

# Prediksi Harga Saham Menggunakan Empirical Mode Decomposition dan Feed Forward Neural Networks

Imelda Saluza<sup>\*1</sup>, Mohammad Taufikurrahman<sup>2</sup>, Lastri Widya Astuti<sup>3</sup>, Hartati<sup>4</sup>,  
Dhamayanti<sup>5</sup>, Evi Yulianti<sup>6</sup>

<sup>1,5,6</sup>Program Studi Sistem Informasi, Universitas Indo Global Mandiri; Jalan Jend. Sudirman  
Km. 4 No.62 Palembang, Sumatera Selatan 30129, 0711-3227-05(-06).

<sup>2</sup>Badan Pusat Statistik, Kabupaten Lahat

<sup>3</sup>Program Studi Teknik Informatika, Universitas Indo Global Mandiri, Palembang

<sup>4</sup>Program Studi Matematika, Universitas Terbuka, Tangerang Selatan

e-mail: \*<sup>1</sup>[imeldasaluza@uigm.ac.id](mailto:imeldasaluza@uigm.ac.id), <sup>2</sup>[moh.taufikurrahman@bps.go.id](mailto:moh.taufikurrahman@bps.go.id),

<sup>3</sup>[lastriwidya@uigm.ac.id](mailto:lastriwidya@uigm.ac.id), <sup>4</sup>[hartati@ecampus.ut.ac.id](mailto:hartati@ecampus.ut.ac.id), <sup>5</sup>[dhamayanti@uigm.ac.id](mailto:dhamayanti@uigm.ac.id),

<sup>6</sup>[eviyulianti@uigm.ac.id](mailto:eviyulianti@uigm.ac.id)

## Abstrak

Saham adalah pasar yang sangat volatil dan merupakan karakteristik dari suatu perusahaan yang pergerakannya dipengaruhi oleh pasar. Sehingga jika perusahaan mengalami permasalahan maka saham dari perusahaan tersebut dapat mengalami lonjakan. Seperti yang terjadi pada perusahaan Bank Syariah Indonesia (BSI) yang mengalami permasalahan layanan pada tanggal 8 s.d. 11 Mei 2023, yang menyebabkan adanya lonjakan penurunan terhadap saham perusahaan tersebut. Lonjakan yang sangat cepat pada saham dapat menyebabkan resiko kerugian bagi para investor dan pelaku bisnis pada perusahaan tersebut. Sehingga keduanya perlu melakukan perkiraan terhadap portofolio yang dimiliki. Dan sudah seharusnya pemilik portofolio perlu melakukan prediksi terhadap penutupan harga saham BSI. Penelitian ini menggunakan data time series dari harga penutupan saham BSI, yang dilanjutkan dengan mendekomposisi menggunakan Empirical Model Decomposition (EMD) untuk memecah data asli menjadi beberapa sinyal yang selanjutnya sinyal tersebut akan dipilih menggunakan Correlation Based Feature Selection (CFS) untuk pemilihan fitur dan diakhiri dengan melakukan prediksi menggunakan algoritma Feed Forward Neural Networks (FFNN). Berdasarkan model yang diusulkan diperoleh nilai Mean Square Error (MSE) (training: 3.84E-02, testing: 1.73E-05) dan Mean Absolute Error (MAE) (training: 1.48E-01, testing: 3.40E-03) yang rendah baik untuk data training maupun testing dibandingkan dengan tanpa melakukan EMD dan CFS dari data asli.

**Kata kunci**—EMD, CFS, FFNN, volatil, time series

## Abstract

Stocks are a very volatile market and are a characteristic of a company whose movements are influenced by the market. So if a company experiences problems, the company's shares may experience a spike. As happened with the Bank Syariah Indonesia (BSI) company which experienced service problems on the 8th to 20th. May 11, 2023, which caused a sharp decline in the company's shares. A very fast surge in shares can cause a risk of loss for investors and business people in the company. So both need to estimate their portfolio. And portfolio owners should need to make predictions about the closing price of BSI shares. This research uses time series data from the closing price of BSI shares, which is followed by decomposition using Empirical Model Decomposition (EMD) to break down the original data into several signals which then select these signals using Correlation Based Feature Selection (CFS) for feature

*selection and ends with make predictions using the Feed Forward Neural Networks (FFNN) algorithm. Based on the proposed model, the Mean Square Error (MSE) (training: 3.84E-02, testing: 1.73E-05) and Mean Absolute Error (MAE) (training: 1.48E-01, testing: 3.40E-03) values are obtained. lower for both training and testing data compared to without performing EMD and CFS from the original data.*

**Keywords**— EMD, CFS, FFNN, volatile, time series

## 1. PENDAHULUAN

Saham merupakan karakteristik dari suatu perusahaan, dan pergerakan harganya dipengaruhi oleh faktor-faktor yang berkaitan dengan pasar [1]. Dalam fungsinya saham merupakan suatu blok dari suatu perusahaan. Artinya semakin banyak seseorang mendapatkan saham maka semakin besar kepemilikannya pada perusahaan tersebut [2]. Sehingga menjadi hal yang menarik untuk mengetahui pergerakan saham agar dapat mengukur kinerja suatu perusahaan. Data time series merupakan serangkaian informasi titik numerik dari suatu variabel yang dapat diukur pada jangka waktu tertentu [3].

