



**PERAMALAN MENGGUNAKAN METODE *WAVELET THRESHOLDING*  
DENGAN *MAXIMAL OVERLAP DISCRETE WAVELET TRANSFORM*  
(STUDY KASUS : INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN DI BURSA  
EFEK INDONESIA)**

**JURNAL ILMIAH**

**Diajukan sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Statistika**

**Oleh :**

**Ika Prasetyaningsih**

**B2A016013**

**PROGRAM STUDI S1 STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITASMUHAMMADIYAHSEMARANG**

**2020**

# PERAMALAN MENGGUNAKAN METODE WAVELET THRESHOLDING DENGAN MAXIMAL OVERLAP DISCRETE WAVELET TRANSFORM (Study Kasus : Indeks Harga Saham Gabungan di Bursa Efek Indonesia)

Oleh : Ika Prasetyaningsih  
Universitas Muhammadiyah Semarang

| Article history   | Abstract  |
|---|---|
| Submission :<br>Revised :<br>Accepted :                   | <i>JCI has an important role for investors in making decisions for each share trading transaction in the future. JCI calculation is done every day after the close of trading. JCI data is time series data that has fluctuated. In the study we propose the Wavelet Thresholding method with Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform (MODWT) to get the best parameters at the smallest MSE value used for forecasting in the next period. This method was tested using data sourced from secondary data from the Indonesia Stock Exchange for the period of 02 January 2019-20 Januari 2020 and evaluated using Mean Square Error(MSE). This study shows that using the Wavelet Thresholding method with MODWT is able to produce the best parameters with an MSE value of 237.3664 on the Haar filter from the first level hard function and can be used to forecast JCI data on the Indonesia Stock Exchange in the next 30 days period.</i> |
| <b>Keyword:</b><br>JCI, MODWT,<br>Wavelet<br>Thresholding |   |

## Pendahuluan

IHSG (Indeks Harga Saham Gabungan) adalah indeks yang menggambarkan pergerakan seluruh harga saham yang tercatat di Bursa Efek Indonesia. IHSG memiliki peran penting bagi investor dalam pengambilan keputusan setiap transaksi perdagangan saham di masa yang akan datang. Data IHSG cenderung mengalami kenaikan yang ekstrim dan penurunan nilai yang ekstrim maka perlu untuk dianalisis. Analisis ini nantinya digunakan untuk meramalkan IHSG di periode berikutnya.

Data time series IHSG yang mengalami fluktuasi dimana terdapat nilai ekstrim mengakibatkan analisis dengan menggunakan ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) sulit untuk dilakukan karena harus memenuhi asumsi-asumsi yang terkait di dalamnya. Metode alternatif lain untuk menganalisis data yang serupa maka menggunakan metode wavelet. Seiring berkembangnya ilmu pengetahuan, wavelet berkembang di berbagai cabang ilmu statistika seperti analisis ketahanan hidup (analisis survival), analisis runtun waktu, analisis regresi, dan stabilisasi variansi (Nason, 2008). Dalam ilmu statistika, wavelet merupakan fungsi transformasi yang secara otomatis memotong data ke dalam komponen berbeda dan

mempelajari masing-masing komponen dengan resolusi yang sesuai dengan skalanya (Daubechies, 1992).

Proses yang digunakan untuk menganalisis data tersebut yaitu transformasi wavelet. Transformasi wavelet mampu merepresentasikan informasi waktu dan frekuensi secara bersamaan sehingga dapat digunakan untuk menganalisis data-data nonstasioner (Farima, 2018).

Salah satu dari transformasi wavelet adalah DWT (*Discrete Wavelet Transform*) diberlakukan aturan dimana hanya berlaku untuk ukuran sampel  $2^j$  untuk bilangan positif  $j$ . Penelitian sebelumnya dilakukan oleh Dai, Xueping et al (2019) yang berjudul "*Method for Denoising Borehole Transient Electromagnetic Data with Discrete Wavelet Transform*" digunakan untuk mendeteksi sigularitas dan transien pada gangguan data. Metode DWT dapat mengurangi tingkat kebisingan, tetapi terdapat residu disebabkan oleh noise yang ditahan dalam koefisien detail yang belum diproses. Pada pemrosesan sinyal dengan DWT diperoleh nilai MSE terkecil yaitu  $3,702 \times 10^{-4}$ .

