

Prediksi Harga Saham PT.Telekomunikasi Indonesia Menggunakan Metode Transformasi Wavelet Diskrit Daubechies

Isna Alima¹, Ika Purnamasari², Syaripuddin³

¹²³Statistika, Universitas Mulawarman

E-mail: isnaalimaalima27@gmail.com¹, ikapurnamasari@fmipa.unmul.ac.id²,
Syarifrahman2014@gmail.com³

Diajukan 12 Mei 2024 *Diperbaiki* 13 Juni 2024 *Diterima* 20 Juni 2024

Abstrak

Latar Belakang: Wavelet Daubechies merupakan penyempurnaan dari wavelet Haar yang mempunyai keunggulan dibandingkan wavelet lainnya, sehingga wavelet Daubechies jenis ini sering digunakan untuk transformasi wavelet diskrit (TWD). TWD akan menghasilkan sejumlah koefisien yang diproses dalam estimasi ambang batas untuk menghilangkan noise pada data. Pada proses estimasi ambang batas, terdapat jenis fungsi ambang batas dan parameter yang mempengaruhi kelancaran hasil estimasi.

Tujuan: Memperoleh nilai prediksi harga saham PT Telekomunikasi Indonesia pada tanggal 21 September 2020 sampai dengan 27 Februari 2023 dan mengetahui level terbaiknya.

Metode: Transformasi Wavelet Diskrit Daubechies fungsi *hard thresholding* pemilihan parameter minimax.

Hasil: Nilai prediksi data saham PT.Telekomunikasi Indonesia sangat akurat, mengikuti pola data sebenarnya dengan nilai *mean absolute percentage error* (MAPE) kurang dari 2% untuk setiap level (1 – 6).

Kesimpulan: Level pertama merupakan level terbaik untuk melakukan prediksi harga saham PT Telekomunikasi Indonesia menggunakan metode Wavelet Daubechies dengan MAPE terkecil sebesar 0,008013.

Kata kunci: Saham, MAPE, Peramalan, Wavelet, Thresholding.

Abstract

Background: Daubechies wavelet is a refinement of the Haar wavelet which has advantages over other wavelets, so this type of Daubechies wavelet is often used for discrete wavelet transform (TWD). TWD will produce a number of coefficients that are processed in thresholding estimation to remove noise in the data. In the thresholding estimation process, there are types of thresholding functions and parameters that affect the results of estimation smoothness.

Objective: The aim of this study is to obtain the predicted value of the share price of PT Telekomunikasi Indonesia on September 21, 2020 to February 27, 2023 and to find out the best level.

Method: Wavelet Transformation Discrete Daubechies function *hard thresholding* of minimax parameter selection.

Results: Predicted value for PT.Telekomunikasi Indonesia stock data very accurate, follows the actual data pattern with a MAPE value below 2% for each levels (1 – 6). The first level is the best level with the smallest MAPE of 0.008013.

Conclusion: The first level is the best level for predicting the share price of PT Telekomunikasi Indonesia using the Wavelet Daubechies method with the smallest MAPE of 0.008013.

Keywords : Stocks, MAPE, Forecasting, Wavelet, Thresholding.

PENDAHULUAN

Prediksi yaitu proses untuk memperkirakan suatu keadaan secara sistematis yang terjadi di masa mendatang berdasarkan data masa lalu (Nugroho, 2016; Rahman et al., 2012). Metode runtun waktu (*time series*) termasuk salah satu metode prediksi yang bersifat kualitatif (Aswi & Sukarna, 2006). *Autoregressive integrated moving average* (ARIMA) merupakan metode yang sering digunakan untuk prediksi data runtun waktu yang bersifat stasioner maupun nonstasioner (Mahayana et al., 2022; Vlandari & Parwitasari, 2018). Sebagian besar data runtun waktu bersifat tidak stasioner karena data mengalami fluktuasi, dimana terdapat nilai ekstrim yang mengakibatkan data tidak stasioner. Salah satu metode alternatif untuk menganalisa data nonstasioner yaitu menggunakan metode wavelet.

Wavelet mulai diperkenalkan pada tahun 1980 hingga awal tahun 1990, yang mana pada awalnya wavelet dikenal sebagai analisis gelombang. Sejalan dengan perkembangan pengetahuan, metode wavelet berkembang dalam bidang statistika misalnya untuk estimasi densitas, analisis deret waktu dan pemodelan bayesian (Cazelles et al., 2008; R. T. Ogden & Vidakovic, 2000; Sang, 2013). Beberapa jenis wavelet diantaranya wavelet Daubechies merupakan penyempurnaan dari wavelet Haar yang memiliki kelebihan penerapannya lebih sederhana dibanding dengan jenis wavelet lainnya, sehingga jenis wavelet daubechies ini sering digunakan untuk transformasi wavelet. Transformasi wavelet mempunyai sifat yang fleksibel dalam frekuensi dan waktu (Zhang & Dong, 2001).

