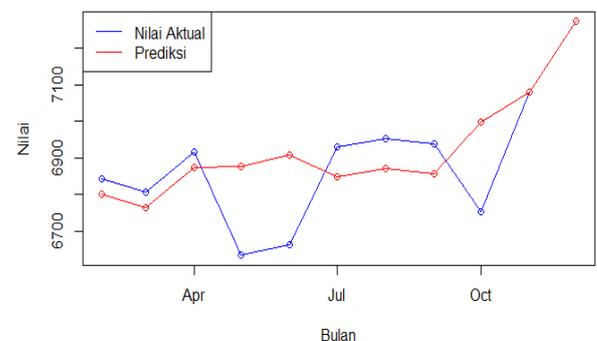
Tabel 5. Hasil Defuzifikasi setiap States

States	Nilai
A1	6859.952
A2	6867.901
A3	6818.56
A4	7176.77

Tabel 5 merupakan hasil dari proses Defuzifikasi setiap state yang telah dilakukan dalam konteks analisis *Weighted Fuzzy Time series*. Dalam tabel ini, masing-masing state (A1, A2, A3, dan A4) merepresentasikan kondisi atau pola tertentu yang diidentifikasi dalam data, sedangkan nilai yang terkait dengan setiap state menunjukkan nilai prediksi yang dihasilkan setelah proses Defuzifikasi. Misalnya, nilai prediksi untuk state A1 adalah 6859.952, state A2 adalah 6867.901, state A3 adalah 6818.56, dan state A4 adalah 7176.77. Nilai-nilai ini menggambarkan estimasi atau prediksi dari variabel yang diteliti berdasarkan analisis yang telah dilakukan, yang dapat digunakan untuk membantu pemahaman lebih lanjut tentang pola atau tren dalam data atau untuk mengambil keputusan terkait dengan tujuan analisis yang dilakukan.

4.5 Menghitung Nilai Prediksi Model WFTS-HMM

Nilai prediksi diperoleh melalui proses Defuzifikasi, yang melibatkan penyesuaian. Berikut ini adalah hasil prediksi harga penutupan IHSG per Bulan pada tahun 2023:



Gambar 2 Plot Hasil Prediksi Model WFTS-HMM dan Harga Aktual Penutupan IHSG 2023

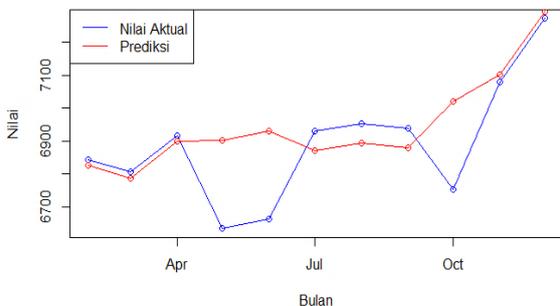
Dalam Gambar 2, garis merah menunjukkan hasil peramalan dari metode hybrid WFTS-HMM, sedangkan garis biru mewakili harga aktual

penutupan IHSG selama tahun 2023. Dengan membandingkan kedua garis ini, kita dapat mengevaluasi sejauh mana peramalan yang dihasilkan oleh metode tersebut cocok dengan nilai aktual yang diamati.

Pada bulan-bulan awal (Februari hingga Agustus), terlihat bahwa garis merah dan biru relatif berdekatan, menunjukkan bahwa peramalan dari metode *hybrid* WFTS-HMM cukup akurat dalam memprediksi harga penutupan IHSG. Namun, terdapat beberapa titik di mana garis merah dan biru berbeda jauh, menandakan adanya ketidakcocokan antara peramalan dan nilai aktual. Misalnya, pada bulan Mei, Juni, dan September, peramalan (garis merah) tampak lebih tinggi dari nilai aktual (garis biru). Pada bulan terakhir (Oktober hingga Desember), kedua garis tampaknya berada dalam keselarasan yang lebih baik, dengan garis merah yang mengendaki garis biru. Ini menunjukkan bahwa peramalan dari metode *hybrid* WFTS-HMM cukup mendekati nilai aktual IHSG pada akhir periode yang diamati.