Rata-rata minat investor dan pelaku bisnis dalam beberapa waktu ini mengalami pertumbuhan secara eksponensial terhadap harga saham [4]. Hal ini disebabkan oleh banyaknya aset bernilai miliaran yang diperdagangkan pada bursa saham setiap harinya untuk mendapatkan keuntungan dari investasi yang telah dilakukan oleh investor. Karenanya, tidak mengherankan jika pasar saham merupakan pasar yang sangat volatil. Jika investor dan pelaku bisnis untuk memperkirakan perilaku pasar dengan akurat, maka hal ini memungkinkan bagi mereka untuk memperoleh pengembalian yang disesuaikan dengan resiko yang lebih tinggi dari pasar [5].

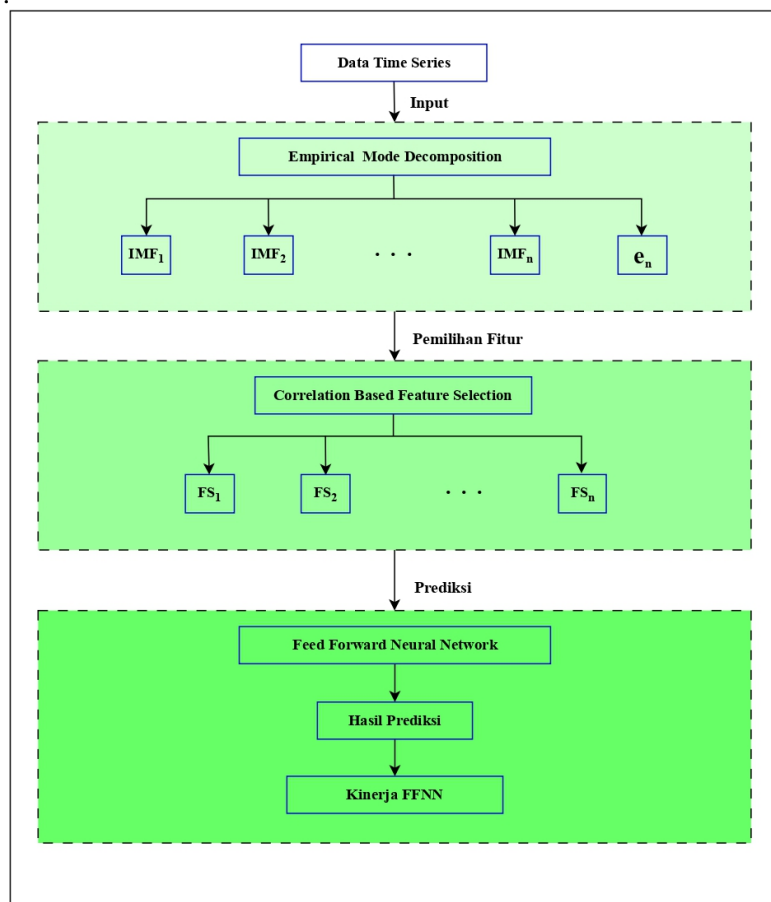
Beberapa waktu yang lalu salah satu saham perbankan di Indonesia yaitu Bank Syariah Indonesia (BSI) mengalami pergerakan yang sangat volatil, hal ini disebabkan karena perusahaan tersebut mengalami permasalahan pada keamanan sistem yang digunakan. Jebolnya sistem keamanan bank tersebut menyebabkan layanan diantaranya seperti layanan *mobile banking*, layanan Anjungan Tunai Mandiri (ATM) dan layanan langsung di kantor cabang perbankan BSI tidak dapat digunakan mulai tanggal 8 Mei 2023 sampai dengan 11 Mei 2023 [6]. Hal ini menyebabkan munculnya beberapa sentimen negatif terhadap permasalahan tersebut di pasar keuangan Indonesia dan pergerakan saham perusahaan tersebut mengalami lonjakan yang sangat volatil.