Transformasi Wavelet Diskrit (TWD) dipandang lebih sesuai untuk data runtun waktu karena dalam setiap level dilakukan dekomposisi untuk

mendapatkan koefisien wavelet dan skala, yang nantinya dipakai untuk melakukan prediksi (Lestari & Subanar, 2015).

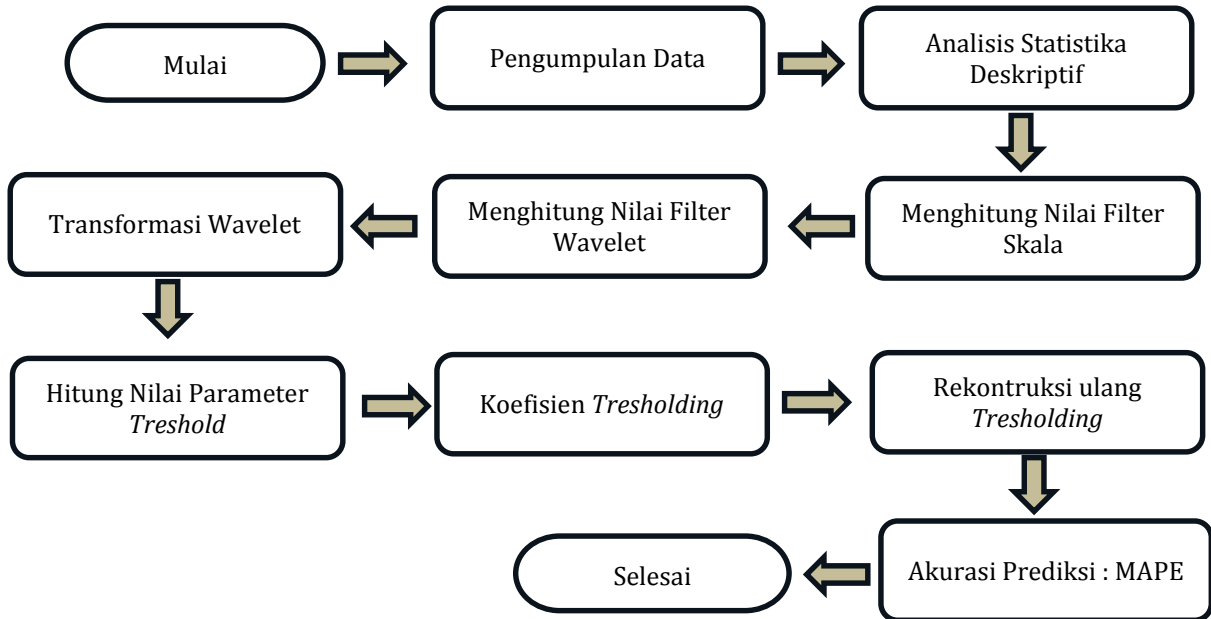
Metode wavelet fungsi *hard thresholding* dengan parameter *minimax thresholding* dapat diterapkan pada bidang investasi saham. Peramalan menggunakan metode wavelet menjadi salah satu input penting bagi para investor dalam pengambilan keputusan berinvestasi. Salah satu perusahaan yang memperdagangkan saham adalah PT. Telekomunikasi Indonesia. Saham PT. Telekomunikasi Indonesia termasuk saham dengan kecenderungan untuk meningkat serta mempunyai kinerja keuangan yang berpotensi menguntungkan di masa yang akan datang (Saleh & Tabe, 2018). Selama adanya pandemi COVID-19 banyak orang bergantung pada teknologi terutama pada jaringan telekomunikasi sehingga sektor mampu bertumbuh di masa pandemi COVID-19 hingga pasca pandemi.

Penelitian terkait metode wavelet telah banyak dilakukan, sebagaimana yang dilakukan oleh Kusumaningrum et al., (2017). Penelitian tersebut melakukan analisis runtun waktu menggunakan metode wavelet pada kasus nilai tukar rupiah terhadap dollar US menggunakan fungsi *hard thresholding* dan *soft thresholding* dengan parameter *minimax* dan *adaptive*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa hasil prediksi menggunakan fungsi *hard thresholding* dan parameter *minimax threshold* memiliki MSE jauh lebih kecil dibanding parameter lainnya yaitu sebesar 9.935,506.

Berdasarkan latar belakang tersebut, dilakukan penelitian dengan tujuan memperoleh hasil prediksi harga saham PT. Telekomunikasi Indonesia dan mendapatkan level resolusi terbaik dari penggunaan parameter *minimax* fungsi *hard Thresholding* menggunakan metode Transformasi Wavelet Diskrit Daubechies periode 21 September 2020 sampai 27 Febuari 2023.

