

IMPLEMENTASI *HIGH ORDER INTUITIONISTIC FUZZY TIME SERIES* PADA PERAMALAN INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN

Titis Jati Nugraha Saputra¹, Winita Sulandari^{2*}, Isnandar Slamet³, Sri Subanti⁴, Etik Zukhronah⁵, Sugiyanto⁶, Irwan Susanto⁷

^{1,2,3,4,5,6,7}Universitas Sebelas Maret, Surakarta

Email: ¹nugsaputra@student.uns.ac.id, ^{2*}winita@mipa.uns.ac.id, ³isnandarlamet@staff.uns.ac.id, ⁴srisubanti@staff.uns.ac.id, ⁵etikzukhronah@staff.uns.ac.id, ⁶sugiyanto61@staff.uns.ac.id, ⁷irwansusanto@staff.uns.ac.id

*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 10 Juni 2023, diterima untuk diterbitkan: 04 April 2024)

Abstrak

Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) adalah indeks yang mengukur kinerja harga semua saham yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI). Pergerakan IHSG menjadi acuan para investor untuk menetapkan keputusan finansial yang berkaitan dengan untung rugi dalam berinvestasi. Oleh karenanya, informasi peramalan IHSG yang akurat sangat penting bagi para investor. Penelitian ini membahas penerapan metode *High Order Intuitionistic Fuzzy Time Series* (HOIFTS) dalam peramalan IHSG di BEI. Metode HOIFTS melibatkan tiga indikator, yaitu derajat keanggotaan, derajat non-keanggotaan, dan fungsi skor (indeks *intuitionistic*) sehingga model yang dihasilkan mampu menangani ketidakpastian dalam data. Tahapan penting dalam pemodelan HOIFTS adalah pada *intuitionistic fuzzification*, penentuan relasi logika fuzzy *intuitionistic*, dan proses *intuitionistic defuzzification* order tinggi. Penelitian ini menetapkan metode Chen, baik order satu maupun order tinggi sebagai metode pembandingan untuk melihat seberapa jauh keberhasilan metode HOIFTS dalam meramalkan data bulanan IHSG. Perbandingan nilai RMSE (*root mean square error*) dan MAPE (*mean absolute percentage error*) yang dihasilkan oleh model HOIFTS dan dua model *benchmark*, yaitu Chen order satu dan Chen order tinggi, menunjukkan bahwa metode HOIFTS memiliki nilai kesalahan yang paling kecil yakni nilai RMSE adalah sebesar 57,042 dan MAPE sebesar 0,837% pada data *training*, sedangkan pada data testing diperoleh nilai RMSE sebesar 38,466 dan MAPE sebesar 0,487%. Dengan demikian, metode HOIFTS lebih direkomendasikan dalam peramalan IHSG dibandingkan dua metode lain yang dibahas dalam penelitian ini.

Kata kunci: *IHSG, fuzzy time series, HOIFTS*

IMPLEMENTATION OF *HIGH ORDER INTUITIONISTIC FUZZY TIME SERIES* FOR FORECASTING THE COMBINED STOCK PRICE INDEX

Abstract

The Composite Stock Price Index (CSPI) is an index that measures the price performance of all shares listed on the Indonesia Stock Exchange (ISE). CSPI is a reference for investors to determine financial decisions related to profit and loss in investing. Therefore, accurate CSPI forecasting information is very important for investors. This research discusses the application of the HOIFTS method in forecasting CSPI on the ISE. The HOIFTS method involves three indicators, namely degree of membership, degree of non-membership, and a score function (*intuitionistic index*) so that the resulting model is able to handle uncertainty in the data. Important stages in HOIFTS modeling are *intuitionistic fuzzification*, determination of *intuitionistic fuzzy logic relations*, and the *intuitionistic higher order defuzzification* process. This research determines the Chen method, both first order and high order as a comparison method to see how successful the HOIFTS method is in predicting monthly CSPI data. The comparison results of the RMSE (*root mean square error*) and MAPE (*mean absolute percentage error*) values produced by the HOIFTS and two benchmark models, i.e., the first order Chen's and high-order Chen's, show that the HOIFTS method yields the smallest error value, namely the RMSE value is 57.042 and the MAPE is 0.837% on the training data, whereas in testing data obtained an RMSE value of 38.466 and a MAPE of 0.487%. Thus, the HOIFTS method is more recommended in forecasting CSPI compared to the other two methods discussed in this research.

Keywords: *CSPI, fuzzy time series, HOIFTS*

1. PENDAHULUAN

Bursa Efek Indonesia (BEI) adalah suatu sistem terorganisasi di Jakarta yang mempertemukan penjual dan pembeli efek. Sebagai sarana investasi saham bagi investor dari dalam maupun luar negeri, BEI mampu menjadi penggerak perekonomian negara.

Indikator pergerakan harga saham yang tercatat di BEI dinyatakan dalam suatu indeks yang disebut dengan indeks harga saham gabungan (IHSG). Menurut Rosalyn (2018), pergerakan IHSG dipengaruhi oleh nilai tukar rupiah terhadap dollar dan inflasi. Naik turunnya nilai IHSG menunjukkan kondisi pasar modal dan menjadi salah satu dasar penentuan kebijakan moneter (Amry & Siregar, 2019). Bagi investor, pemahaman akan pergerakan IHSG menjadi sangat penting karena mereka seringkali dihadapkan pada keputusan yang berkaitan dengan resiko keuangan. Dalam hal ini, para investor harus mampu menduga kemungkinan posisi IHSG di masa yang akan datang secara akurat untuk meminimalkan kerugian atas keputusan yang mereka ambil.