Beberapa penelitian yang telah dipublikasikan berupaya mengembangkan metode untuk memprediksi harga saham secara akurat [7]. Ghosh, dkk [8] menggunakan *Random Forest dan Long Short-Term Memory (LSTM) Networks* untuk menganalisis efektivitas dalam meramalkan pergerakan saham-saham kosntituen S&P 500 dari Januari 1993 s.d Desember 2018 untuk perdagangan *intraday*. Penelitian ini menggunakan pengaturan multi fitur, dan hasil empiris menunjukkan bahwa pengembangan model memberikan kinerja yang lebih baik dari pengaturan fitur tunggal. Yu, dkk [9] menggunakan *Neural Networks (NN)* berbasis *Empirical Mode Decomposition (EMD)* dengan paradigma pembelajaran ansambel dalam memperkirakan harga minyak mentah dunia. Data aktual didekomposisi menjadi sejumlah *Intrinsic Mode Functions (IMF)*, kemudian *Feed Forward Neural Network (FFNN)* mengekstraksi IMF dan selanjutnya hasil prediksi dikombinasikan dengan *Adaptive Linear Neural Networks (ALNN)*. Hasilnya empiris menunjukkan hasil yang baik dari penggunaan EMD dalam paradigma pembelajaran ansambel. Shu, dkk [10] memprediksi harga saham menggunakan berbagai komponen frekuensi dan dilakukan penggabungan EMD dengan *Convolutional Neural Networks (CNN)* dan LSTM. Data aktual didekomposisi menjadi sejumlah IMF kemudian di ekstrak menggunakan CNN dan menggunakan LSTM dimodelkan dan diprediksi setelah melakukan transformasi linier. Hasil percobaan menunjukkan bahwa jaringan hybrid memberikan kinerja yang lebih baik dengan memodelkan frekuensi yang berbeda dibandingkan model canggih lainnya.

Berdasarkan permasalahan pada pelayanan BSI yang mempengaruhi pergerakan harga saham BSI di pasar keuangan yang mengalami lonjakan maka penelitian mengembangkan teknik peramalan dengan hibridisasi antara EMD dan kecerdasan buatan dimana digunakan EMD untuk melakukan transformasi dengan menghasilkan sejumlah IMF, kemudian sejumlah IMF dipilih dengan teknik pemilihan fitur menggunakan koefisien korelasi dan akhirnya diprediksi menggunakan FFNN.

## 2. METODE PENELITIAN

Bagian ini secara keseluruhan membahas proses perumusan hibridisasi EMD dan kecerdasan buatan yang dibahas secara singkat dalam memprediksi harga saham yang berfluktuatif secara akurat. Pertama, EMD dalam proses dekomposisi; kedua, hasil dekomposisi dilakukan pemilihan fitur menggunakan *Correlation Based Feature Selection* (CFS), dan terakhir dilakukan prediksi menggunakan FFNN. Model struktural dari penelitian ini disajikan pada gambar 1.



Gambar 1. Struktur Model Prediksi Saham BSI

### 2.1 Empirical Mode Decomposition (EMD)

Teknik EMD telah ditemukan pertama kali oleh Huang, dkk [11]. Emd merupakan teknik dekomposisi time series  $y(t)$  dengan fungsi adaptif untuk data nonlinier dan nonstationer. Kerja EMD adalah dengan menguraikan data aktual time series  $y(t)$  menjadi sejumlah IMF. Dan dalam EMD, IMF harus memenuhi dua syarat, yaitu: (1) untuk seluruh rangkaian data, jumlah ekstrem (jumlah minimum dan maksimum) dan jumlah cross nol, harus sama atau berbeda paling banyak satu; dan (2) nilai rata-rata envelopes didefinisikan dengan nilai lokal minimum dan maksimum harus bernilai nol untuk setiap titik [9].

Dengan menggunakan kedua syarat sebagai definisi, beberapa series data  $y(t)$ , ( $t = 1, 2, \dots, n$ ) dapat didekomposisi, dengan mengikuti prosedur berikut [9], [12]:

- 1) Identifikasi seluruh lokal ekstrim, termasuk lokal minimum dan maksimum dari  $y(t)$
- 2) Hubungkan seluruh lokal ekstrim menggunakan garis spline kubik untuk membangkitkan envelopes tertinggi dan terendah  $y_{up}(t)$  dan  $y_{low}(t)$
- 3) Hitung titik per titik rata-rata envelopes  $m(t)$  dari envelopes tertinggi dan terendah

$$m(t) = \frac{(y_{up}(t) + y_{low}(t))}{2}$$

- 4) Lakukan ekstrak dari setiap detailnya menggunakan  $c(t) = x(t) - m(t)$
- 5) Kemudian periksa nilai  $c(t)$ : jika  $c(t)$  memenuhi kedua syarat di atas maka IMF diturunkan dan diganti  $y(t)$  dengan nilai error  $e(t) = y(t) - c(t)$ ; kedua, jika  $c(t)$  bukan IMF, ganti  $y(t)$  dengan  $c(t)$ .
- 6) Ulangi langkah 1) sampai dengan 5) hingga kriteria berhenti terpenuhi.