METODE

Desain Penelitian



Populasi Dan Sampel

Variabel dalam penelitian ini adalah harga penutupan saham PT.Telekomunikasi Indonesia (<https://finance.yahoo.com>). Periode data pengamatan dalam penelitian ini adalah 21 September 2020 sampai dengan 27 Februari 2023 sebanyak 128 data.

Teknik Analisis Data

Penjabaran analisis data berdasarkan metode transformasi wavelet diskrit Daubechies, dapat diuraikan sebagai berikut:

Filter Skala

Filter skala merupakan deret bernilai cacah positif $\{g_l; l = 0, 1, 2, \dots, L - 1\}$ dengan L menyatakan lebar filter (banyak koefisien filter) yang merupakan bilangan bulat positif. Dalam transformasi wavelet berjenis daubechies db4 memiliki empat filter skala yaitu $g_0, g_1, g_2,$ dan g_3 (T. Ogden, 2002).

$$g_0 = \frac{(1-\cos(\alpha)+\sin(\alpha))}{2\sqrt{2}} = \frac{1+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}} \quad (1a)$$

$$g_1 = \frac{(1+\cos(\alpha)+\sin(\alpha))}{2\sqrt{2}} = \frac{3+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}} \quad (1b)$$

$$g_2 = \frac{(1+\cos(\alpha)-\sin(\alpha))}{2\sqrt{2}} = \frac{3-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}} \quad (1c)$$

$$g_3 = \frac{(1-\cos(\alpha)-\sin(\alpha))}{2\sqrt{2}} = \frac{1-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}} \quad (1d)$$

dengan $\alpha = \frac{\pi}{L-1}$ dan $\pi = 3, 14285$.

Percival et al., (2004), menyatakan bahwa Pada filter skala terdapat bebrapa kondisi yang harus terpenuhi, yaitu:

$$\sum_{l=0}^{L-1} g_l = \sqrt{2} \quad (2a)$$

$$\sum_{l=0}^{L-1} g_l^2 = 1 \quad (2b)$$

$$\sum_{l=0}^{L-1} g_l g_{l+2n} = 0 \quad (2c)$$

Filter Wavelet

Filter wavelet digunakan untuk mencari nilai dari koefisien-koefisien wavelet pada proses transformasi. Filter wavelet $(h_l; l = 0, 1, \dots, L - 1)$ dibentuk dari suatu deret bilangan bulat positif, yang didefinisikan bahwa L adalah lebar filter (banyak koefisien filter). Filter wavelet daubechies db4 dapat diperoleh menggunakan Persamaan (3).

$$h_l = (-1)^l g_{L-1-l} \quad (3)$$

Kondisi dasar pada filter wavelet (T. Ogden, 2002), yaitu

$$\sum_{l=0}^{L-1} h_l = 0 \quad (4a)$$

$$\sum_{l=0}^{L-1} h_l^2 = 1 \quad (4b)$$

$$\sum_{l=0}^{L-1} h_l h_{l+2n} = 0 \quad (4c)$$

Transformasi Wavelet

TWD sebagai salah satu metode untuk menghitung koefisien dari aproksimasi barisan. Transformasi ini mensyaratkan banyak data harus $n = 2^J$, dengan J adalah bilangan bulat positif tidak sama dengan 0. Transformasi ini akan menghasilkan koefisien wavelet dan koefisien skala yang diiperoleh menggunakan perhitungan algoritma piramida dengan nilai filter wavelet dan nilai filter skala.

Algoritma Piramida

Level 1 ($j = 1$) dimulai dengan menghitung koefisien TWD. Transformasi algoritma pada level pertama ini, dimaksudkan untuk menguraikan data deret waktu X menjadi koefisien W_1 dan V_1 dengan besaran yang sama yaitu $\frac{n}{2^1}$.

Tahap awal dalam mendapatkan koefisien wavelet level 1 menggunakan Persamaan (5) untuk membangun koefisiennya dan dibantu filter wavelet sebagai pemulusnya.

$$W_{j,t} = \sum_{l=0}^{L-1} h_l X_{(2t-l) \bmod n} \quad (5)$$

dengan

$W_{j,t}$: koefisien wavelet level ke- j dan baris ke- t

h_l : filter wavelet ke- l

X : data deret waktu

L : lebar koefisien filter

n : banyak data aktual

j : level ke 1,2,...,L-1.