Untuk mengatasi permasalahan DWT pada sampel yang terbatas dilakukan pengembangan yang dikenal MODWT

digunakan untuk ukuran sampel N. Penelitian sebelumnya dilakukan oleh Caraka et al (2015) yang berjudul “Pemodelan Tinggi Pasang Air Laut di Kota Semarang dengan menggunakan MODWT (*Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform*)” dengan kesimpulan transformasi MODWT baik digunakan pada data pendugaan pasang surut air laut di kota Semarang hal ini dikarenakan banyaknya koefisien wavelet setiap tingkat selalu sama, didapatkan juga nilai determinasi R<sup>2</sup> sebesar 99.26%.

Pada data runtun waktu stasioner, nonstasioner dan nonlinier dapat diterapkan menggunakan *wavelet thresholding*. Wavelet thresholding adalah metode yang menggunakan sejumlah koefisien terbesar, yaitu hanya koefisien yang lebih besar dari suatu nilai tertentu yang diambil, sedangkan koefisien selebihnya diabaikan, karena dianggap nol. Nilai tertentu tersebut dinamakan nilai threshold (nilai ambang). Metode *wavelet thresholding* merupakan metode alternatif dalam analisis runtun waktu karena dianggap mampu menghasilkan estimasi yang mulus dengan mereduksi noise. Tingkat kemulusan estimasi ditentukan oleh pemulihan fungsi wavelet, jenis thresholding, level resolusi dan parameter threshold. Kriteria paling dominan ditentukan parameter threshold yang optimal (Odgen, 1997). Terdapat dua kategori pemilihan parameter yaitu memilih salah satu harga threshold untuk seluruh level resolusi (pemilihan secara global) yaitu universal threshold dan minimax threshold. Terdapat pemilihan threshold yang tergantung pada level resolusi yaitu adaptive threshold dan top threshold (Suparti, dkk, 2007). Penelitian sebelumnya dilakukan oleh Wibowo (2012) berjudul “Analisis Data Runtun Waktu menggunakan Metode *Thresholding*” Penelitian tersebut membandingkan nilai MSE dari kedua metode yaitu Metode *Wavelet Thresholding* dan ARIMA menghasilkan nilai MSE *wavelet thresholding* lebih kecil daripada ARIMA.

Pada penelitian ini dibahas penggunaan metode *Wavelet Thresholding* dan *Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform* untuk meramalkan data runtun waktu IHSG. Estimasi wavelet thresholding menggunakan soft dan hard thresholding. Parameter wavelet yang digunakan adalah minimax dan adaptive threshold. Sebagai penentu model terbaik menggunakan MSE terkecil.

## Landasan Teori

### Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)

IHSG adalah indikator utama yang menggambarkan pergerakan seluruh harga saham yang tercatat di BEI dengan memiliki fungsi sebagai indikator tingkat keuntungan, indikator tren pasar, tolak ukur kinerja portofolio serta penentuan strategi pasif dan produk derivatif. Menurut Anoraga dan Pakarti (2001) secara umum IHSG merupakan indeks yang menunjukkan pergerakan saham tercatat di bursa efek yang menjadi acuan tentang perkembangan kegiatan di pasar modal. Naiknya IHSG bukan berarti seluruh jenis saham mengalami kenaikan harga, tetapi hanya sebagian yang mengalami kenaikan sementara sebagian lagi mengalami penurunan. Pada dasarnya, perhitungan IHSG tidak berbeda dengan perhitungan indeks harga saham individual, tetapi dalam hitungan IHSG harus menjumlahkan seluruh harga saham yang ada (listing).