Secara naluri, IHSG di masa depan dapat diduga dengan mengamati pola perilaku *time series* IHSG di masa lalu, yaitu nilai historis dari waktu ke waktu, dengan asumsi bahwa nilai di waktu sebelumnya memiliki hubungan atau memengaruhi nilai di waktu berikutnya. Namun demikian, pola *time series* IHSG yang fluktuatif dan cenderung tidak teratur menjadikannya sulit untuk dimodelkan dan ini menjadi tantangan tersendiri bagi para peneliti.

Berbagai pendekatan metode telah diterapkan pada pemodelan peramalan IHSG, seperti *autoregressive integrated moving average* (Wahyudi, 2017; Amry & Siregar, 2019), *singular spectrum analysis* (Chrisantama dkk., 2021), *autoregressive distributed lag* (Miftahuddin dkk., 2023) dan *fuzzy time series* (Ilafi dkk. 2020; Fitria, 2021; Pramesti dkk., 2023). Masing-masing metode memiliki kekuatan tersendiri, misal metode *autoregressive* yang dibahas oleh Wahyudi (2017), Amry & Siregar (2019), dan Miftahuddin dkk. (2023) memandang IHSG memiliki hubungan linear secara stokastik. Namun demikian, metode ini dalam penerapannya memperhatikan asumsi stasioneritas dalam data. Jika data tidak stasioner maka perlu penanganan khusus sebelum proses pemodelan, baik proses transformasi ataupun diferensiasi sedemikian sehingga data memenuhi sifat stasioner. Sementara itu, metode *singular spectrum analysis* (SSA) yang dibahas oleh Chrisantama dkk. (2021) tidak memerlukan asumsi khusus sebagaimana dalam metode *autoregressive*. Metode ini mampu mendekomposisikan data IHSG menjadi komponen sinyal dan *noise*. Berbeda dengan metode *autoregressive*, SSA mampu merepresentasi hubungan deterministik dalam data (Golyandina & Zhigljawsky, 2020). Di sisi yang lain, metode *fuzzy time series* (FTS) yang dibahas oleh Ilafi dkk. (2020), Fitria (2021), dan Pramesti dkk. (2023) menggunakan

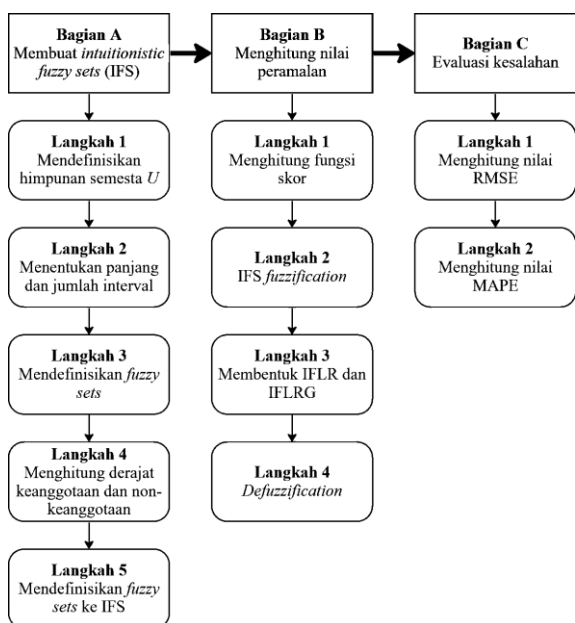
pendekatan variabel linguistik. Nilai kuantitatif berupa bilangan riil ditransformasikan terlebih dahulu ke dalam nilai linguistik dengan derajat keanggotaan yang telah didefinisikan sebelumnya. Model yang dihasilkan berupa relasi antara nilai linguistik data di waktu lampau dengan waktu setelahnya. Cara kerja model ini dianggap mampu merepresentasikan hubungan nonlinear dalam data IHSG.

Metode FTS mulai populer sejak Chen (1996) menyederhanakan komputasi FTS yang dikenalkan oleh Song & Chissom (1994) pada penerapan peramalan jumlah pendaftar Universitas Alabama. Bermula dari penelitian Chen (1996) tersebut, banyak peneliti mulai tertarik mengembangkan metode FTS pada data yang sama, termasuk Abhishek dkk. (2018). Penelitian Abhishekh dkk. (2018, 2020) membahas metode *high order intuitionistic fuzzy time series* (HOIFTS), yaitu metode yang melibatkan *intuitionistic fuzzification* yang memperhitungkan derajat keanggotaan dan non-keanggotaan. Lebih lanjut, Alam dkk. (2021), Yolcu dkk., (2022) dan Ashraf dkk. (2024) telah menunjukkan keberhasilan metode HOIFTS pada peramalan harga saham. Prosedur pemodelan HOIFTS yang dibahas oleh Alam dkk. (2021) secara umum sama dengan yang dibahas oleh Abhishek dkk. (2018, 2020), hanya berbeda pada prosedur penentuan interval dan panjang kelas *fuzzy*. Yolcu dkk. (2022) mengembangkan HOIFTS dengan memperhatikan hubungan multivariat *time series* sementara Ashraf dkk. (2024) mengembangkan HOIFTS dengan memperhitungkan radius derajat keanggotaan dan non-keanggotaan. Kedua penelitian tersebut menunjukkan bahwa proses *intuitionistic fuzzification* mampu menangani ketidakpastian dalam pergerakan data saham.