Setelah koefisien wavelet level 1 didapatkan, selanjutnya menghitung koefisien skala level 1 menggunakan Persamaan (6).

$$V_{j,t} = \sum_{l=0}^{L-1} g_l X_{(2t-l) \bmod n} \quad (6)$$

Pada level kedua ($j = 2$), dilakukan pemrosesan koefisien skala level pertama ($V_{l,t}$) untuk masing masing koefisien terdiri dari $\frac{n}{2}$ koefisien skala level pertama yang dibagi lagi menjadi dua bagian yang sama besar atau $\frac{n}{4}$. Pada level kedua, rataan skala unit yang merupakan koefisien skala didefinisikan sebagai ($V_{l,t}$).

Dua deret baru yaitu $W_{2,t}$ dan ($V_{2,t}$) akan diperoleh pada level resolusi kedua berdasarkan persamaan sebagai berikut:

$$W_{2,t} = \sum_{l=0}^{L-1} h_l V_{1(2t-l) \bmod n} \quad (7)$$

$$V_{2,t} = \sum_{l=0}^{L-1} g_l V_{1(2t-l) \bmod n} \quad (8)$$

Selanjutnya, diperoleh koefisien yaitu

$$W_2 = \left[W_{2,1}, W_{2,2}, \dots, W_{2, \frac{n}{4}} \right]^T \text{ dan}$$

$$V_2 = \left[V_{2,1}, V_{2,2}, \dots, V_{2, \frac{n}{4}} \right]^T$$

Pada level ini koefisien ($V_{l,t}$) diuraikan untuk mendapatkan koefisien TWD W_2 dan V_2 , guna rekonstruksi kembali ($V_{j,t}$) sampai

pada level resolusi ke j . Koefisien-koefisien tersebut dihitung dengan menggunakan persamaan 9 dan 10.

$$W_{j,t} = \sum_{l=0}^{L-1} h_l V_{1(2t-l) \bmod n} \quad (9)$$

$$V_{j,t} = \sum_{l=0}^{L-1} g_l V_{1(2t-l) \bmod n} \quad (10)$$

Perhitungan ini berdasarkan nilai (V_j) yang didapatkan pada level sebelumnya guna menentukan nilai koefisien wavelet skala pada level berikutnya (ke- j).

$$W_j = \left[W_{j,1}, W_{j,2}, \dots, W_{j, \frac{n}{2^j}} \right]^T ; \text{ dan}$$

$$V_j = \left[V_{j,1}, V_{j,2}, \dots, V_{j, \frac{n}{2^j}} \right]^T$$

Estimasi Thresholding

Berikut langkah-langkah dalam melakukan estimasi *thresholding* yang optimal. Koefisien *thresholding* dibangun berdasarkan fungsi *thresholding* yang sesuai salah satunya yaitu *Hard thresholding* (Donoho & Johnstone, 1994). Adapun koefisien *thresholding* $W^{(t)}$ menjadi $W^{(HT)}$ dengan elemennya ditulis pada persamaan (11) berikut:

$$W_{j,t}^{(HT)} = \begin{cases} W_{j,t} & \text{jika } |W_{j,t}| > \lambda^m \times \sigma \\ 0 & \text{ } W_{j,t} \text{ yang lain} \end{cases}$$

Estimasi σ didasarkan pada koefisien wavelet dengan level resolusi tertinggi, yang mana pada level tersebut seringkali terdapat banyak *noise*. Berdasarkan jumlah banyak data 128 data mensyaratkan $n = 2^{j-1}$ maka $n = 2^7$ $J = 7$ dan $j = 6$ dapat dirumuskan estimasi σ menggunakan *median of absolute deviation* (MAD) sebagai berikut (Donoho & Johnstone, 1994).

$$\sigma = \frac{\text{median}(|W_{J-j}|)}{0,6745} \quad (12)$$

dengan

$$J = 2 \log(n)$$

$$J_{max} = \text{Indeks level terakhir.}$$

Selanjutnya, dilakukan perhitungan nilai parameter salah satunya yaitu metode *minimax threshold*. Perhitungan nilai *minimax threshold* λ^m menunjukkan jenis parameter *minimax* dan n menunjukkan jumlah banyak data. Nilai λ^m merupakan nilai *threshold* yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Prediksi Harga Saham PT.Telekomunikasi Indonesia Menggunakan....