4.6 Optimalisasi Nilai Prediksi dengan DE

Hasil prediksi yang diperoleh menggunakan model *hybrid* WFTS-HMM kemudian dioptimalkan menggunakan algoritma DE. Tujuannya adalah untuk meningkatkan akurasi model sebelumnya sehingga mendapatkan hasil prediksi yang optimal. Proses perhitungan dilakukan dengan menggunakan persamaan (3), (4), dan (5), yang hasilnya ditampilkan pada gambar berikut:



Gambar 3 Plot Hasil Prediksi Model WFTS-HMM-DE dan Harga Aktual Penutupan IHSG 2023

Berdasarkan Gambar 3, garis merah mencerminkan hasil prediksi yang diperoleh dari model WFTS-HMM dengan optimalisasi *Differential Evolution* (DE), sedangkan garis biru menggambarkan data aktual penutupan IHSG selama periode yang diselidiki. Dengan membandingkan kedua garis ini, evaluasi dapat dilakukan terhadap kemampuan model WFTS-HMM dengan DE dalam memperkirakan nilai penutupan IHSG. Dari bulan Februari hingga Agustus, terlihat bahwa garis merah dan biru memiliki kecenderungan untuk berdekatan, menunjukkan bahwa prediksi yang dihasilkan oleh model WFTS-HMM dengan DE relatif akurat dalam mengestimasi nilai penutupan IHSG. Namun, terdapat beberapa titik di mana perbedaan signifikan

terjadi antara garis merah dan biru, menandakan adanya ketidakcocokan antara prediksi dan nilai aktual. Misalnya, pada bulan Mei dan Juni, terlihat bahwa prediksi (garis merah) melebihi nilai aktual (garis biru), sementara pada bulan Oktober, prediksi tampak lebih rendah dibandingkan nilai aktual.

Pada bulan-bulan terakhir (November hingga Desember), kedua garis tampaknya mulai mendekati satu sama lain, dengan garis merah yang semakin mendekati garis biru. Hal ini menunjukkan bahwa prediksi yang dihasilkan oleh model WFTS-HMM dengan DE mulai mendekati nilai aktual IHSG pada akhir periode pengamatan.

4.6 Perhitungan MAPE

Perhitungan MAPE dilakukan untuk mengukur kebaikan model. Proses perhitungan MAPE menggunakan persamaan (6) dan hasilnya disajikan dalam tabel berikut:

Tabel 6. Hasil Perbandingan MAPE

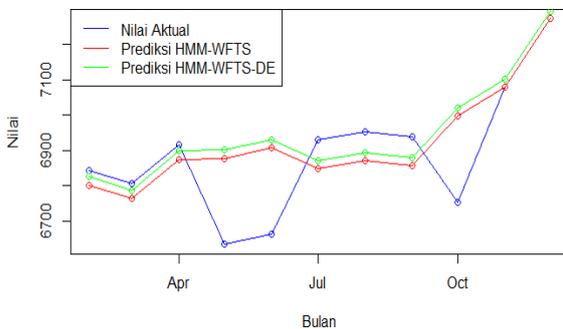
Model	Nilai
WFTS-HMM tanpa DE	1.49%
WFTS-HMM dengan DE	1.45%

Tabel 6 menampilkan hasil perbandingan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) antara dua model, yaitu WFTS-HMM tanpa menggunakan algoritma *Differential Evolution* (DE) dan WFTS-HMM dengan penerapan algoritma DE. MAPE digunakan sebagai metrik untuk mengukur seberapa akurat model dalam memprediksi nilai. Semakin rendah nilai MAPE, semakin baik kualitas prediksi model tersebut. Dari hasil yang diberikan, terlihat bahwa model WFTS-HMM dengan penerapan algoritma DE menghasilkan MAPE sebesar 1.45%, sedangkan model WFTS-HMM tanpa DE memiliki MAPE sebesar 1.49%. Ini menunjukkan bahwa model WFTS-HMM dengan DE memiliki tingkat kesalahan prediksi yang sedikit lebih rendah dibandingkan dengan model WFTS-HMM tanpa DE. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa penggunaan algoritma DE dalam model WFTS-HMM telah menghasilkan peningkatan sedikit namun signifikan dalam akurasi prediksi.

Kemudian dibentuk plot kedua model untuk memvisualisasikan perbandingan kinerja keduanya secara grafis, dengan tujuan untuk menunjukkan secara visual bahwa model WFTS-HMM yang telah dioptimasi dengan algoritma DE memiliki kualitas yang lebih baik. Visualisasi ini ditampilkan pada gambar 4.

Dari Gambar 4 dapat dilihat, garis biru menggambarkan nilai aktual penutupan IHSG, garis merah menunjukkan prediksi dari model HMM-WFTS tanpa menggunakan optimasi *Differential Evolution* (DE), sedangkan garis hijau menggambarkan prediksi dari model HMM-WFTS dengan penerapan optimasi DE. Pada bulan Februari hingga Agustus, terlihat bahwa garis biru (nilai aktual) dan garis hijau (prediksi dengan DE) memiliki kecenderungan untuk berdekatan, menunjukkan

bahwa prediksi dari model HMM-WFTS dengan optimasi DE cenderung lebih dekat dengan nilai aktual.