Rumus menghitung IHSG (Widoatmodjo, 2009) yaitu :

$$IHSG = \frac{\sum H_t}{\sum H_0} \times 100\%$$

Jika IHSG berada diatas angka 100, maka kondisi dalam keadaan ramai, jika IHSG berada dibawah angka 100, maka pasar dalam keadaan lesu. Bila IHSG tepat angka 100, maka pasar dalam keadaan stabil.

### Analisis Runtun Waktu

Menurut Makridakis et al (1999) bahwa langkah-langkah penting dalam memilih suatu metode runtun waktu yang tepat adalah dengan mempertimbangkan pola data, sehingga metode yang tepat dengan pola data tersebut dapat diuji.

### Peramalan

Segala sesuatu dalam kehidupan ini serba tidak pasti, sulit untuk diperkirakan secara tepat. Maka dari itu perlu dilakukan peramalan. Peramalan adalah kegiatan memperkirakan keadaan dimasa yang akan datang melalui pengujian keadaan dimasa lalu. Peramalan yang akan digunakan dapat membantu mengurangi pengaruh ketidakpastian terhadap sebuah masalah. Dengan kata lain peramalan bertujuan mendapatkan peramalan yang bisa meminimumkan kesalahan meramal (*forecast*)

error) yang biasanya diukur dengan *mean square error*; *mean absolute error*; dan sebagainya (Makridakis et al, 1999).

Pada tahun 1980-an hingga awal tahun 1990-an wavelet populer sebagai analisis literatur gelombang. Pada tahun 1990 transformasi wavelet diperkenalkan oleh Morlet dan Grossman sebagai fungsi matematis untuk merepresentasikan data atau fungsi sebagai alternatif sebagai transformasi-transformasi matematika untuk menangani masalah resolusi.

Fungsi wavelet adalah suatu fungsi matematika yang mempunyai sifat-sifat tertentu di antaranya beresilasi di sekitar nol (seperti fungsi sinus dan cosinus) dan terlokalisasi dalam domain waktu yang artinya pada saat nilai domain relatif besar, fungsi wavelet berharga nol (Percival dan Walden, 2000). Fungsi Wavelet mempunyai nilai yang berbeda dari nol dalam interval waktu yang relatif pendek. Fungsi wavelet dibedakan atas dua jenis yaitu wavelet ayah ( $\phi$ ) dan wavelet ibu ( $\psi$ ) yang memiliki sifat yaitu :

$$\int_{-\infty}^{\infty} \phi(x) dx = 1 \text{ dan } \int_{-\infty}^{\infty} \psi(x) dx = 0 \quad (1)$$

Ada beberapa tipe keluarga diantaranya terdapat wavelet Haar, Daubechies, Symmlets dan Coiflets.

1. Wavelet Haar memiliki support yang kompak tetapi tidak mulus, tidak kontinu dan wavelet satu-satunya yang ortogonal simetris.
2. Wavelet Daubechies yang menemukan dan mengembangkan adalah Ingrid Daubechies. Wavelet ini merupakan wavelet ortogonal kontinu pertama yang memiliki support kompak.

### **Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform (MODWT)**

MODWT termasuk bentuk perkembangan dari DWT (*Discrete Wavelet Transform*). DWT diberlakukan aturan ukuran sampel  $N=2^j$  untuk bilangan positif  $j$ . Sedangkan MODWT memiliki kelebihan yaitu dapat digunakan untuk ukuran sampel  $N$  yang mampu menghilangkan penurunan data sehingga terdapat koefisien wavelet dan koefisien skala pada setiap level MODWT (Percival dan Walden, 2000).

Tujuan MODWT adalah mendefinisikan transformasi untuk menghindari kesensitifan yang dimiliki DWT dalam pemilihan titik awal dalam satuan runtun waktu. Sensitifitas ini adalah downsampling dari output filter wavelet dan filter skala pada masing-masing tahap dari algoritma piramida.