Tabel 1. Nilai Parameter *Minimax*

n	λ^m
2	0
4	0
8	0
64	1,474
128	1,669
256	1,860

Sumber : (Donoho & Johnstone, 1994)

Mean Absolut Percentage Error

Nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut (Nabillah & Ranggadara, 2020; Suprayogi, 2022):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - X'_t}{X_t} \right| \times 100\% \quad (14)$$

dengan:

n : banyak data

X_t : nilai hasil aktual

X'_t : nilai hasil prediksi

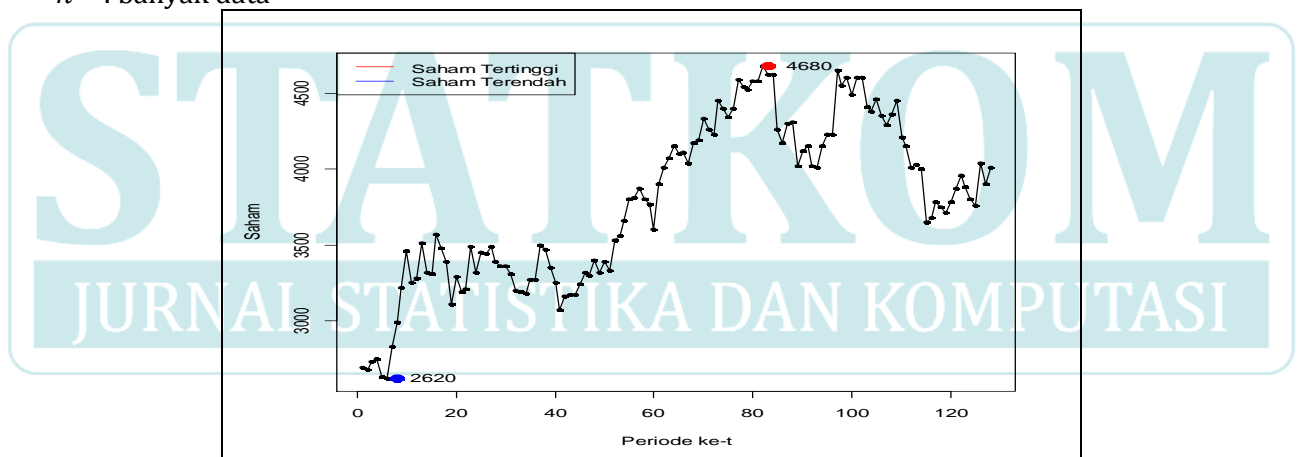
Tabel 2. Kategori MAPE

MAPE	Kategori Peramalan
<10%	Sangat Baik
10% - 20%	Baik
>20% - 50%	Cukup
>50%	Buruk

Sumber: (Suprayogi, 2022)

HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelum dilakukan analisis lebih lanjut, dilakukan analisis statistika deskriptif dengan membuat grafik runtun waktu harga saham PT. Telekomunikasi Indonesia sebagaimana ditampilkan pada Gambar 1. Grafik runtun waktu dibuat dengan tujuan untuk melihat pola data saham PT. Telekomunikasi Indonesia.



Gambar 1. Grafik runtun waktu harga PT.Telekomunikasi Indonesia

Gambar 1 menunjukkan data PT Telekomunikasi Indonesia pada periode 21 September 2020 sampai dengan 27 Febuari 2023 mengalami kecendrungan tren naik. Saham PT Telekomunikasi Indonesia tertinggi berada pada periode ke-84 pada tanggal 18 bulan Mei 2022 sebesar 4.680 Indonesia Rupiah (IDR). Sedangkan saham PT Telekomunikasi Indonesia terendah pada periode ke-8 pada tanggal 26 Oktober 2020 sebesar 2.620 IDR. Berdasarkan grafik runtun waktu pada Gambar 1 menunjukkan bahwa data PT Telekomunikasi Indonesia tidak stasioner dalam rata-rata maupun dalam varian.

Transformasi Wavelet Diskrit Daubechies

Pada level koefisien dimana j merupakan bilangan *real* dari $n = 2^j$ dengan n adalah banyak data penelitian. Banyak data pada penelitian ini sebesar $128 = 2^7$ dan diperoleh level pada proses TWD ini sebanyak $j - 1 = 7 - 1$, sehingga nilai level resolusinya adalah 6.

Pada level pertama $j = 1$ TWD membagi data menjadi dua bagian menjadi 64 data koefisien wavelet dan koefisien skala. Perhitungan ini dilakukan pada koefisien wavelet pertama di level pertama menggunakan Persamaan (5). Adapun hasil perhitungan koefisien wavelet dan koefisien

skala level pertama untuk masing-masing W membentuk W_1 dan V_1 yang berisikan $W_{j,t}$ dan $V_{j,t}$ level pertama.

Pada level kedua $j = 2$ transformasi wavelet memecah data dari koefisien skala level pertama (V_1) yang terdiri 64 data dengan $t = (1,2,3, \dots, 32)$. Perhitungan koefisien wavelet pada level kedua menggunakan Persamaan (7). Hasil perhitungan koefisien wavelet dan koefisien skala level kedua untuk masing-masing W membentuk W_2 dan V_2 yang berisikan $W_{j,t}$ dan $V_{j,t}$ level kedua.

