

ANALISIS TEKNIKAL SAHAM DENGAN INDIKATOR GABUNGAN *WEIGHTED MOVING AVERAGE* DAN *STOCHASTIC OSCILLATOR*

Yustian Dwi Saputra¹, Di Asih I Maruddani², Abdul Hoyyi³

^{1,2,3} Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro

Email: maruddani@gmail.com

ABSTRACT

The Stochastic Oscillator which is one of the leading indicators has the disadvantage of opening the gap for false signals. To minimize false signals, the smoothing process is carried out using the Moving Average. Stochastic Oscillator is usually combined with SMA (Simple Moving Average). But SMA has the disadvantage of giving the same weight to all data, even though in reality the data that best reflects the next value is the last data. This makes the basis of weighting the WMA (Weighted Moving Average) method. This study aims to test the combination of Stochastic Oscillator with SMA and WMA and use the best combination to predict the trends that will occur and trading decisions taken from the results of these predictions. The research samples were ANTM, BBRI, and GIAA stocks from November 9 2015 to November 9, 2018. The results show a combination of Stochastic Oscillator and WMA is a better combination of predictions than Stochastic Oscillator and SMA because it has a smaller MSE value. Based on the comparison of signal accuracy based on Overbought and Oversold, the best period of combination of Stochastic Oscillator and WMA is period 25. From the predicted trend that will occur with a combination of Stochastic Oscillator and WMA period 25 a decision is made to buy shares for ANTM shares, sell shares for BBRI shares, and waiting for a buy signal for GIAA shares.

Keywords: Stochastic Oscillator, SMA, WMA, Predictions, Trends

1. Latar Belakang

Stochastic Oscillator adalah salah satu indikator *leading* yang dikembangkan oleh George C. Lane pada akhir tahun lima puluhan. Indikator ini merupakan indikator momentum yang menunjukkan lokasi harga penutupan terakhir relatif terhadap *range* tertinggi atau terendah dalam suatu periode tertentu sehingga dapat menentukan kondisi jenuh jual dan jenuh beli dalam aktivitas pasar. *Stochastic Oscillator* memiliki nilai *range* antara 0%-100% (Octaviany, 2013). *Stochastic Oscillator* yang merupakan salah satu indikator *leading* yang mempunyai kekurangan. Kekurangannya tersebut adalah membuka celah adanya sinyal palsu. Untuk meminimalisir sinyal palsu tersebut dilakukan proses pemulusan dengan menggunakan *Moving Average* (Octaviany, 2013). *Stochastic Oscillator* biasanya dikombinasikan dengan *Simple Moving Average*. Namun *Simple Moving Average* memiliki kelemahan yaitu memberikan bobot yang sama untuk semua data, padahal dalam kenyataannya data yang paling mencerminkan nilai berikutnya adalah data terakhir (Suarsa, 2006). Hal itu menyebabkan terjadinya konfirmasi *trend* yang terlambat. Untuk itulah peneliti akan mencoba menggunakan *Weighted Moving Average* dengan pembobotan setiap data tidak sama dan data terakhir memiliki bobot paling tinggi untuk dikombinasikan dengan *Stochastic Oscillator*.

Penulis akan membandingkan *Stochastic Oscillator* yang dikombinasikan dengan *Weighted Moving Average* dengan *Stochastic Oscillator* yang dikombinasikan dengan *Simple Moving Average* dengan menggunakan pembandingan *Mean Square Error* (MSE) dan ketepatan prediksi berdasarkan sinyal *Overbought* dan *Oversold*.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) atau yang lebih dikenal dengan ARIMA Box Jenkins secara umum dinotasikan dalam bentuk $ARIMA(p,d,q)$ merupakan gabungan dari model *Autoregressive* orde ke- p disingkat $AR(p)$ dan *Moving Average* pada orde ke- q disingkat $MA(q)$ dengan d adalah perbedaan (*differencing*). Model $ARIMA(p,d,q)$ secara umum dinotasikan (Wei, 2006):

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B)a_t$$

Dengan:

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$$

dengan B adalah *operator backward shift*, p menyatakan orde pada *autoregressive* dan q menyatakan orde pada *moving average*. Terdapat beberapa variasi dari model ARIMA, salah satunya adalah model subset ARIMA. Model subset ARIMA merupakan model ARIMA yang tergeneralisasi, sehingga tidak dapat dinyatakan dalam bentuk umum, sebagai contoh subset ARIMA $([1,5],0,[1,5])$ dinotasikan:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_5 B^5) = (1 - \theta_1 B - \theta_5 B^5)$$

Makridakis *et al.* (1992) menyebutkan terdapat tiga tahapan dalam memodelkan ARIMA diantaranya tahap identifikasi, estimasi, dan pengujian asumsi serta tahap penerapan.