EMD mengekstraksi IMF selanjutnya dengan menerapkan langkah-langkah penyaringan pada error dimana  $e_1(t) = y(t) - c_1(t)$ , dengan  $c_1(t)$  merupakan IMF pertama. Proses dekomposisi diulangi sampai error terakhir  $e_n(t)$  memiliki paling banyak satu ekstrim lokal atau merupakan fungsi monoton sehingga tidak ada lagi IMF yang diekstraksi.

Akhir prosedur EMD, data time series  $y(t)$  dinyatakan sebagai suatu persamaan berikut:

$$y(t) = \sum_{j=1}^n c_j(t) + e_n(t) \quad (1)$$

dengan sejumlah  $n$  IMF,  $e_n(t)$  merupakan error akhir dimana trend utama dari  $y(t)$  dan  $c_j(t)$ ,  $j = 1, 2, \dots, n$  adalah IMF yang hampir ortogonal satu sama lain.

## 2. 2 Correlation Based Feature Selection (CFS)

Pemilihan fitur digunakan untuk menghapus fitur yang tidak relevan atau mengurangi jumlah fitur dengan mengatur ulang fitur-fitur dan kemudian menemukan kumpulan fitur kecil yang sebaran datanya semaksimal mungkin mendekati sebaran asli. Prinsipnya adalah mengurangi dimensi vektor sebanyak mungkin namun tetap mempertahankan atau bahkan meningkatkan kemampuan diskriminasi data asli. Penelitian ini menggunakan CFS untuk memilih fitur dari hasil dekomposisi menggunakan EMD.

CFS pada dasarnya merupakan teknik pemilihan fitur dengan mengevaluasi nilai subset atribut dengan mempertimbangkan kemampuan prediksi individu dari setiap fitur beserta tingkat redundansi diantara fitur-fitur tersebut. Dalam penerapannya CFS menggunakan koefisien korelasi untuk memperkirakan korelasi antar subset fitur dan kelas, serta interkorelasi antara fitur-fitur tersebut [13]. Korelasi adalah perbandingan umum antara dua atau lebih fitur berbeda, koefisien korelasi linier yang paling dikenal serta paling sering digunakan. Persamaan CFS yang digunakan diberikan sebagai berikut.

$$r_{zc} = \frac{k\bar{r}_{zi}}{\sqrt{k+k(k-1)\bar{r}_{ii}}} \quad (2)$$

dimana  $r_{zc}$  adalah korelasi antara sejumlah fitur dan variabel kelas,  $k$  adalah jumlah subset fitur,  $r_{zi}$  adalah rata-rata korelasi antara subset fitur dan variabel kelas, dan  $r_{ii}$  adalah rata-rata interkorelasi antara fitur-fitur. Semakin besar nilai mutlak koefisien korelasi maka semakin kuat korelasinya dan semakin dekat pada nilai 0 maka semakin lemah korelasinya [14].

## 2. 3 Feed Forward Neural Network (FFNN)

NN merupakan kerangka komputasi dari pemrosesan sederhana yang terhubung dengan unit-unit. Salah satu algoritma NN yang paling banyak digunakan adalah FFNN. Dalam FFNN neuron-neuron tersusun dari beberapa lapisan (input, hidden, output). Keunggulan dari penggunaan FFNN secara langsung adalah untuk mengklasifikasikan dan memodelkan data

secara fleksibel dari model terdistribusi yang ditentukan oleh bobot jaringan. FFNN, di dalam dunia matematika digunakan sebagai alat untuk mempelajari hubungan antara variabel independen sebagai lapisan input dan variabel dependent sebagai lapisan output.

Proses pembelajaran FFNN terjadi saat rangkaian data yang dilatih dengan parameter yang telah ditentukan ditambahkan ke jaringan dan bobot jaringan akan berubah untuk mengurangi perbedaan antara input dan output target [14]. Karenanya jaringan terus menerus dilatih sehingga hubungan antara lapisan input dan output dikodekan dalam jaringan. Setelah bobot disesuaikan maka jaringan dapat digunakan untuk memprediksi.

FFNN bekerja dengan melatih jaringan dengan sampel yang diketahui. Suatu sampel acak  $(x_p, y_p)$  merupakan suatu himpunan data latih, dan  $x_p$  dimasukkan ke dalam jaringan melalui lapisan input. Jaringan menghitung vektor output  $o_p$  berdasarkan keluaran dari lapisan tersembunyi dimana  $o_p$  akan dibandingkan dengan nilai target pelatihan  $y_p$ . Fungsi kinerja kriteria didefinisikan antara  $o_p$  dan  $y_p$ . Dalam FFNN, arsitektur jaringan pada setiap lapisan menggunakan fungsi aktivasi, dan persamaan FFNN untuk lapisan hidden dan lapisan output adalah berikut:

$$h_{i,t} = \psi(\gamma_{i0} + \sum_{j=1}^n \gamma_{ij}x_{j,t}); i = 1, 2, \dots, q$$