Level ke- j perhitungan koefisien wavelet dan koefisien skala masih menggunakan persamaan (6) dan persamaan (7) dengan mengganti nilai V_j saja pada persamaannya. Dengan kata lain, untuk mendapatkan koefisien wavelet dan koefisien skala pada level terakhir dilakukan pemrosesan koefisien skala (V_j) yang telah didapatkan pada level sebelumnya. Pada penelitian ini, digunakan 6 level dengan hasil perhitungan koefisien wavelet dan skala diberikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Nilai Koefisien Wavelet dan Skala

Level	t	Koefisien Wavelet	Koefisien Skala
1	1	521,1104	3938,6892
	2	-25,0955	3864,4314
	3	53,3798	3728,5083
	⋮	⋮	⋮
	63	-60,7296	5446,1092
	64	170,4920	5618,0562
2	1	686,3996	5715,6293
	2	-30,4872	5435,4560
	⋮	⋮	⋮
	31	-99,0905	7750,1698
	32	-38,3998	7780,6787
⋮	⋮	⋮	⋮
5	1	-88,0098	18055,0836
	2	592,4107	19332,5068
	3	-384,5734	24316,0332
	4	489,0524	23870,4390
6	1	1675,5224	26643,9419
	2	-108,33047	33866,0581

Fungsi Thresholding dan Parameter Thresholding

Pembentukan koefisien *thresholding* dapat dilakukan dengan menggunakan fungsi *thresholding* yang sesuai. Pada penelitian ini akan digunakan fungsi *hard thresholding* dan parameter *minimax* λ^m . Nilai λ^m didapatkan berdasarkan Tabel 1, dengan nilai sebesar $\lambda^m = 1,669$ yang nantinya digunakan untuk semua level transformasi yang ada.

Melakukan Pembentukan koefisien Thresholding

Pada level pertama $j = 1$ membagi data menjadi dua bagian menjadi 64 data dengan $t = 1,2,3, \dots, 64$ koefisien *thresholding*. Perhitungan ini dilakukan pada koefisien *thresholding* pertama di level pertama menggunakan Persamaan (11) dengan nilai $\lambda^m = 1,669$ merujuk pada Tabel 1 dan nilai $\sigma = 74,1550778$. Perhitungan ($W_{1,1}^{(HT1)}$) koefisien *thresholding* level ke-1 data ke-1 merujuk pada ($W_{j,t}$) Tabel 2 dengan nilai koefisien wavelet level 1 data ke 1. Perhitungan terus berlanjut hingga $W_{6,4}^{(HT6)}$. Secara lengkap, hasil koefisien *thresholding* per level seperti pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai Koefisien *Thresholding* level 1-6

t	$W_{j,t}^{(HT1)}$	$W_{j,t}^{(HT2)}$...	$W_{j,t}^{(HT6)}$
1	521,1105	521,1105	...	521,1105
2	0	0	...	0
⋮	⋮	⋮	...	⋮
64	170,4920	170,4920	...	170,4920
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1	26643,94	26643,94	...	26643,94
2	33866,06	33866,06	...	33866,06