Penelitian ini fokus pada penerapan metode HOIFTS pada peramalan IHSG. Metode yang digunakan mengacu pada penelitian Abhishekh dkk. (2018) yang dianggap lebih sederhana dibandingkan metode HOIFTS yang diperkenalkan oleh Yolcu (2022) dan Ashraf dkk. (2024). Meskipun lebih sederhana, metode HOIFTS dianggap mampu menangani ketidakpastian dan merepresentasikan hubungan nonlinear dalam data IHSG. Untuk menunjukkan seberapa jauh keberhasilan HOIFTS dalam meramalkan IHSG, penelitian ini menggunakan metode Chen order pertama (Chen, 1996) dan metode Chen order tinggi (Chen, 2002) sebagai metode *benchmark*. Evaluasi kesalahan ketiga metode diukur berdasarkan nilai *root mean square error* (RMSE) dan *mean absolute percentage error* (MAPE). Untuk kemudahan, metode Chen order pertama selanjutnya disebut dengan metode Chen dan metode Chen order tinggi selanjutnya disebut dengan metode HOC (*high order Chen*).

2. METODE PENELITIAN

Data yang dibahas dalam penelitian ini adalah data bulanan IHSG di BEI yang diperoleh dari *website investing.com*. Data terdiri dari 48 observasi, dengan data bulan Januari 2018 – April 2021 sebagai data *training* dan data bulan Mei – Desember 2021 sebagai data. Selanjutnya, langkah-langkah penelitian dibagi dalam tiga bagian utama sebagaimana disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1 Membuat Intuitionistic Fuzzy Sets (IFS)

Langkah 1: mendefinisikan himpunan semesta U yang dapat dinyatakan dalam persamaan (1).

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

dengan D_{min} merupakan data minimum, D_{max} merupakan data maksimum, sedangkan D_1 dan D_2 merupakan bilangan positif sembarang yang ditentukan oleh peneliti.

Langkah 2: Menentukan panjang dan jumlah interval. Panjang dan jumlah interval ditentukan menggunakan metode berbasis rata-rata (Xihao dan Yimin, 2008; Sulandari dkk., 2020) dengan tahapan sebagai berikut.

- 1) Menghitung nilai mutlak selisih semua data yang saling berurutan
- 2) Menentukan nilai rata-rata data yang diperoleh dari tahap 1 dan kemudian membagi nilai rata-rata dengan bilangan 2. Nilai ini selanjutnya digunakan sebagai dasar untuk menentukan panjang interval.
- 3) Menentukan basis dari panjang interval berdasarkan setengah nilai rata-rata yang diperoleh dari tahap 2 dengan mengacu pada Tabel 1.
- 4) Menentukan panjang interval sesuai dengan basis yang diperoleh pada tahap 3.

Tabel 1. Basis Interval (Huamg, 2001)

Rentang	Basis
0,1 – 1	0,1
1,1 – 10	1
11 – 100	10
101 – 1000	100
1001 – 10000	1000

Selanjutnya U dibagi menjadi beberapa interval dengan panjang interval yang sama.

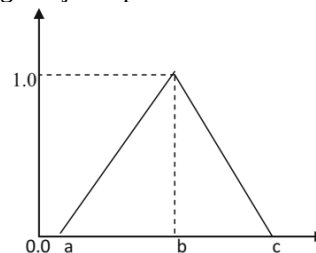
Langkah 3: Mendefinisikan *fuzzy sets*. *Fuzzy sets* ditetapkan dalam persamaan (2)

$$A_i = \frac{\mu_{A_i}(u_1)}{u_1} + \frac{\mu_{A_i}(u_2)}{u_2} + \dots + \frac{\mu_{A_i}(u_n)}{u_n}. \quad (2)$$

Notasi $\mu_{A_i}(u_i)$ menunjukkan nilai derajat keanggotaan data dalam interval u_i yang dalam penelitian ini dapat ditentukan menggunakan fungsi segitiga pada persamaan (3)

$$\mu_x = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & x \leq a \text{ dan } x \geq c \end{cases} \quad (3)$$

dengan x adalah data yang akan ditentukan nilai derajat keanggotaannya dan a, b, c , berturut-turut adalah titik-titik awal, tengah, dan akhir interval seperti yang disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Fungsi Keanggotaan Segitiga (Abhishekh dkk., 2018)

Langkah 4: Menghitung derajat keanggotaan dan non-keanggotaan. Derajat keanggotaan dan non-keanggotaan dihitung menggunakan

$$\begin{aligned} I &= \{\langle u_i, f(\mu_{A_F}(u_i)), \pi(u_i), \delta(u_i) \rangle \mid \forall u_i \in U\} \\ &= \{\langle u_i, f_\mu(\mu_{A_F}(u_i)), \pi(u_i), \delta(u_i), \\ &\quad f_v(\mu_{A_F}(u_i)), \pi(u_i), \delta(u_i) \rangle \mid \forall u_i \in U\}. \end{aligned} \quad (4)$$

Pada persamaan (4), $\pi(u_i)$ dan $\delta(u_i)$ dirumuskan secara berurutan pada persamaan (5) dan (6).

$$\pi(u_i) = \min(\mu_A(u_1), \mu_A(u_2), \dots, \mu_A(u_n)). \quad (5)$$

$$\delta(u_i) = \max(\mu_A(u_1), \mu_A(u_2), \dots, \mu_A(u_n)). \quad (6)$$

Derajat keanggotaan dan non-keanggotaan untuk setiap u_i dihitung sebagai berikut.

$$\begin{aligned} f(x, \pi, \delta) &= (f_\mu(x, \pi, \delta), f_v(x, \pi, \delta)) \\ &= (x(1 - \delta\pi), (1 - x(1 - \delta\pi) - \delta\pi)). \end{aligned} \quad (7)$$

Pada persamaan (7), x merupakan data aktual, π merupakan nilai minimum derajat keanggotaan pada *fuzzy sets*, δ merupakan nilai maksimal derajat keanggotaan pada *fuzzy sets*.