$$o_t = \phi(\beta_0 + \sum_{j=1}^n \beta_j h_{j,t})$$

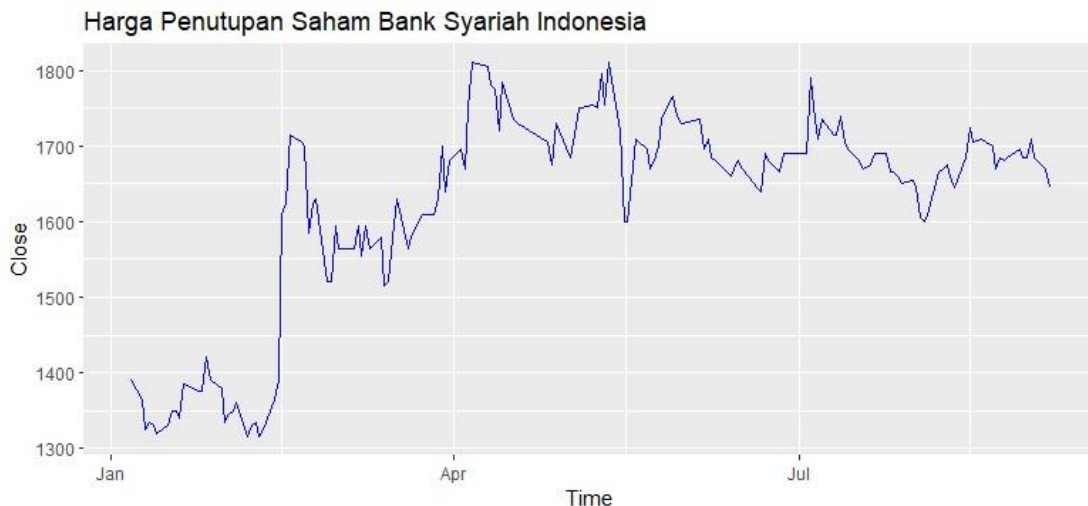
secara keseluruhan persamaan FFNN disajikan sebagai berikut [15], [16]:

$$o_t = \phi(\beta_0 + \sum_{i=1}^q \beta_i \psi(\gamma_{i0} + \sum_{j=1}^n \gamma_{ij}x_{j,t})) \tag{3}$$

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Deskripsi Data

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi pergerakan harga saham BSI yang mengalami gangguan pelayanan dalam beberapa waktu yang lalu. Data diambil dari website *yahoo.finance.com* dengan jumlah data 155 dari harga penutupan saham di setiap hari kerja dari saham BSI. Gambaran harga penutupan untuk saham BSI disajikan pada gambar 2.



Gambar 2. Plot Data Aktual Harga Penutupan Saham BSI

Berdasarkan gambar 2 terlihat bahwa pergerakan harga penutupan saham BSI mengalami tingkat volatilitas yang tinggi, hal tersebut terjadi di sekitar bulan Februari sampai Maret, Mei sampai Juni dan Agustus. Artinya permasalahan yang terjadi pada BSI memberikan dampak terhadap pergerakan harga saham BSI yang ditandai dengan penurunan harga saham perusahaan tersebut.

Selanjutnya dilakukan analisis deskriptif terhadap data untuk mendapatkan informasi statistik dari data tersebut, dan informasi tersebut disajikan pada tabel 1 berikut.