Dengan mendefinisikan  $\tilde{V}$  yang merupakan matriks  $N \times N$  yang berisikan filter wavelet ( $\tilde{g}$ ) dan  $\tilde{W}$  adalah matriks  $N \times N$  yang berisikan filter skala ( $\tilde{h}$ ).

langkah pertama dari MODWT dapat dituliskan dalam persamaan berikut:

$$\begin{bmatrix} \tilde{w}_1 \\ \tilde{v}_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{w}_1 \\ \tilde{v}_1 \end{bmatrix} X$$

$$\tilde{w}_1 = \tilde{w}_1 X$$

$$\tilde{v}_1 = \tilde{v}_1 X \quad (2)$$

Filter adalah suatu penapis/penyaring yang bertujuan mendekomposisi atau memecah atau menganalisis data atau sinyal atau fungsi ke dalam komponen proyeksi ( $\tilde{S}$ ) dan komponen-komponen detrail ( $\tilde{D}$ ). Filter terbagi menjadi dua yaitu filter wavelet dan filter skala.

Filter MODWT memiliki syarat yang harus memenuhi persamaan yaitu :

Syarat filter wavelet harus memenuhi persamaan :

$$\sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_l = 0 \quad , \quad \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_l^2 = 1/2 \quad \text{dan}$$

$$\sum_{l=-\infty}^{\infty} \tilde{h}_l \tilde{h}_{l+2n} = 0$$

Syarat filter skala harus memenuhi persamaan :

$$\sum_{l=0}^{L-1} \tilde{g}_l = 1 \quad , \quad \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{g}_l^2 = 1/2 \quad \text{dan}$$

$$\sum_{l=0}^{L-1} \tilde{g}_l \tilde{g}_{l+2n} = 0$$

Terdapat perhitungan menggunakan rumus lebar filter ( $L_j = (2^j - 1) (L - 1) + 1$ ) untuk beberapa filter wavelet sebagai berikut :

Tabel 1 Perhitungan Lebar Filter Wavelet

| Level ke-j | Haar (L=2) | Daubechie s 4 (L=4) |
|------------|------------|---------------------|
| (1)        | 2          | 4                   |
| (2)        | 4          | 10                  |

$$\begin{array}{ccc} \dots & \dots & \dots \\ J_0 & (2^{J_0-1})+1 & 3(2^{J_0-1})+1 \end{array}$$


---

Wavelet Haar pada level pertama maka  $j = 1$  dan

$L_j = L = 2$ . Untuk menghitung filter wavelet Haar dapat dituliskan :

$$\sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_l = 0 \rightarrow \tilde{h}_0 + \tilde{h}_1 = 0, \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_l^2 = \frac{1}{2} \rightarrow \tilde{h}_0 + \tilde{h}_1^2 = \frac{1}{2}$$

$$\text{dan } \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_l \tilde{h}_{l+2n} = 0 \rightarrow \tilde{h}_0 \tilde{h}_2 + \tilde{h}_1 \tilde{h}_3 \quad (3)$$

Untuk menghitung filter Wavelet Daubechies 4 dapat dituliskan :

$$\sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_l = 0 \rightarrow \tilde{h}_0 + \tilde{h}_1 + \tilde{h}_2 + \tilde{h}_3 = 0, -\tilde{h}_1 = -\tilde{h}_0 - \tilde{h}_2 - \tilde{h}_3$$

$$\sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_l^2 = \frac{1}{2} \rightarrow \tilde{h}_0^2 + \tilde{h}_1^2 + \tilde{h}_2^2 + \tilde{h}_3^2 = \frac{1}{2}$$

$$\tilde{h}_0^2 + (-\tilde{h}_0 - \tilde{h}_2 - \tilde{h}_3)^2 + \tilde{h}_2^2 + \tilde{h}_3^2 = \frac{1}{2} \text{ dan } \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_l \tilde{h}_{l+2n} = 0 \rightarrow \tilde{h}_0 \tilde{h}_2 \tilde{h}_1 \tilde{h}_3 + \tilde{h}_2 \tilde{h}_4 + \tilde{h}_3 \tilde{h}_5 = 0 \quad (4)$$