Langkah 5: Mendefinisikan *fuzzy sets* ke IFS. Misalkan X merupakan himpunan tak kosong. IFS I

dalam X merupakan himpunan *triple* berurut dinyatakan dalam persamaan (8).

$$I = \{(x, \mu_I(x), \nu_I(x)) : x \in X\}, \quad (8)$$

dengan fungsi $\mu_I(x), \nu_I(x) : X \rightarrow [0,1]$, $\mu_I(x)$ merupakan derajat keanggotaan x dalam I dan $\nu_I(x)$ merupakan derajat non-keanggotaan x dalam himpunan I . Sebagai syarat $0 \leq \mu_I(x) + \nu_I(x) \leq 1$ harus terpenuhi.

2.2 Menghitung Nilai Peramalan

Langkah 1: Menghitung fungsi skor. Untuk setiap IFS $I = (\mu_I, \nu_I)$, skor I dapat dievaluasi dengan fungsi skor (Xu dan Yager, 2006) yang dinotasikan dengan S dan dinyatakan dalam persamaan (9).

$$S(I_i) = \mu_I - \nu_I, \quad (9)$$

dengan μ_I merupakan derajat keanggotaan IFS dan ν_I merupakan derajat non-keanggotaan IFS.

Langkah 2: Melakukan IFS *fuzzification* berdasarkan nilai fungsi skor yang diperoleh pada Langkah 6. (Abhisekh dkk., 2018).

Langkah 3: Membentuk *Intuitionistic fuzzy logical relationship* (IFLR) dan *Intuitionistic fuzzy logical relationship groups* (IFLRG). IFLR dibentuk berdasarkan relasi dari dua IFS yang berkaitan dengan hasil *fuzzification* dua data historis yang berurutan, misal I_i adalah hasil IFS data pada waktu ke- t dan I_j adalah hasil IFS data pada waktu ke- $(t+1)$ maka IFLR dapat dinyatakan dalam persamaan (10)

$$I_i \rightarrow I_j. \quad (10)$$

Selanjutnya IFLG dapat ditentukan berdasarkan IFLR yang terbentuk.

Langkah 4: *Defuzzification*. Proses *defuzzification* IFS didasarkan pada hasil IFLRG dengan aturan-aturan sebagai berikut (Abhishekh dkk., 2018).

- 1) Jika IFS dengan order n untuk bulan i adalah $I_{in}, I_{i(n-1)}, \dots, I_{ik}$ dimana $n \geq 2$ dan terdapat IFLR order ke n dengan IFLRG yang ditunjukkan sebagai berikut.

$$I_{in}, I_{i(n-1)}, \dots, I_{ik} \rightarrow I_j$$

Nilai peramalan untuk bulan i adalah m_j yaitu *midpoint* dari interval linguistik u_j sesuai dengan IFS I_j .

- 2) Jika IFS dengan order n untuk bulan i adalah $I_{in}, I_{i(n-1)}, \dots, I_{i1}$ dimana $n \geq 2$ dan terdapat IFLR order ke n dengan IFLRG yang ditunjukkan sebagai berikut.

$$I_{in}, I_{i(n-1)}, \dots, I_{i1} \rightarrow I_{j1},$$

$$I_{in}, I_{i(n-1)}, \dots, I_{i1} \rightarrow I_{j2},$$

...

$$I_{in}, I_{i(n-1)}, \dots, I_{i1} \rightarrow I_{jp},$$

Di sini dapat dilihat bahwa terdapat ambiguitas untuk peramalan bulan i mungkin I_{j1} , atau I_{j2} , ..., atau I_{jp} . Dengan demikian perlu langkah lebih lanjut untuk menemukan *high-order intuitionistic fuzzification* untuk bulan i . Asumsikan bahwa ada bilangan bulat $m \geq n$ yang dapat menyelesaikan ambiguitas ini untuk bulan i dan terdapat IFLR order ke m dengan IFLRG yang ditunjukkan sebagai berikut.

$$I_{im}, I_{i(m-1)}, \dots, I_{ii} \rightarrow I_j,$$

Dalam hal ini terdapat bilangan bulat $m \geq n$ sehingga tidak terdapat ambiguitas untuk bulan i dan nilai peramalan bulan i adalah m_j , yaitu *midpoint* dari interval linguistik u_j sesuai dengan IFS I_j .

- 3) Jika IFS dengan order n untuk bulan i adalah $I_{in}, I_{i(n-1)}, \dots, I_{i1}$ dimana $n \geq 2$ dan terdapat IFLR order ke n dengan IFLRG yang ditunjukkan sebagai berikut.

$$I_{in}, I_{i(n-1)}, \dots, I_{ik} \rightarrow \#.$$

Nilai peramalan untuk bulan I , dinotasikan dengan F_i dapat dihitung dengan persamaan (11).

$$F_i = \frac{1 \times m_{in} + 2 \times m_{i(n-1)} + \dots + n \times m_{i1}}{1 + 2 + \dots + n} \quad (11)$$

dengan $m_{in}, m_{i(n-1)}, \dots, m_{i1}$ merupakan nilai *midpoint* dari interval linguistik $u_{in}, u_{i(n-1)}, \dots, u_{i1}$ sesuai dengan IFS $I_{in}, I_{i(n-1)}, \dots, I_{i1}$.

2.3 Evaluasi Kesalahan

Tingkat kesalahan hasil peramalan di evaluasi menggunakan RMSE dan MAPE yang dihitung menggunakan rumus berikut (Hanke and Wichern, 2014).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2}{N}}, \quad (12)$$

dan nilai MAPE dihitung menggunakan persamaan

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n |PE_t|}{N}, \quad (13)$$

dengan

$$PE_t = \left(\frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right) \times 100\%.$$

Pada persamaan (12) dan (13), Y_t merupakan data aktual waktu ke- t , F_t merupakan nilai peramalan waktu ke- t , N merupakan banyaknya data yang di prediksi.