Rekontruksi koefisien Thresholding

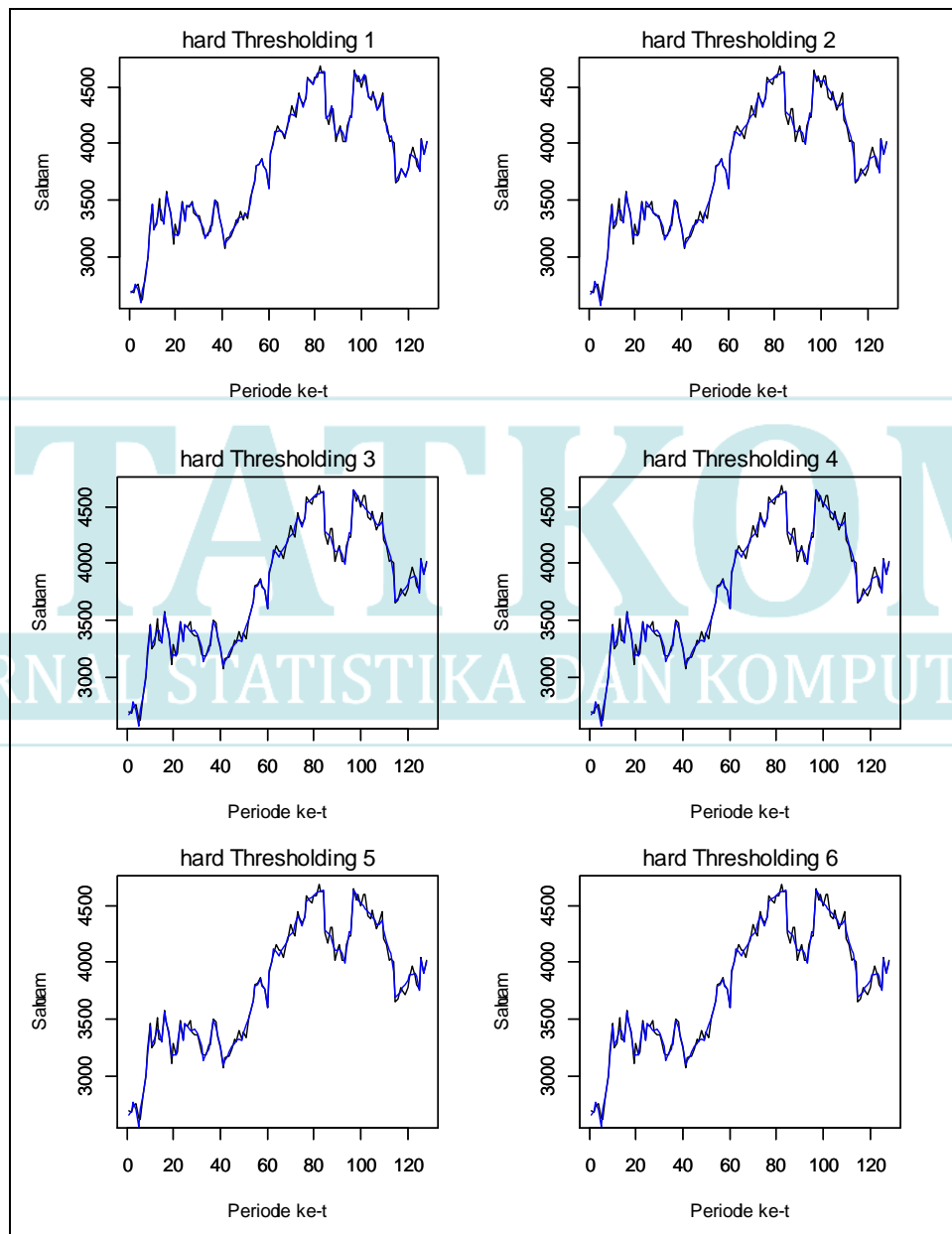
Rekonstruksi ulang dari koefisien *thresholding* dilakukan dengan cara menghitung invers dari koefisien *thresholding*. Invers ini biasanya disebut dengan inverse discrete wavelet transform (IDWT). Fungsi dari invers di sini adalah untuk merekonstruksi sinyal atau data asli dari representasinya dalam bentuk domain frekuensi-waktu setelah proses transformasi wavelet diskrit. Proses ini melibatkan penggabungan dari berbagai

Prediksi Harga Saham PT.Telekomunikasi Indonesia Menggunakan....

tingkat resolusi atau skala yang dihasilkan selama transformasi wavelet.

Tabel 5. Nilai Prediksi Harga Saham PT Telkom Indonesia

Periode	Level 1	Level 2	Level 3	Level 4	Level 5	Level 6
1	2677,88	2662,262	2662,262	2662,262	2656,616	2656,616
2	2700,993	2699,598	2699,598	2699,598	2694,081	2694,081
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
127	3900	3897,749	3897,749	3897,749	3901,423	3901,423
128	4010	4004,3	4004,3	4004,3	4004,055	4004,055



Gambar 2. Grafik nilai prediksi berdasarkan fungsi *hard thresholding* dan parameter *minimax*

Pemilihan Level resolusi Terbaik

Selanjutnya akan dicari level terbaik yang digunakan dalam memprediksi data dengan cara melihat *Mean Absolut*

Presentase Error (MAPE) terkecil di tiap level resolusi. Hasil perhitungan MAPE untuk level 1 sampai dengan level 6 pada prediksi menggunakan transformasi wavelet diskrit menggunakan fungsi *hard thresholding*

dengan pemilihan parameter *minimax* sebagaimana disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Nilai MAPE pada Fungsi dan Parameter

Level resolusi (j)	MAPE
1	0,008013
2	0,009589
3	0,009925
4	0,009925
5	0,010190
6	0,010190

Berdasarkan Tabel 6, dapat dilihat bahwa nilai MAPE pada level 1 sampai level 6 berada pada kategori sangat baik dengan nilai kurang dari 2%. Dengan demikian, hasil prediksi saham PT. Telekomunikasi Indonesia menggunakan *hard thresholding* parameter *minimax* dengan seluruh level menghasilkan nilai prediksi yang sangat akurat.