2.2. Simple Moving Average

Simple Moving Average (SMA) dibentuk dengan cara menghitung rata-rata (*mean*) harga suatu sekuritas selama periode waktu tertentu. Salah satu cara untuk mengubah pengaruh data masa lalu terhadap rata-rata sebagai ramalan adalah dengan menentukan sejak awal berapa jumlah nilai pengamatan masa lalu yang akan dimasukkan untuk menghitung rata-rata. SMA digunakan untuk prosedur ini karena setiap muncul nilai pengamatan baru, nilai rata-rata baru dapat dihitung dengan membuang nilai observasi yang paling lama dan memasukkan nilai pengamatan terbaru. SMA merupakan indikator yang mengikuti *trend*. Oleh karena itu, SMA baik digunakan ketika harga bergerak dalam *trend*. Misalkan diberikan t data harga saham x_1, x_2, \dots, x_t maka perhitungan SMA pada waktu ke- t adalah sebagai berikut :

$$\hat{a}_n = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^t x_j = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_t}{n}$$

dimana \hat{a}_n merupakan SMA periode n pada waktu ke- t , x_j merupakan harga penutupan saham dengan $j=1,2,\dots, t$.

2.3. Weighted Moving Average

Berbeda dengan *Simple Moving Average* yang menggunakan rata-rata dari data terakhir sebagai data perkiraan masa berikutnya yang mana setiap data diberikan bobot yang sama, *Weighted Moving Average* akan berusaha memprediksi beberapa data terakhir dengan memberikan bobot yang berbeda-beda menggunakan operator OWA (*Ordered Weighted Average*). Operator OWA berdimensi n yang diperkenalkan oleh Yager (1988) adalah operator agregasi (pemetaan) $F: R_n \rightarrow R$ didefinisikan sebagai

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{j=1}^n w_j b_j$$

dimana b_j adalah nilai argumen terbesar dan w_j adalah kumpulan bobot yang mana $w_j \in [0,1]$ dan $\sum_{j=1}^n w_j = 1$. Secara kolektif, bobot disebut vektor pembobot OWA dan dinotasikan $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$.

Karena berfokus pada aspek agregasi pada masalah penghalusan data, operator OWA menggambarkan keluarga operator rata-rata yang ditentukan oleh parameter pembobotan vektor W . Operator penghubung ini didasarkan pada penggunaan bobot meluruh (*Linear Decaying*) yang diperkenalkan oleh Yager (2008).

Ambil $a_n = \sum_{j=1}^n w_j x_j$ yang dihaluskan pada $t = n$. Pembobotan *Linear Decaying* yang terkait yaitu :

$$w_j = \begin{cases} \frac{j - (n - m)}{T}, & n - m + 1 \leq j \leq n \\ 0, & j \leq n - m \end{cases}$$

dimana $T = \sum_{j=1}^m j = \frac{m(m+1)}{2}$ dan m adalah parameter tunggal terkait dengan bobot LD, yang merupakan bilangan bulat sedemikian hingga $1 < m \leq n$. Dengan diambil \hat{a}_n untuk menjadi nilai pemulusan pada n dengan parameter m , maka model *Moving Averagem* menjadi :

$$\hat{a}_n = \frac{1}{T} (mx_n + (m-1)x_{n-1} + \dots + x_{n-m+1})$$

$$\hat{a}_n = \frac{\sum_{j=1}^m j x_{n-m+j}}{m(m+1)/2}$$

$$\hat{a}_n = \frac{2}{m(m+1)} \sum_{j=1}^m j x_{n-m+j}$$

dimana x_1, x_2, \dots, x_n adalah data pengamatan dan x_n adalah data pengamatan terbaru. Dalam berbagai aplikasi, nilai m dapat ditentukan dengan menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins

2.4. Stochastic Oscillator

Stochastic Oscillator merupakan indikator momentum yang dikembangkan oleh George C. Lane pada akhir 1950-an, yang menunjukkan lokasi dari penutupan harga saat ini relatif terhadap wilayah titik tinggi-rendah selama periode tertentu. Untuk meminimalisir adanya prediksi sinyal yang kurang akurat *Stochastic Oscillator* akan dikombinasikan dengan indikator *lagging Moving Average*. *Stochastic Oscillator* memiliki dua buah garis, yaitu garis %K dan garis %D untuk mengindikasikan perubahan rata-rata (*Moving Average*) atas nilai %K. Berikut ini adalah formula perhitungan kombinasi *Stochastic Oscillator* (Octaviany, 2013):

$$\%K = 100 \times \left(\frac{\text{RecentClose} - \text{LowestLow}(n)}{\text{HighestHigh}(n) - \text{LowestLow}(n)} \right)$$

$$\%D_{SMA} = m - \text{period of simple moving average of \%K}$$

$$\%D_{WMA} = m - \text{period of weight moving average of \%K}$$

Dimana : *Recent close* = harga penutupan

Lowest Low = harga terendah dari yang rendah

Highest High = harga tertinggi dari yang tinggi

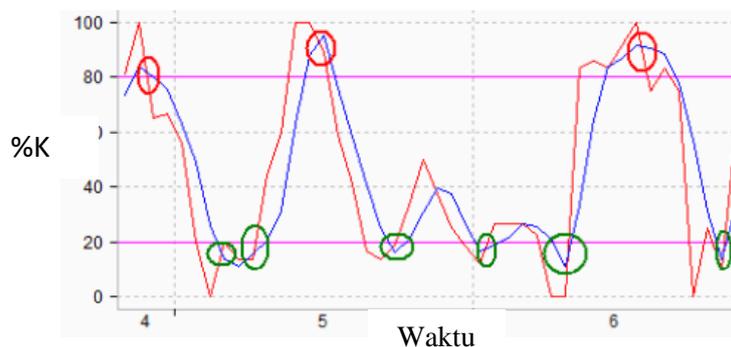
m = jumlah periode yang digunakan dalam perhitungan

%K = *Stochastic Oscillator*

$$\begin{aligned} \%D_{SMA} &= \text{Moving Average (SMA) } m \text{ hari dari } \%K \\ \%D_{WMA} &= \text{Moving Average (WMA) } m \text{ hari dari } \%K \end{aligned}$$

Nilai %K berikisar antara 0%-100%. %K bernilai 0 jika *recent closes* sama dengan *lowest low* dan bernilai 100 jika nilai *recent close* sama dengan *highest high*. Interpretasi dalam penggunaan *Stochastic Oscillator* cukup mudah. Terdapat dua prinsip yang perlu diketahui :

1. Sinyal jual dan beli dapat dilihat dari garis %K dan %D. Sinyal jual saham ditandai dengan garis %K (garis warna merah) memotong %D (garis warna biru) ke bawah yang ditandai dengan lingkaran merah. Sedangkan sinyal beli saham ditandai dengan garis %K (garis warna merah) yang memotong %D (garis warna biru) ke atas yang ditandai dengan lingkaran hijau.



Gambar 1. Sinyal Jual dan Beli

2. Untuk menentukan suatu saham dengan *trend* naik (*bullish*) atau *trend* turun (*bearish*) dapat dilihat berdasarkan batas-batas *oversold* dan *overbought* yaitu 20 dan 80. Angka di bawah 20 dikatakan *oversold* (kemungkinan akan terjadi perubahan *trend* menjadi *bullish*). Angka di atas 80 dikatakan *overbought* (kemungkinan akan terjadi perubahan *trend* menjadi *bearish*).

2.5. Indikator Ketepatan Model Peramalan

Menurut Makridakis (1991), jika Z_t merupakan data aktual untuk periode t dan \hat{Z}_t merupakan prediksi untuk periode yang sama, maka kesalahan didefinisikan sebagai :

$$a_t = Z_t - \hat{Z}_t$$

Jika terdapat nilai pengamatan dan ramalan untuk n periode waktu, maka akan terdapat n buah kesalahan dan ukuran statistik standar berikut yang dapat didefinisikan :

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i^2$$

3. METODOLOGI PENELITIAN

Jenis data pada penelitian ini berupa data sekunder yang diperoleh dari *finance.yahoo.com*. Data yang diambil adalah data saham harian dari saham ANTM, BBRI, dan GIAA dari tanggal 9 November 2015 sampai 9 November 2018. Data yang diambil meliputi data *Open*, *Close*, *High*, *Low*, dan *Volume* dari ketiga saham tersebut. Langkah-langkah Analisis yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