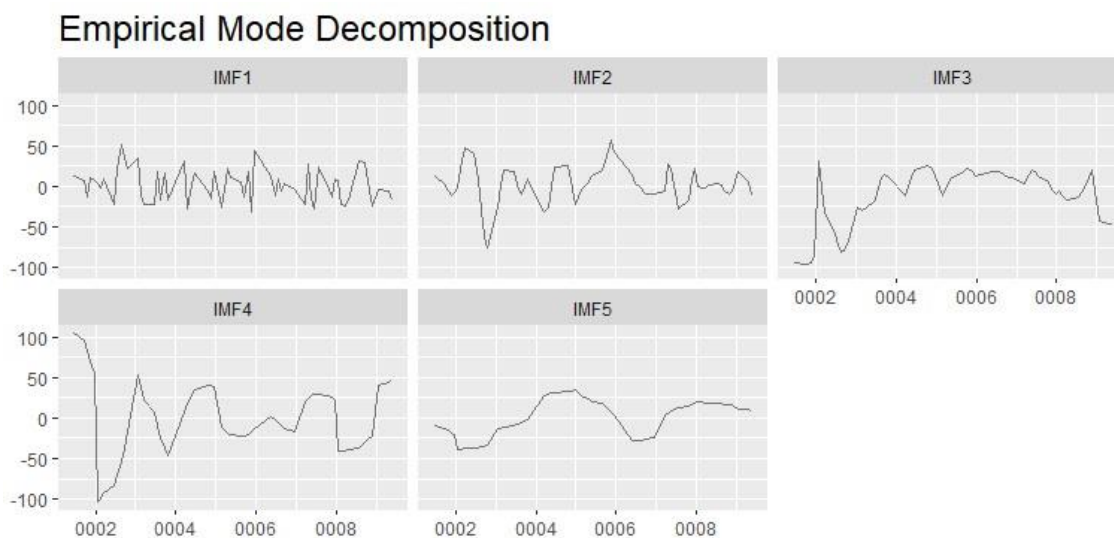
Tabel 1. Informasi Statistik Data

Min	Kuartil Bawah	Median	Mean	Kuartil Atas	Max
1315	1580	1670	1619	1705	1810

Tabel 1 menunjukkan bahwa data yang dipilih ini memiliki volatilitas yang ditunjukkan dengan nilai minimum 1315 dan maksimum di harga 1810 dengan selisih data adalah 495 sedangkan rata-rata harga saham adalah 1619. Dengan demikian, kajian empiris lebih representatif untuk membuktikan kinerja dan keunggulan model yang diusulkan dalam kondisi konsentrasi tinggi dan ketidakstabilan, serta membuat eksplorasi model memiliki signifikansi teoritis dan praktis.

### 3.2 Transformasi Dekomposisi

Data time series dari harga penutupan saham BSI selanjutnya di dekomposisi menggunakan EMD dengan 5 komponen IMF dan 1 komponen residual. EMD membuat data aktual time series yang acak dan tidak beraturan dapat didekomposisi menjadi mode-mode yang memperoleh informasi regularisasi yang signifikan. Hasil dekomposisi mode dari data aktual BSI disajikan pada gambar 3 berikut.

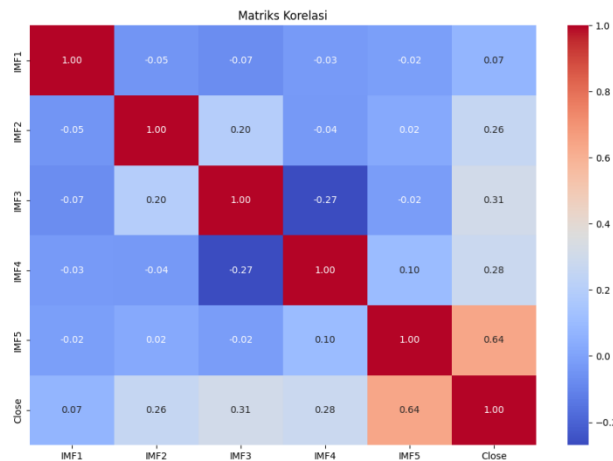


Gambar 3. Plot Hasil EMD Data BSI dengan 5 IMF

Gambar 3 menunjukkan hasil dekomposisi seri dari harga penutupan saham BSI dipecah menjadi 5 IMF dengan 1 residu. Dengan menggunakan IMF yang telah terurai dan residu di atas, selanjutnya dilakukan pemilihan fitur dari kelima IMF menggunakan CFS.

### 3.3 Pemilihan Fitur

Untuk mendapatkan variabel yang optimal sebagai inputan untuk di prediksi, teknik pemilihan fitur diaplikasikan pada penelitian ini. Teknik CFA digunakan untuk memilih fitur yang memiliki korelasi rendah terhadap variabel harga penutupan saham BSI. Gambar 4 menunjukkan nilai korelasi dari masing-masing komponen dari hasil EMD.



Gambar 4. Plot Matriks Korelasi sejumlah IMF dan Variabel Harga Penutupan Saham BSI

Gambar 4 memperlihatkan matriks koefisien korelasi antara sejumlah IMF terhadap variabel harga penutupan saham BSI. Terlihat dari tabel tersebut korelasi yang terjadi memiliki hubungan negatif dan positif. Berdasarkan gambar 4, disimpulkan jika warna semakin terang maka hubungan kedua variabel semakin rendah demikian sebaliknya. Berdasarkan gambar hasil matriks korelasi tersebut selanjutnya dilakukan pemilihan fitur menggunakan CFS dengan menggunakan nilai korelasi  $r < 0.3$ . Pemilihan nilai batas tersebut dengan alasan bahwa untuk nilai korelasi kurang dari 0.3 menunjukkan bahwa korelasi antar variabel sangat rendah. Berdasarkan ketentuan nilai koefisien korelasi tersebut diperoleh komponen IMF yang dapat digunakan untuk menjadi input adalah IMF1, IMF2 dan IMF4.