Pada MODWT koefisien wavelet pada setiap level selalu sama sehingga lebih sesuai untuk pemodelan pada *time series* dibandingkan dengan DWT. Pada pemodelan wavelet untuk proses ini, Renaud dkk (2003) dan Murtagh dkk (2004) menyusun prosedur penentuan lag-lag yang menjadi variabel input untuk prediksi multiskala autoregresif. Koefisien wavelet (detil) dan koefisien skala hasil transformasi MODWT yang dianggap mempunyai pengaruh untuk prediksi pada waktu  $t+1$  akan berbentuk  $w_{j,t-2^j(k-1)}$  dan  $c_{j,t-2^j(k-1)}$ .

Algoritma piramida digunakan untuk proses komputasi pada level  $j$ . Untuk koefisien wavelet ( $\tilde{W}_j$ ) maupun skala ( $\tilde{V}_j$ ). Algoritma piramida level pertama yang mana menghasilkan persamaan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \tilde{V}_0, t &= \sum_{l=0}^{L-1} h_l \tilde{W}_{1,t+2^{j-1}l \bmod N} + \\ \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{g}_l \tilde{V}_{1,t+2^{j-1}l \bmod N} \\ &= \\ \sum_{l=0}^{L-1} h_l \tilde{W}_{1,t+1 \bmod N} + \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{g}_l \tilde{V}_{1,t+1 \bmod N} \\ &= \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sum_{l=0}^{N-1} h_l \tilde{W}_{1,t+1 \bmod N} + \sum_{l=0}^{N-1} \tilde{g}_l \tilde{V}_{1,t+1 \bmod N} \\ &= \tilde{W}_1^T \tilde{W}_j + \tilde{V}_1^T \tilde{V}_j \\ &= \tilde{D}_1 + \tilde{S}_1 \end{aligned} \quad (5)$$

### Analisis Runtun Waktu Menggunakan Wavelet Thresholding

*Wavelet thresholding* adalah metode yang menekankan rekonstruksi wavelet dengan sejumlah koefisien terbesar dimana koefisien lebih besar dari nilai tertentu akan diambil selebihnya akan diabaikan atau dianggap nol. Nilai tersebut dinamakan nilai *threshold*/nilai ambang. Tingkat kemulusan estimasi ditentukan oleh pemulihan fungsi wavelet, jenis wavelet *thresholding*, level resolusi dan parameter *threshold*. Untuk estimatornya dapat dituliskan :

$$\hat{f}_\lambda(u) = \sum_{j=0}^{J-1} \sum_{k=0}^{2^j-1} I_{\{|w_{j,k}^{(n)}| > \lambda\}} W_{j,k}^{(n)} \Psi_{j,k}(u) \quad (6)$$

Dari persamaan diatas  $\lambda$  merupakan nilai *threshold* dimana  $I_A$  merepresentasikan fungsi indikator dari himpunan A. Estimator pada persamaan diatas dapat dianggap sebagai operator *nonlinear* pada vektor koefisien yang menghasilkan vektor  $\hat{\theta}$  dari estimasi koefisien. Karena *thresholding* dirancang untuk membedakan antara koefisien wavelet empiris yang masuk dan keluar dari rekonstruksi wavelet, sedangkan untuk membuat keputusan faktor yang mempengaruhi estimator yaitu ukuran sampel  $n$  dan tingkat *noise*  $\sigma^2$ , maka setiap koefisien wavelet merupakan calon yang kuat untuk masuk di dalam rekonstruksi wavelet jika ukuran sampel besar atau tingkat *noise* kecil. Untuk estimator *thresholding* adalah

$$\hat{\theta}_{j,k} = \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \delta \lambda \left( \frac{\sqrt{nw_{j,k}^{(n)}}}{\sigma} \right)$$

Dengan  $\delta \lambda$  adalah fungsi *thresholding*, dan  $\lambda$  adalah parameter *thresholding*. Terdapat langkah-langkah *thresholding* sebagai berikut :

1. Memilih fungsi *thresholding*
2. Mengestimasi nilai  $\sigma$
3. Memilih parameter *thresholding*

Dengan menggunakan langkah-langkah *thresholding*, maka akan diperoleh *thresholding*

yang optimal.