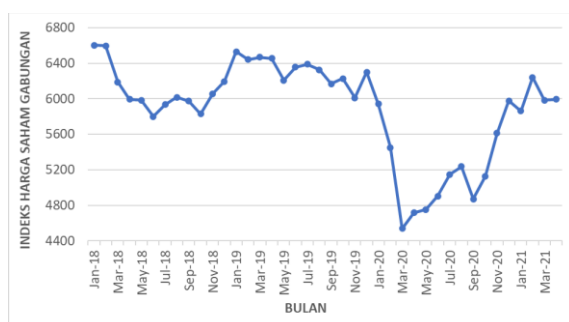
Nilai kesalahan peramalan RMSE dan MAPE yang dihasilkan dari model HOIFTS kemudian dibandingkan dengan nilai RMSE dan MAPE dari model Chen dan HOC. Adapun proses pemodelan Chen mengikuti prosedur pada Chen (1996) dan

pemodelan HOC mengikuti prosedur pada Chen (2002).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Membuat *Intuitionistic Fuzzy Sets* (IFS)

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data bulanan IHSG periode Januari 2018 hingga Desember 2021 yang dapat diakses melalui *website investing.com*. Data bulan Januari 2018 – April 2021 digunakan sebagai data *training* (disajikan pada Gambar 3) dan sisanya digunakan sebagai data *testing*.



Gambar 3. Plot Data Bulanan IHSG Periode Januari 2018 – April 2021

Selanjutnya, proses peramalan mengikuti tahapan berikut.

Langkah 1: Menentukan himpunan semesta U . Berdasarkan data IHSG diketahui nilai minimum (D_{min}) dari data IHSG bulanan adalah 4538, sedangkan nilai maksimumnya (D_{max}) adalah 6605. Selanjutnya dipilih nilai $D_1 = 38$ dan $D_2 = 95$ sehingga diperoleh himpunan semesta $U = [4500, 6700]$.

Langkah 2: Menentukan panjang dan jumlah interval. Berdasarkan metode berbasis rata-rata diperoleh panjang interval 100 dan jumlah interval 22. Dengan demikian diperoleh $u_1 = [4500, 4600]$, $u_2 = [4600, 4700]$, $u_3 = [4700, 4800]$, ..., $u_{22} = [6600, 6700]$.

Langkah 3: Mendefinisikan *fuzzy sets* A_i dari himpunan semesta U menggunakan persamaan (2) sehingga diperoleh $A_1 = [4500, 4600, 4700]$, $A_2 = [4600, 4700, 4800]$, $A_3 = [4700, 4800, 4900]$, ..., $A_{22} = [6600, 6700, 6700]$.

Langkah 4: Menghitung derajat keanggotaan dan non-keanggotaan. Sebagai ilustrasi, derajat keanggotaan dari data aktual 4716 yang berada pada interval A_2 dan A_3 dapat ditentukan dengan menggunakan rumus (3), diperoleh.

$$\mu_{A_2} = \frac{u-x}{u-m} = \frac{4800-4716}{4800-4700} = 0,84.$$

dan

$$\mu_{A_3} = \frac{x-l}{m-l} = \frac{4716-4700}{4800-4700} = 0,16$$

Dengan demikian diperoleh derajat keanggotaan data aktual 4716 pada interval A_2 adalah 0,84 dan pada interval A_3 adalah 0,16. Perhitungan derajat

keanggotaan juga dilakukan pada semua anggota dari *fuzzy sets* A_i sehingga diperoleh.

$$A_1 = \frac{0,38}{4538}$$

$$A_2 = \frac{0,84}{4716} + \frac{0,47}{4753}$$

$$A_3 = \frac{0,16}{4716} + \frac{0,53}{4753} + \frac{0,3}{4870}$$

⋮

$$A_{22} = \frac{0,05}{6605}$$

Pandang *fuzzy sets* A_3 , menggunakan persamaan (4) dapat ditetapkan sebagai berikut

$$A_F = \{(4716; 0,16), (4753; 0,53), (4870; 0,3)\}.$$

Selanjutnya menghitung nilai *max-min* menggunakan rumus persamaan (5) dan (6) sebagai berikut.

$$\pi(u_i) = \min(0,16; 0,53; 0,3) = 0,16$$

$$\delta(u_i) = \max(0,16; 0,53; 0,3) = 0,53$$

Dalam hal ini, derajat keanggotaan dan non-keanggotaan pada data aktual 4716 dapat ditentukan menggunakan persamaan (7) dan diperoleh

$$\begin{aligned} f(x, \pi, \delta) &= (f_\mu(x, \pi, \delta), f_\nu(x, \pi, \delta)) \\ &= (0,16(1 - (0,53 \times 0,16))), (1 - 0,16(1 - \\ &\quad (0,53 \times 0,16))) - (0,53 \times 0,16)) \\ &= ((0,146), (0,768)) \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil perhitungan di atas, data aktual 4716 memiliki nilai derajat keanggotaan yaitu 0,146 dan derajat non-keanggotaan yaitu 0,768.

Langkah 5: Mendefinisikan *fuzzy sets* A_i ke dalam bentuk IFS seperti yang ditetapkan pada persamaan (8) sehingga diperoleh $I_1 = \{(4538; 0,325; 0,530)\}$, $I_2 = \{(4716; 0,508; 0,096), (4753; 0,284; 0,320)\}$, $I_3 = \{(4716; 0,146; 0,768), (4753; 0,485; 0,430), (4870; 0,274; 0,640)\}$, ..., $I_{22} = \{(6605; 0,049; 0,947)\}$.