Gambar 4 Plot Hasil Prediksi Model WFTS-HMM sebelum dan setelah Optimasi DE serta Harga Aktual Penutupan IHSG 2023

Namun, terdapat beberapa titik di mana garis merah (prediksi tanpa DE) dan biru memiliki perbedaan yang signifikan, menandakan ketidakcocokan antara prediksi tanpa DE dengan nilai aktual. Misalnya, pada bulan Mei dan Juni, terlihat bahwa prediksi tanpa DE (garis merah) lebih tinggi dari nilai aktual (garis biru). Pada bulan-bulan terakhir (November hingga Desember), kedua garis tampaknya berada dalam keselarasan yang lebih baik, dengan garis hijau (prediksi dengan DE) yang mendekati garis biru (nilai aktual). Ini menunjukkan bahwa prediksi dari model HMM-WFTS dengan optimasi DE cenderung mendekati nilai aktual IHSG pada akhir periode yang diamati.

4.7 Rekomendasi Kebijakan

Hidden Markov Model with Wavelet Fuzzy Time series (HMM-WFTS) yang telah dioptimalkan menggunakan algoritma *Differential Evolution* (DE) telah terbukti menunjukkan konsistensi yang lebih baik dalam memprediksi harga penutupan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). Rekomendasi kebijakan yang dapat diambil berdasarkan hal ini adalah pertama, investor dapat mempertimbangkan untuk menggunakan model HMM-WFTS yang telah dioptimalkan dengan DE sebagai panduan dalam pengambilan keputusan investasi. Konsistensi yang lebih baik dalam memprediksi harga penutupan IHSG dapat membantu investor dalam mengidentifikasi tren dan potensi perubahan pasar yang mungkin terjadi. Selanjutnya, meskipun model HMM-WFTS menawarkan perkiraan yang lebih konsisten, penting bagi investor untuk tetap melakukan analisis menyeluruh sebelum mengambil keputusan akhir. Hal ini termasuk mempertimbangkan faktor-faktor fundamental dan teknis lainnya yang mungkin memengaruhi pergerakan harga saham, seperti kondisi ekonomi makro, politik, kondisi pasar global, dan sentimen investor.

Model HMM-WFTS sebaiknya digunakan sebagai salah satu alat pendukung dalam proses pengambilan keputusan investasi, sambil terus

memantau dan mengevaluasi kinerjanya secara berkala. Investor juga harus memperhatikan manajemen risiko yang bijaksana, termasuk diversifikasi portofolio, penetapan batas risiko yang sesuai, dan penggunaan strategi perlindungan yang tepat untuk mengurangi potensi kerugian. Dengan mempertimbangkan rekomendasi di atas dan menggunakan model HMM-WFTS dengan bijaksana sebagai alat pendukung, investor dapat meningkatkan pemahaman mereka tentang pergerakan pasar dan mengoptimalkan keputusan investasi mereka. Namun demikian, penting untuk diingat bahwa tidak ada model prediksi yang sempurna, dan risiko selalu ada dalam investasi. Oleh karena itu, penggunaan model ini sebaiknya dilakukan secara hati-hati dan disertai dengan analisis menyeluruh serta manajemen risiko yang tepat.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan diperoleh kesimpulan bahwa nilai perbandingan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) antara dua model, yaitu WFTS-HMM tanpa menggunakan algoritma *Differential Evolution* (DE) dan WFTS-HMM dengan penerapan algoritma DE, terlihat bahwa model WFTS-HMM dengan DE menghasilkan MAPE sedikit lebih rendah daripada model WFTS-HMM tanpa DE. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa penggunaan algoritma DE dalam model WFTS-HMM telah menghasilkan peningkatan sedikit namun signifikan dalam akurasi prediksi. Oleh karena itu, investor dapat mempertimbangkan untuk menggunakan model HMM-WFTS yang telah dioptimalkan dengan DE sebagai panduan dalam pengambilan keputusan investasi, dengan tetap melakukan analisis menyeluruh sebelum mengambil keputusan akhir. Selain itu, model HMM-WFTS sebaiknya digunakan sebagai salah satu alat pendukung dalam proses pengambilan keputusan investasi, sambil memperhatikan manajemen risiko yang bijaksana. Meskipun demikian, penting untuk diingat bahwa tidak ada model prediksi yang sempurna, dan risiko selalu ada dalam investasi, sehingga penggunaan model ini sebaiknya dilakukan dengan hati-hati dan disertai dengan analisis menyeluruh serta manajemen risiko yang tepat.