Dalam pemilihan fungsi *thresholding*, menurut Odgen (1997) terdapat dua jenis yaitu fungsi *hard thresholding* dan *soft thresholding*. Fungsi *hard thresholding* dikenal karena memiliki diskontinu dalam fungsi *thresholding*nya sehingga nilai  $x$  yang berada di atas  $\lambda$  diabaikan. Fungsi *soft thresholding* biasa digunakan karena selalu kontinu, yang artinya nilai  $x$  yang berada di atas  $\lambda$  ikut dimasukkan dalam proses estimasi. Prinsip dalam fungsi *soft thresholding* bahwa setiap noise mempengaruhi semua koefisien wavelet.

Terdapat dua kategori dalam pemilihan parameter yaitu memilih suatu nilai *threshold* yang digunakan untuk semua level resolusi yang disebut *global thresholding* dan memilih suatu nilai *threshold* untuk setiap level resolusi yang disebut juga *level-dependent thresholding*. Parameter yang digunakan dalam kategori *global thresholding* yaitu *minimax threshold* dan *universal threshold*. Sedangkan parameter dalam *level-dependent thresholding* adalah *adaptive threshold*.

*Wavelet thresholding* diberlakukan aturan dimana untuk mengestimasi nilai  $\sigma$ , karena nilai biasanya tidak diketahui. Dimana nilai standart deviasi dari observasi :  $X_1, X_2, X_3, \dots, Y_n$ . Dalam mengestimasi nilai  $\sigma$ , koefisien wavelet  $w_{j-t,k}^{(n)}$  memiliki nilai  $\theta_{j,k}$  saling berkorespondansi varian  $\frac{\sigma}{n}$  dan koefisien independent digunakan wavelet ortogonal. Menurut Donoho dan Jonstone (1995) mengusulkan estimasi  $\sigma =$  berdasarkan koefisien wavelet empiris pada level resolusi tertinggi. Karena pada level resolusi tertinggi dari suatu koefisien biasanya terdapat banyak noise. Menurut Odgen (1997), estimasi MAD (*Median of Absolute Deviation*) untuk mengestimasi nilai  $\sigma$  sebagai berikut :

$$1. \hat{\sigma} = \frac{\text{median}(|w_{j-1,k}^{(n)} - \text{median}(w_{j-1,k}^{(n)})|)}{0.6745}$$

## Metode Penelitian

### Sumber Data

Pada penelitian ini data yang akan digunakan adalah data sekunder yang diperoleh dari situs Bursa Efek Indonesia (<https://www.idx.co.id>). Data tersebut merupakan

data runtun waktu dari IHSG harian periode 02 Januari 2019-20 Januari 2020.

## Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan dalam skripsi adalah variabel IHSG harian penutupan menggunakan metode *Wavelet Thresholding* dan *Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform*.

Tabel 2 Struktur Data

|                  | Waktu     | Variabel      |
|------------------|-----------|---------------|
|                  |           | 1             |
| 02 Januari 2019  | $t_1$     | $Y_{t_1}$     |
| ⋮                | ⋮         | ⋮             |
| 31 Januari 2019  | $t_{22}$  | $Y_{t_{22}}$  |
| 01 Februari 2019 | $t_{23}$  | $Y_{t_{23}}$  |
| ⋮                | ⋮         | ⋮             |
| 20 Januari 2020  | $t_{256}$ | $Y_{t_{256}}$ |

## Langkah Penelitian

Tahapan penelitian ini adalah :

1. Mengumpulkan data sekunder IHSG harian penutupan periode 02 Januari 2019-31 Desember 2019.
2. Menentukan filter terbaik dari filter Haar dan filter Daubechies.
3. Menghitung koefisien wavelet melalui *Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform*.
4. Membentuk koefisien *thresholding* menggunakan fungsi *hard thresholding* dan *soft thresholding* untuk mendapatkan model terbaik.
5. Memilih parameter *thresholding* optimal antara *minimax threshold* dan *adaptive threshold* untuk mendapatkan parameter *threshold* yang optimal.
6. Mencari estimasi terbaik melalui nilai MSE terkecil.
7. Melakukan peramalan.