3.2 Menghitung Nilai Peramalan

Langkah 1: Menghitung fungsi skor $S(I_1), S(I_2), S(I_3), \dots, S(I_{22})$. Contoh, menghitung fungsi skor pada data 4716 yang merupakan anggota dari himpunan IFS I_2 memiliki nilai derajat keanggotaan sebesar 0,508 dan derajat non-keanggotaan sebesar 0,096. Selanjutnya, menghitung menggunakan persamaan (9) diperoleh sebagai berikut.

$$S(I_2) = \mu_I - \nu_I = 0,508 - 0,096 = 0,412$$

Berdasarkan perhitungan di atas diperoleh nilai skor pada data 4716 adalah sebesar 0,412. Perhitungan fungsi skor juga dilakukan pada semua anggota dari himpunan IFS sehingga diperoleh $S(I_1) = \{(4538; -0,205)\}$, $S(I_2) = \{(4716; 0,412), (4753; -0,036)\}$, $S(I_3) = \{(4716; -0,622), (4753; 0,054), (4870; -0,366)\}$, ..., $S(I_{22}) = \{(6605; -0,897)\}$.

Langkah 2: Melakukan proses IFS *fuzzification* didasarkan pada fungsi skor maksimum dari data

IHSG setiap bulan. Contoh, data IHSG pada bulan April 2020 adalah 4716 yang merupakan anggota dari *triangular fuzzy sets* A_2 dan A_3 memiliki nilai fungsi skor $SI_2 = (4716; 0,412)$ dan $SI_3 = (4716; -0,622)$ sehingga nilai fungsi skor $SI_2 = 0,412 > SI_3 = -0,622$ maka IFS *fuzzification* untuk data bulan April 2020 adalah I_2 . Hasil IFS *fuzzification* data *training* IHSG dapat dilihat pada Tabel 2.

Langkah 3: Membentuk IFLR berdasarkan hasil IFS *fuzzification*. Pada bulan Maret 2020 dan April 2020 mempunyai hasil IFS *fuzzification* yaitu I_1 dan I_2 , maka keadaan tersebut dapat dinotasikan sebagai $I_1 \rightarrow I_2$. Hasil pembentukan IFLR data *training* IHSG dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 2. Hasil IFS Fuzzification Data Training

Bulan	Aktual	IFS Fuzzification
Januari 2018	6605	I_{21}
Februari 2018	6597	I_{21}
Maret 2018	6188	I_{17}
...	...	...
Februari 2020	5452	I_{10}
Maret 2020	4538	I_1
April 2020	4716	I_2
...	...	...
April 2021	5995	I_{15}

Tabel 3. IFLR Data Training

Bulan	Aktual	IFS Fuzzification	IFLR
Januari 2018	6605	I_{21}	-
Februari 2018	6597	I_{21}	$I_{21} \rightarrow I_{21}$
Maret 2018	6188	I_{17}	$I_{21} \rightarrow I_{17}$
...	...	...	...
Maret 2020	4538	I_1	$I_{10} \rightarrow I_1$
April 2020	4716	I_2	$I_1 \rightarrow I_2$
...	...	...	...
April 2021	5995	I_{15}	$I_{15} \rightarrow I_{15}$

Selanjutnya, membentuk IFLRG yang didapatkan dari hasil IFLR. Hasil pembentukan IFLRG data *training* IHSG order 1 hingga order 4 dapat dilihat pada Tabel 4 hingga Tabel 7.

Tabel 4. IFLRG Data Training Order 1

Grup	IFLRG
1	$I_1 \rightarrow I_2$
2	$I_2 \rightarrow I_3$
3	$I_3 \rightarrow I_4$
4	$I_4 \rightarrow I_6$
5	$I_6 \rightarrow I_7, I_{11}$
...	...
17	$I_{21} \rightarrow I_{21}, I_{17}$

Tabel 5. IFLRG Data Training Order 2

Grup	IFLRG
1	$I_{21}, I_{21} \rightarrow I_{17}$
2	$I_{21}, I_{17} \rightarrow I_{15}$
3	$I_{17}, I_{15} \rightarrow I_{15}, I_{18}$
4	$I_{15}, I_{15} \rightarrow I_{13}$
5	$I_{15}, I_{13} \rightarrow I_{14}, I_{16}$
...	...
8	$I_{10}, I_1 \rightarrow I_2$
...	...
33	$I_{14}, I_{17} \rightarrow I_{15}$

Langkah 4: *Defuzzification* yaitu menghitung nilai peramalan data *training* IHSG. Contoh, peramalan IHSG pada bulan April 2020. Berdasarkan Tabel 2, IFS *fuzzification* pada bulan Februari 2020 dan Maret 2020 adalah I_{10} dan I_1 sehingga IFLRG order 2 untuk bulan April 2020 adalah sebagai berikut.

$$I_{10}, I_1 \rightarrow I_2.$$

Berdasarkan Tabel 5, tidak terdapat ambiguitas untuk meramalkan IHSG pada bulan April 2020 sehingga nilai peramalan IHSG pada bulan April 2020 adalah *midpoint* dari u_2 yaitu 4650. Hasil *defuzzification* data *training* IHSG menggunakan metode HOIFTS dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 6. IFLRG Data Training Order 3