### 3.4 Prediksi

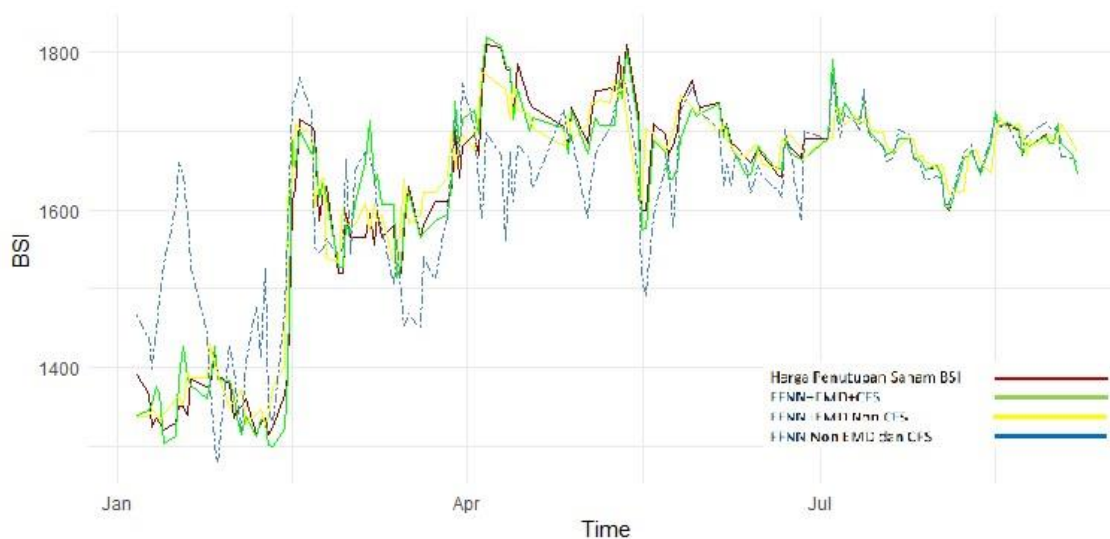
Tahapan akhir dari penelitian ini adalah dengan melakukan prediksi menggunakan FFNN. Hasil EMD menguraikan data time series aktual menjadi lima IMF dengan satu residu, dari kelima IMF dilakukan pemilihan fitur menggunakan CFS dan diperoleh IMF1, IMF2, dan IMF4. Hasil CFS menjadi inputan dari FFNN yang digunakan untuk memprediksi. Berdasarkan hasil training dan testing dilakukan pengukuran kinerja menggunakan MSE dan MAE, dan hasil tersebut disajikan pada tabel 2.

Tabel 2. Evaluasi Kinerja

	Training		Testing	
	MSE	MAE	MSE	MAE
FFNN dengan EMD+CFS	3.84E-02	1.48E-01	1.73E-05	3.40E-03
FFNN dengan EMD tanpa CFS	0.1725	0.3071	0.0099	0.0715
FFNN tanpa EMD+CFS	0.0308	0.1214	0.0597	0.177

Terlihat pada tabel 2 bahwa kinerja FFNN yang menggunakan EMD dan CFS memberikan error yang kecil dan konsisten untuk data *training* dan data *testing*. Sebagai perbandingan, pada tulisan ini juga melakukan prediksi menggunakan FFNN dengan menggunakan EMD namun tidak melakukan pemilihan fitur dan prediksi FFNN tanpa melakukan penguraian data dan pemilihan fitur. Berdasarkan hasil kinerja error untuk ketiga teknik yang digunakan, dapat disimpulkan bahwa prediksi FFNN dengan EMD dan CFS lebih unggul dalam memprediksi data time series harga penutupan saham BSI dibandingkan dengan teknik lainnya. Setelah melakukan pengukuran kinerja, gambar 5 menunjukkan hasil prediksi data harga penutupan saham BSI dibandingkan dengan tiga teknik yang digunakan untuk melakukan perbandingan.





Gambar 5. Plot Perbandingan Hasil Prediksi Harga Penutupan Saham BSI

Gambar 5 menunjukkan perbandingan dari masing-masing teknik yang digunakan. terlihat garis berwarna hijau adalah teknik yang diusulkan dapat mengiringi pergerakan data aktual dari harga penutupan saham BSI yang ditandai dengan warna merah. Berdasarkan hasil prediksi yang memberikan hasil optimal untuk memperkirakan data harga penutupan saham BSI dari pengembangan model yang digunakan diharapkan mampu memberikan informasi kepada investor dan pelaku bisnis dalam pengambilan keputusan portofolio yang dimiliki untuk melakukan transaksi.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini mengusulkan penggunaan model pembelajaran FFNN berbasis EMD dan dipilih menggunakan CFS untuk memprediksi harga penutupan saham BSI. Berdasarkan hasil empiris, ditemukan bahwa penggunaan dekomposisi untuk membagi dari aktual menjadi beberapa IMF dan residu dan dilanjutkan dengan melakukan pemilihan fitur terhadap IMF mampu meningkatkan kinerja jaringan yang dilatih menggunakan algoritma pembelajaran FFNN yang ditunjukkan dengan nilai MSE dan MAE dari masing-masing kinerja serta hasil prediksi. Sehingga pembelajaran jaringan FFNN berbasis EMD dan CFS dapat digunakan sebagai metodologi dalam memprediksi harga penutupan saham BSI serta dapat menjadi informasi bagi para investor dan pelaku bisnis pada perusahaan tersebut.