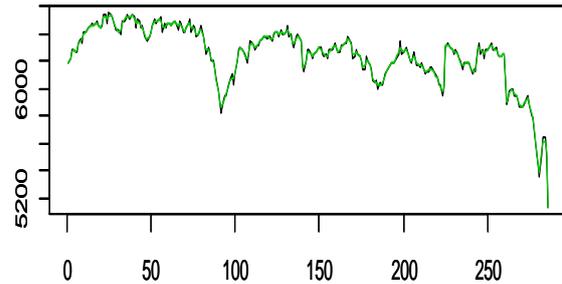
## Hasil dan Pembahasan

Berdasarkan perbandingan ketiga parameter threshold dengan dua filter wavelet yang digunakan untuk mendapatkan parameter terbaik yang dijadikan acuan untuk peramalan pada data IHSG harian penutupan periode 02 Januari 2019-20 Januari 2020 diperoleh hasil bahwa parameter minimax threshold fungsi *hard thresholding* level resolusi pertama pada filter Haar memiliki nilai MSE terkecil yaitu 237.3664 pada tabel 3, sehingga diasumsikan sebagai estimasi model terbaik dan parameter terbaik yang digunakan untuk peramalan.

Tabel 3 Nilai MSE *Wavelet Thresholding*

| Filter | Parameter Thresholding | Fungsi Thresholding               | Level Resolusi | MSE      |
|--------|------------------------|-----------------------------------|----------------|----------|
| Haar   | Minimax                | <i>Hard</i>                       | 1              | 237.3664 |
|        | Universal              | Tidak memenuhi asumsi white noise |                |          |
| D4     | Adaptive               | <i>Soft</i>                       | 1              | 251.7418 |
|        | Minimax                | <i>Hard</i>                       | 1              | 252.3864 |
| D4     | Universal              | Tidak memenuhi asumsi white noise |                |          |
|        | Adaptive               | <i>Soft</i>                       | 1              | 271.625  |

Secara visualisasi plot *time series* hasil peramalan data IHSG harian penutupan periode 30 hari ke depan diketahui bahwa nilai minimum pada data ramalan IHSG di BEI terdapat pada periode 09 Maret 2020 sebesar 5136.810, sedangkan diperoleh nilai maksimum pada data ramalan IHSG di BEI terdapat pada periode 24 Januari 2020 sebesar 6245.385. Dimana plot data ramalan memiliki nilai yang mendekati plot data asli.



Gambar 1 Plot data Ramalan terhadap Plot Data Aktual

## Kesimpulan dan Saran

### Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan sebelumnya diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

Pada kasus IHSG di BEI menggunakan metode *wavelet thresholding* dengan MODWT, parameter yang terbaik ialah parameter Minimax Threshold pada level resolusi 1 fungsi *Hard Thresholding* dari filter Haar, didapatkan nilai MSE sebesar 237.3664.

Hasil peramalan yang didapatkan pada analisis data IHSG di BEI menggunakan metode *wavelet thresholding* dengan MODWT pada 30 hari ke depan diketahui bahwa nilai minimum pada data ramalan IHSG di BEI terdapat pada periode 09 Maret 2020 sebesar 5136.810, sedangkan diperoleh nilai maksimum pada data ramalan IHSG di BEI terdapat pada periode 24 Januari 2020 sebesar 6245.385. Dimana plot data ramalan memiliki nilai yang mendekati plot data asli.

### Saran

Untuk penelitian selanjutnya dapat digunakan metode lain sebagai bahan pembandingan terhadap penelitian selanjutnya, dan dapat digunakannya filter-filter wavelet Threshold yang lain sebagai pembandingan.