Grup	IFLRG
1	$\#, I_{21}, I_{21} \rightarrow I_{17}$
2	$I_{21}, I_{21}, I_{17} \rightarrow I_{15}$
3	$I_{21}, I_{17}, I_{15} \rightarrow I_{15}$
4	$I_{17}, I_{15}, I_{15} \rightarrow I_{13}$
5	$I_{15}, I_{15}, I_{13} \rightarrow I_{14}, I_{16}$
...	...
37	$I_{14}, I_{17}, I_{15} \rightarrow I_{15}$

Tabel 7. IFLRG Data Training Order 4

Grup	IFLRG
1	$\#, I_{21}, I_{21}, I_{17} \rightarrow I_{15}$
2	$I_{21}, I_{21}, I_{17}, I_{15} \rightarrow I_{15}$
3	$I_{21}, I_{17}, I_{15}, I_{15} \rightarrow I_{13}$
4	$I_{17}, I_{15}, I_{15}, I_{13} \rightarrow I_{14}$
5	$I_{15}, I_{15}, I_{13}, I_{14} \rightarrow I_{15}$
...	...
37	$I_{15}, I_{14}, I_{17}, I_{15} \rightarrow I_{15}$

Tabel 8. Defuzzification Data Training

Bulan	Aktual	Defuzzification
Januari 2018	6605	-
Februari 2018	6597	-
Maret 2018	6188	6150
April 2018	5994	5950
Mei 2018	5983	5950
...	...	...
April 2020	4716	4650
...	...	...
April 2021	5995	5950

Selanjutnya, menghitung nilai peramalan data *testing* IHSG. Hasil *defuzzification* data *testing* IHSG menggunakan metode HOIFTS dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Defuzzification Data Testing

Bulan	Aktual	Defuzzification
Mei 2021	5947	5950
Juni 2021	5985	5950
Juli 2021	6070	6050
Agustus 2021	6150	6150
September 2021	6286	6250
Oktober 2021	6591	6550
November 2021	6533	6450
Desember 2021	6581	6550

Proses pemodelan Chen dan HOC tidak dibahas dalam artikel ini. Prosedur pemodelan mengikuti Chen (1996) dan Chen (2002) dengan *universe of discourse* $U = [4500, 67000]$, panjang kelas 100 dan

didefinisikan 22 kelas interval sebagaimana dalam HOIFTS.

3.3 Evaluasi Kesalahan Peramalan

Hasil perhitungan RMSE dan MAPE pada data *training* dan *testing* untuk metode HOIFTS, Chen, dan HOC disajikan pada Tabel 10. Berdasarkan nilai-nilai pada table tersebut, HOIFTS secara konsisten menghasilkan nilai RMSE dan MAPE terkecil dibanding dua metode lainnya. Pada data *training*, metode HOIFTS mampu menurunkan nilai RMSE metode Chen hingga 64% dan metode HOC hingga 25% sedangkan pada data *testing*, nilai RMSE yang dihasilkan oleh metode HOIFTS tidak jauh berbeda dengan kedua metode yang lain. Metode HOIFTS hanya berhasil menurunkan nilai MAPE yang dihasilkan oleh metode Chen sekitar 1% dan metode HOC sekitar 3%.

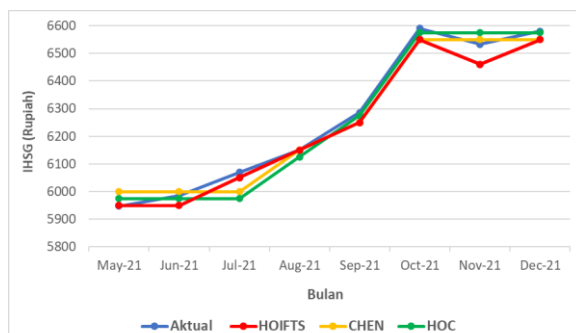
Tabel 10. Perbandingan RMSE dan MAPE yang diperoleh dari Metode HOIFTS, Chen dan HOC pada Data IHSG

Metode	Training (Januari 2018-April 2021)		Testing (Mei 2021-Desember 2021)	
	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE
HOIFTS*	57,042*	0,837%*	38,466*	0,487%*
Chen	159,994	2,226%	38,988	0,527%
HOC	76,894	1,099%	39,861	0,497%

(*) Menunjukkan nilai paling kecil

Sementara itu, jika dilihat dari nilai MAPE, metode HOIFTS mampu menurunkan MAPE dari metode Chen hingga 62% pada data *training* dan 7,5% pada data *testing*. Jika dibandingkan dengan metode HOC, nilai MAPE yang dihasilkan oleh metode HOIFTS kira-kira 23% lebih kecil dari metode HOC pada data *training* dan sekitar 2% lebih kecil pada data *testing*.

Lebih lanjut, perlu dilihat secara visual perbandingan antara nilai peramalan HOIFTS, Chen, dan HOC pada data *testing*. Berdasarkan Gambar 4, hasil peramalan metode HOIFTS (garis merah) cenderung lebih dekat dengan nilai aktual (garis biru) dibandingkan dua metode lainnya, kecuali pada bulan November 2021.



Gambar 4. Grafik Perbandingan Nilai Aktual dan Nilai Peramalan menggunakan metode HOIFTS, Chen dan HOC pada Data *Testing*

Meskipun metode HOIFTS lebih kompleks dibandingkan dengan metode Chen dan HOC, metode ini lebih direkomendasikan untuk meramalkan IHSG di BEI mengingat akurasi peramalan dalam kasus ini

sangat berperan dalam pengambilan keputusan yang berkaitan dengan resiko kerugian finansial.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini membahas penerapan metode HOIFTS pada peramalan data bulanan IHSG. Hasil evaluasi kesalahan peramalan menunjukkan bahwa nilai RMSE adalah sebesar 57,042 dan MAPE sebesar 0,837% pada data *training*, sedangkan pada data *testing* diperoleh nilai RMSE sebesar 38,466 dan MAPE sebesar 0,487%. Nilai ini lebih kecil dibandingkan nilai RMSE dan MAPE yang dihasilkan oleh model Chen maupun HOC. Namun demikian, penelitian lebih lanjut terkait pengembangan model HOIFTS perlu dilakukan mengingat hasil evaluasi kesalahan pada data *testing* hampir sama dengan metode Chen.