5.2 Saran

Penelitian selanjutnya diharapkan untuk melakukan pengembangan model HMM-WFTS dengan mempertimbangkan teknik atau algoritma yang berbeda untuk meningkatkan akurasi prediksi. Variabel input tambahan yang relevan dapat ditambahkan, serta dilakukan analisis lebih lanjut tentang perbandingan model dengan dan tanpa penggunaan algoritma DE. Validasi eksternal dan studi kasus pada pasar keuangan lainnya juga dianjurkan untuk menguji keandalan model. Analisis sensitivitas dan penerapan teknologi terbaru juga

dapat menjadi fokus penelitian untuk meningkatkan kinerja model dalam memprediksi pergerakan harga saham dengan lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- AMRI, M. M., 2022. Studi Banding Implementasi Metode Hidden Markov Model dalam Pengenalan Tulisan Tangan. *Jurnal Genesis Indonesia (JGI)*, 1(2), pp. 42-54.
- ANBIYA, W. & GARINI, F. C., 2022. Application of GARCH Forecasting Method in Predicting The Number of Rail Passengers (Thousands of People) in Jabodetabek Region. *Jurnal Matematika, Statistika & Komputasi*, 18(2), pp. 198 -223.
- ARUNG-LABY, D. & HUDA, A. M. M., 2022. Algoritma Differential Evolution untuk Estimasi Parameter Sumber Anomali Self-Potential. *Jurnal Riset Fisika Indonesia*, 2(2).
- DIAMANTA, D. & TOBA, H., 2021. Pendeteksian Citra Pengunjung Menggunakan Single Shot Detector untuk Analisis dan Prediksi Seasonality. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 7(1).
- 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*.
- LESTARI, D. W. & YOTENKA, R., 2022. Aplikasi Metode BOX-JENKINS (ARIMA) untuk Meramalkan Harga Komoditas Cabai Merah. *Jurnal Khazanah*, 14(1).
- LISNAWATI, N., SYAFWAN, H. & NEHE, N., 2022. Penerapan Metode Single Exponential Smoothing (SES) dalam Peramalan Jumlah Ikan. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 4(2), pp. 829-838.
- LUSIANA, A. & YULIARTY, P., 2020. Penerapan Metode Peramalan (Forecasting) pada Permintaan Atap di PT X. *Industri Inovatif - Jurnal Teknik Industri ITN Malang*.
- MARUHAWA, Y., YENNI, H., RIO, U. & ZOROMI, F., 2023 . Penerapan Metode Differential Evolution dalam Menentukan Rute Distribusi Produk. *Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 12(1), pp. 349-358.
- OKTARINA, D., 2016. Pengaruh beberapa indeks saham global dan indikator makroekonomi terhadap pergerakan IHSG. *JBB*, 5(2).
- 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* .
- PHASA, A. S. & ASTUTI, Y. P., 2021. Analisis Perilaku Brand Switching dengan Metode Rantai Markov. *Jurnal Ilmiah Matematika*, 9(1).
- PURNAMA, E. H. T. L., Y. & HUDA, N. M., 2023. Aplikasi Algoritma Viterbi dalam Hidden Markov Model untuk Menganalisis Trend Pasar Saham di Bursa Efek (Studi Kasus di PT. Bank Central Asia, Tbk.). *Jurnal EurekaMatika*, 11(2), pp. 99-110.
- PURNAMASARI, E. D., WULANDARI, T. & SIDDIK, R., 2023. Analisis Pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) pada Era Vuca. *Jurnal Ekonomi & Ekonomi Syariah*, 6(1).
- PUTRI, C. S. & VIKALIANA, R., 2023. The Plan and Realization Evaluation of Supply Crude Oil Activities at PT Kilang Pertamina International - Refinery Unit VI Balongan. *Berkala Sainstek*, 11(1), pp. 68-79.
- 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.
- ROSYIDA, H., FIRMANSYAH, A. & WICAKSONO, S. B., 2020. Volatilitas Harga Saham: Leverage, Ukuran Perusahaan, Pertumbuhan Aset. *JAS (Jurnal Akuntansi Syariah)*, 4(2), pp. 196-208.
- ROZY, A. F., S. & WARDHANI, N. W. S., 2023. Peningkatan Akurasi Metode Weighted Fuzzy Time Series Forecasting Menggunakan Algoritma Evolusi Differensial dan Fuzzy C-Means. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 10(5), pp. 1047-1054.
- SALAWUDEEN, A. T., MU'AZU, M. B., ADEDOKUN, E. A. & BABA, B. A., 2022. Optimal determination of hidden Markov model parameters for fuzzy time series forecasting. *Scientific African*, Volume 16.
- SUSDARWONO, E. T., 2021. Rantai Markov dalam Penentuan Market Share dan Equilibrium : Studi Kasus Pedagang Cilok di Alun Alun Kabupaten Pemalang. *Jurnal Pendidikan Matematika (Kudus)*, 4(2), pp. 1-18.
- WIDIYANTO, M. H., MAYASARI, R. & G., 2023. Implementasi Time Series pada Data Penjualan di Gaikindo Menggunakan Algoritma Seasonal ARIMA. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(3).
- YUSUF, A., 2021. Prediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Menggunakan Long Short-Term Memory. *Jurnal Epsilon* , 15(2), pp. 124-132.