#### 5. SARAN

Penelitian telah menggunakan dekomposisi untuk memecah data aktual menjadi beberapa sinyal, serta menggunakan CFS dalam pemilihan sinyal tersebut. Beberapa teknik pemilihan fitur yang lain dapat digunakan untuk memilih fitur berdasarkan kriteria pemilihan yang berbeda yang dapat digunakan untuk dapat melihat perbandingan kinerja dari algoritma pembelajaran FFNN sehingga mampu meningkatkan hasil prediksi terhadap harga penutupan saham BSI.



DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. He, Y. Sun, Y. Zhang, and T. Li, "COVID-19's Impact on Stock Prices Across Different Sectors—An Event Study Based on the Chinese Stock Market," *Emerg. Mark. Financ. Trade*, vol. 56, no. 10, pp. 2198–2212, 2020, doi: 10.1080/1540496X.2020.1785865.
- [2] A. F. Kamara, E. Chen, and Z. Pan, "An ensemble of a boosted hybrid of deep learning models and technical analysis for forecasting stock prices," *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 594, pp. 1–19, 2022, doi: 10.1016/j.ins.2022.02.015.
- [3] D. Cheng, F. Yang, S. Xiang, and J. Liu, "Financial time series forecasting with multi-modality graph neural network," *Pattern Recognit.*, vol. 121, p. 108218, 2022, doi: 10.1016/j.patcog.2021.108218.
- [4] L. Badolia, *How can i get started investing in the stock market*. Educreation Publishing., Dwarka, Ne. Educreation Publishing, 2016.
- [5] M. M. Kumbure, C. Lohrmann, P. Luukka, and J. Porras, "Machine learning techniques and data for stock market forecasting: A literature review," *Expert Syst. Appl.*, vol. 197, no. December 2021, p. 116659, 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2022.116659.
- [6] I. Bravelly, "Analisis Pergerakan Harga Saham Setelah Layanan Terhenti (Studi Kasus PT Bank Syariah Indonesia Tbk.)," *J. Mirai Manag.*, vol. 8, no. 1, pp. 231–236, 2023.
- [7] T. Damrongsakmethee and V. Neagoe, "Learning Approach Agenda :," pp. 1–17.
- [8] P. Ghosh, A. Neufeld, and J. K. Sahoo, "Forecasting directional movements of stock prices for intraday trading using LSTM and random forests," *Financ. Res. Lett.*, vol. 46, no. December 2018, 2022, doi: 10.1016/j.frl.2021.102280.
- [9] L. Yu, S. Wang, and K. K. Lai, "Forecasting crude oil price with an EMD-based neural network ensemble learning paradigm," *Energy Econ.*, vol. 30, no. 5, pp. 2623–2635, 2008, doi: 10.1016/j.eneco.2008.05.003.
- [10] W. Shu and Q. Gao, "Forecasting stock price based on frequency components by emd and neural networks," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 206388–206395, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3037681.
- [11] N. E. Huang *et al.*, "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis," *Proc. R. Soc. A*, vol. 454, no. 1971, pp. 903–995, 1996.
- [12] A. O. Boudraa and J. C. Cexus, "EMD-based signal filtering," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 56, no. 6, pp. 2196–2202, 2007, doi: 10.1109/TIM.2007.907967.
- [13] A. G. Karegowda, A. S. Manjunath, G. Ratio, and C. F. Evaluation, "3.Comparative study of Attribute Selection Using Gain Ratio," *Int. J. Inf. Technol. Knowl. Knowl. Manag.*, vol. 2, no. 2, pp. 271–277, 2010, [Online]. Available: [https://pdfs.semanticscholar.org/3555/1bc9ec8b6ee3c97c524f9c9ceee798c2026e.pdf%0Ahttp://csjournals.com/IJITKM/PDF 3-1/19.pdf](https://pdfs.semanticscholar.org/3555/1bc9ec8b6ee3c97c524f9c9ceee798c2026e.pdf%0Ahttp://csjournals.com/IJITKM/PDF%203-1/19.pdf).
- [14] Hall. Mark. A, *Correlation-based Feature Selection for Machine Learning*, vol. 1994. Hamilton, New Zealand: The University of Wakaito, 1994.
- [15] Z. Tang and P. A. Fishwick, "Feedforward Neural Nets as Models for Time Series Forecasting," *ORSA J. Comput.*, vol. 5, no. 4, pp. 374–385, 1993, doi: 10.1287/ijoc.5.4.374.
- [16] C.-M. Kuan and T. Liu, "Forecasting Exchange Rates Using Feedforward," *J. Appl. Econom.*, vol. 10, no. 4, pp. 347–364, 1995.