UCAPAN TERIMA KASIH

Tim penulis mengucapkan terima kasih kepada LPPM Universitas Sebelas Maret yang telah memberikan dana penelitian Hibah Grup Riset dengan Kontrak Penelitian Nomor: 228/UN27.22/PT.01.03/2023.

DAFTAR PUSTAKA

- ABHISHEKH, GAUTAM, S.S. & SINGH, S.R., 2018. A refined method of forecasting based on high-order intuitionistic fuzzy time series data. *Progress in Artificial Intelligent*, 7(4), pp.339–350.
- ABHISHEKH, GAUTAM, S.S. & SINGH, S.R., 2020. A new method of time series forecasting using intuitionistic fuzzy set based on average-length. *Journal of Industrial and Production Engineering*, 37(4), pp. 175-185.
- ALAM, N.M.F.H.N.B., RAMLI, N., & MOHAMAD, D. 2021. Fuzzy time series forecasting model based on intuitionistic fuzzy sets and arithmetic rules. *AIP conference proceedings*, 2365(1), 050003.
- AMRY, Z., & SIREGAR, B.H., 2019. ARIMA model selection for composite stock price index in Indonesia stock exchange. *International Journal of Accounting and Financial Studies*, 2(1), pp. 31-38
- ASHRAF, S., SOHAIL, M., CHOCHAN, M.S., PAOKANTA, S., & PARK, C. 2024. Higher-order circular intuitionistic fuzzy time series forecasting methodology: Application of stock change index. *Demonstratio Mathematica*, 57(1), p.20230115.
- CHEN, S.M., 1996. Forecasting enrollments based on fuzzy time series. *Fuzzy sets and systems*, 81(3), pp.311-319.
- CHEN, S.M., 2002. Forecasting enrollments based on high-order fuzzy time series. *Cybernetics and Systems*, 33(1), pp.1-16.

- CHRISANTAMA, A.R., SULANDARI, W., & SUGIYANTO. 2021. Penerapan metode auto singular spectrum analysis pada peramalan data indeks harga gabungan di Indonesia. Prosiding Konferensi Nasional Matematika XX, pp. 405-410.
- FITRIA, A. 2021. Peramalan indeks harga saham gabungan menggunakan metode fuzzy time series Markov chain selama pandemi covid-19. Disertasi Doktor, Universitas Jenderal Sudirman.
- GOLYANDINA, N., & Zhigljavsky, A., 2020. Singular spectrum analysis for time series. Springer Brief in Statistics. Berlin: Springer.
- HANKE, J.E. & WICHERN, D., 2014. Business Forecasting, 9th ed. Edinbrugh Gate: Pearson Education Limited.
- ILAFI, A.K., JOWANTI, L., & FADHILAH, A.N. 2020. Pemanfaatan bid data dalam memprediksi harga saham di era new normal. Prosiding seminar nasional Official Statistics, 2020(1), pp. 281-291.
- INVESTING.COM, 2022. Data Historis Jakarta Stock Exchange Composite. Fusion Media Limited. < <https://id.investing.com/indices/idx-composite-historical-data> > [Diakses 15 Mei 2022].
- MIFTAHUDDIN, ADILA N.H., DILLA, P.P., INDRIYANI, C.F., & GUNAWAN, E. 2023. Forecasting the composite stock price index in pandemic Covid-19 in Indonesia using ARDL(p,q) model. AIP Conf. Proc. 2975(1), 080003.
- PRAMESTI, A.R., SULANDARI, W., SUBANTI, S., & YUDHANTO, Y. 2023. Peramalan Indeks Harga Saham Gabungan dengan menggunakan Metode Fuzzy Time Series Tipe 2. RADIANT: Journal of Applied, Social, and Education Studies, 4(2), pp. 118-133.
- ROSALYN, A.M. 2018. The effect of rupiah exchange rate and inflation rate towards composite stock price index in Indonesia stock exchange. Russian Journal of Agricultural and Socio-Economic Sciences. 78(6), pp.53-58,
- SONG, Q. & CHISSOM, B., 1994. Forecasting Enrollments with Fuzzy Time Series part 1. Fuzzy Sets and System, 54, pp.1-9.
- SULANDARI, W., SUHARTONO, dan YUDHANTO, Y. 2020. Aplikasi Fuzzy Pada Pemodelan Runtun Waktu. Bandung: Khazanah Intelektual.
- XIHAO, S. & YIMIN, L., 2008. Average-Based Fuzzy Time Series Models for Forecasting Shanghai Compound Index. ISSN 1 746-7233, England, UK. World Journal of Modelling and Simulation, 4(2), pp.104-111.
- XU, Z.S. & YAGER, R.R., 2006. Some geometric aggregation operators based on intuitionistic fuzzy sets. Int. J. Gen. Syst, 35, pp.417– 433.
- YOLCU, O.C., EGRIOGLU, E., BAS, E. dan YOLCU, U. 2022. Multivariate intuitionistic fuzzy inference system for stock market prediction: The cases of Istanbul and Taiwan. Applied Soft Computing, 116, p.108363.
- WAHYUDI, S.T., 2017. The ARIMA model for the Indonesia Stock Price. International Journal of Economics and Management, 11(S1), pp. 223-236.