PENUTUP

Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Hasil prediksi menggunakan Transformasi Wavelet Diskrit Daubechies didapatkan nilai-nilai prediksi yang sangat akurat, mendekati data aktualnya.
2. Level resolusi terbaik dalam penggunaan parameter *minimax thresholding* fungsi *hard thresholding* dalam memprediksi data dengan nilai akurasi MAPE terkecil yaitu terdapat pada level 1 dengan nilai MAPE 0,008013.

Saran

Peneliti memberikan saran guna penelitian selanjutnya agar dapat menggunakan fungsi *thresholding* lainnya seperti fungsi *soft thresholding*.

DAFTAR PUSTAKA

Aswi, & Sukarna. (2006). Analisis Deret Waktu Analisis Deret Waktu. January, 303.

Cazelles, B., Chavez, M., Berteaux, D., Ménard, F., Vik, J. O., Jenouvrier, S., & Stenseth, N. C. (2008). Wavelet analysis of ecological time series. In *Oecologia* (Vol. 156, Issue 2). <https://doi.org/10.1007/s00442-008-0993-2>

Donoho, D. L., & Johnstone, I. M. (1994). Ideal Denoising in an orthonormal basis chosen from a library of bases. *Comptes Rendus Acad. Sci., Ser. I*, 319, 1317–1322.

Kusumaningrum, D. A., Suparti, & Maruddani, D. A. I. (2017). Analisis Data Runtun Waktu Menggunakan Metode Wavelet Thresholding Dengan Maximal Overlap Discrete Transform. *Jurnal Gaussian*, 6(1), 151–159.

Lestari, V. N., & Subanar. (2015). Transformasi Wavelet Diskret Untuk Data Time Series. Seminar Nasional Matematika Dan Pendidikan Matematika Uny 2015, 163–170.

Mahayana, I. B. B., Mulyadi, I., & Soraya, S. (2022). Peramalan Penjualan Helm dengan Metode ARIMA (Studi Kasus Bagus Store). *Inferensi*, 5(1). <https://doi.org/10.12962/j27213862.v5i1.12469>

Nabillah, I., & Ranggadara, I. (2020). Mean Absolute Percentage Error untuk Evaluasi Hasil Prediksi Komoditas Laut. *JOINS (Journal of Information System)*, 5(2), 250–255. <https://doi.org/10.33633/joins.v5i2.3900>

Nugroho, K. (2016). Model Analisis Prediksi Menggunakan Metode Fuzzy Time Series. *Infokam*, 12(1).

Ogden, R. T., & Vidakovic, B. (2000). Statistical Modeling by Wavelets. *Journal of the American Statistical Association*, 95(451), 1007. <https://doi.org/10.2307/2669487>

Ogden, T. (2002). Wavelet Methods for Time Series Analysis. *Journal of the American*

- Statistical Association, 97(457), 362-363.
<https://doi.org/10.1198/jasa.2002.s460>
- Percival, D. B., Wang, M., & Overland, J. E. (2004). An introduction to wavelet analysis with applications to vegetation time series. *Community Ecology*, 5(1), 19-30.
<https://doi.org/10.1556/ComEc.5.2004.1.3>
- Rahman, A., Abdullah, A. G., & Hakim, D. L. (2012). Prakiraan Beban Puncak Jangka Panjang Pada Sistem Kelistrikan Indonesia Menggunakan Algoritma Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *Electrans*, 11(2), 18-26.
- Saleh, S., & Tabe, R. (2018). Analysis Of Stock Price At Pt. Telkom Indonesia Tbk Before And After Having Damage On Its Satelit. *Tasharruf: Journal Economics and Business of Islam*, 3(1), 13-26.
<https://doi.org/10.30984/tjebi.v3i1.653>
- Sang, Y. F. (2013). A review on the applications of wavelet transform in hydrology time series analysis. In *Atmospheric Research (Vol. 122)*.
<https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2012.11.003>
- Suprayogi, M. A. (2022). Model Double Exponential Smoothing Dalam Peramalan Penerimaan Pajak Pemerintah Pusat Indonesia. *Jurnal Statistika Dan Komputasi*, 1(2), 83-92.
<https://doi.org/10.32665/statkom.v1i2.1233>
- Vulandari, R. T., & Parwitasari, T. A. (2018). Perbandingan Model AR(1), ARMA (1,1), dan ARIMA (1,1,1) pada Prediksi Tinggi Muka Air Sungai Bengawan Solo pada Pos Pemantauan Jurug. *MUST: Journal of Mathematics Education, Science and Technology*, 3(1).
<https://doi.org/10.30651/must.v3i1.1620>
- Zhang, B. L., & Dong, Z. Y. (2001). An adaptive neural-wavelet model for short term load forecasting. *Electric Power Systems Research*, 59(2), 121-129.
[https://doi.org/10.1016/S0378-7796\(01\)00138-9](https://doi.org/10.1016/S0378-7796(01)00138-9)