### Daftar Pustaka

- Caraka, R. E. et all. 2015. *Pemodelan Tinggi Pasang Air Laut di Kota Semarang dengan Menggunakan Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform (MODWT)*. Universitas Diponegoro : Departemen Statistika. 104-114.
- Daubechies, L. 1992. *Ten Lectures on Wavelet*. Philadelphia: SIAM.

- Dai, X. et all. 2019. *New Method for Denoising Borehole Transient Electromagnetic Data with Discrete Wavelet Transform*. Geophysics 168, 41-48.
- Dyah, A.K. 2016. Analisis Data Runtun Waktu Menggunakan Metode Wavelet Thresholding dengan Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform. *Jurnal Gaussian*, Semarang: UNDIP.
- Farima, V.Z. dan Utami H. 2018. Peramalan Nilai Tukar Dolar Amerika Terhadap Indonesia Dengan Model *Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform-Autoregressive Moving Average*. *Jurnal Statistika*. Vol. 6, No. 1. Semarang: Universitas Muhammadiyah Semarang.
- Hadi, Hikmat Pris. 2016. *Analisis Data Time Series Dengan Model ARIMA BOX-JENKINS Pada Parameter Model Peramalan*. Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga.
- Kurniawan, Maria Cendanasari dan Anggraeni , Wiwik. 2018, *Penerapan Metode Campuran Autoregressive Integrated Moving Average dan Quatile Regression (ARIMA-QR) Untuk Peramalan Harga Cabai Sebagai Komoditas Strategis Pertanian Indonesia*. *Jurnal Teknik*. Institusi Teknologi Surabaya.
- Layla, D.A. 2016. *Peramalan Harga Saham Dengan Menggunakan Metode Transformasi Wavelet Diskrit Daubechies*. Karya Tulis Ilmiah Skripsi. Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga Yogyakarta.
- Makridakis, et all. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan* Edisi Ke-II. Jakarta : Erlangga.
- Murtagh, F., Stark, J.L., and Renaud, O., 2004, *On Neuro-Wavelet Modelling, Decision Support System*, 37, 475-484
- Nason, G.P. 2006. *Wavelet Methods in Statistics with R*. Springer. Bristol: University Walk.
- Odgen, R.T. 1997. *Essential Wavelet for Statistical Application and Data Analysis*. Boston: Birkhauser.
- Percival, D.B. & Walden, A.T. 2000. *Wavelet Methods for Time Series Analysis*. 1<sup>st</sup>Published. New York: Cambridge University Press.
- Renaud, O., Starcx, J.L., and Murtagh, F., 2003, *Prediction Based on a Multiscale Decomposition*, *Int. Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, Vol. 1., No. 2, pp 217-232.
- Sadeq, Ahmad. 2008. *Analisis Prediksi Indeks Harga Saham Gabungan Dengan Metode ARIMA*. Karya Tulis Ilmiah Tesis. Universitas Diponegoro.
- Tauryawati, M.L. dan Irawan, M.I.(2014). *Perbandingan Metode Fuzzy Time Series Cheng dan Metode Box-Jenkins untuk Memprediksi IHSG*. Surabaya: Jurnal Sains dan Seni Pomits.
- Triyono. 2008. *Analisis Perubahan Kurs Rupiah Terhadap Dollar Amerika*. *Jurnal Ekonomi Pembangunan Vol 9. No.2 Desember 2008. Hal 156-167*. Fakultas Ekonomi Universitas Muhammadiyah Surakarta.
- Warsito, B. et all. 2013. *Pemodelan Time Series dengan Maximal Overlap Discrete Wavelete Transform*. Universitas Diponegoro : Departemen Statistika. 605-613.
- Wibowo, Y.A. 2012. Analisis Runtun Waktu Menggunakan Metode Wavelet Thresholding. *Jurnal Gaussian*. Volume 1. No.1. Semarang: UNDIP.