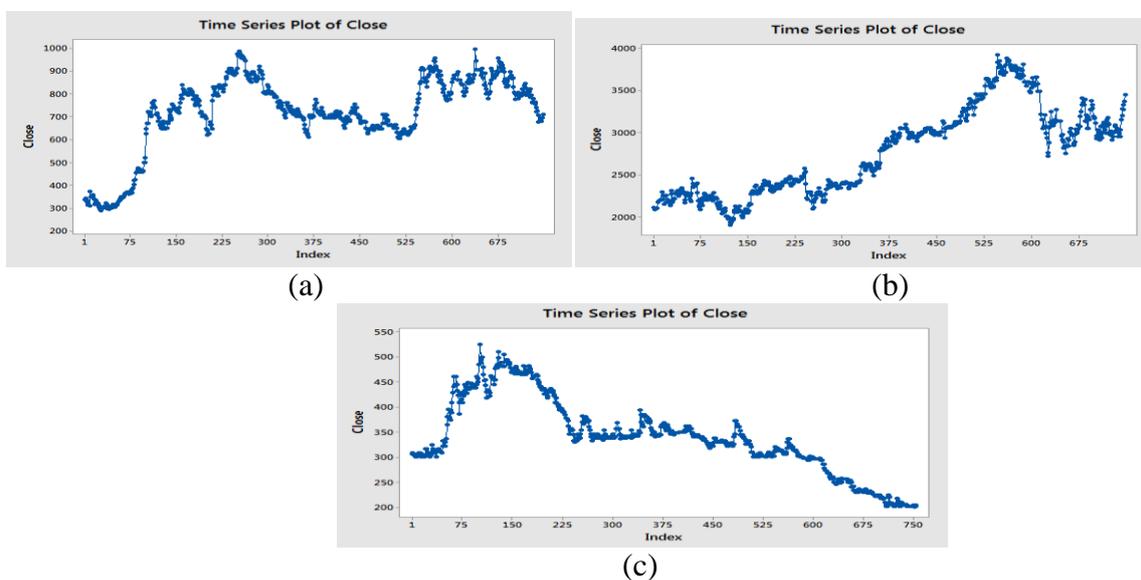
1. Deteksi stasioneritas
2. Identifikasi model
3. Estimasi dan uji signifikansi parameter

4. *Overfitting*
5. Uji independensi residual
6. Uji normalitas Residual
7. Pemilihan model terbaik
8. Pembentukan indikator *Stochastic Oscillator*
9. Ketepatan prediksi sinyal
10. Perhitungan total *profit* dan *loss*
11. Peramalan pergerakan harga saham

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Deskripsi Data

Grafik data ketiga aset saham dapat dilihat pada Gambar 1 yang menunjukkan plot data *time series* masing-masing aset saham terlihat mengalami *trend*, Sehingga ketiga saham merupakan data *time series* yang tidak stasioner.



Gambar 2. Plot *Time Series* Harga Saham: (a) ANTM, (b) BBRI, (c) GIAA

4.2. Stasioneritas

4.2.1. Mendeteksi Stasioneritas dalam Varian

Deteksi stasioneritas dalam varian menggunakan Box Cox untuk melihat varian data telah konstan atau belum.

Tabel 1. Stasioneritas dalam Varian dengan Box Cox

| Saham | λ (Rounded Value) |
|--------------|---------------------------|
| Close (ANTM) | 0.00 |
| Close (BBRI) | 0.00 |
| Close (GIAA) | -1.00 |

Hasil metode Box Cox pada Tabel 1 menunjukkan nilai λ pada ketiga Saham tidak bernilai 1 maka perlu dilakukan transformasi. Pengujian Box Cox dilakukan kembali dengan Saham yang ditransformasi dan hasilnya pada Tabel 2 yang menunjukkan bahwa seluruh Saham sudah stasioner dalam varian.

Tabel 2. Stasioneritas dalam Varian dengan Box Cox 2

| Saham | Banyak Transformasi | λ (Rounded Value) |
|--------------|---------------------|---------------------------|
| Close (ANTM) | 2 | 1.00 |
| Close (BBRI) | 1 | 1.00 |
| Close (GIAA) | 1 | 1.00 |

4.2.2. Uji Stasioneritas dalam Mean

Pada penelitian kali ini uji akar unit yang digunakan adalah *Augmented Dickey Fuller Test* (ADF).

Tabel 3. Hasil Uji Akar Unit pada Derajat Level dengan ADF-Test

| Saham | ADF | ADF Tabel | P_{value} |
|--------------|-----------|-----------|-------------|
| Close (ANTM) | -2.782167 | -2.865219 | 0.0613 |
| Close (BBRI) | -1.355816 | -2.865199 | 0.6049 |
| Close (GIAA) | 0.811061 | -2.865178 | 0.9942 |

Pada taraf signifikansi 5% terdapat akar unit karena semua nilai $ADF > ADF$ tabel dan nilai $P_{value} > \alpha$. Untuk itu maka dilakukan diferensi untuk orde pertama.

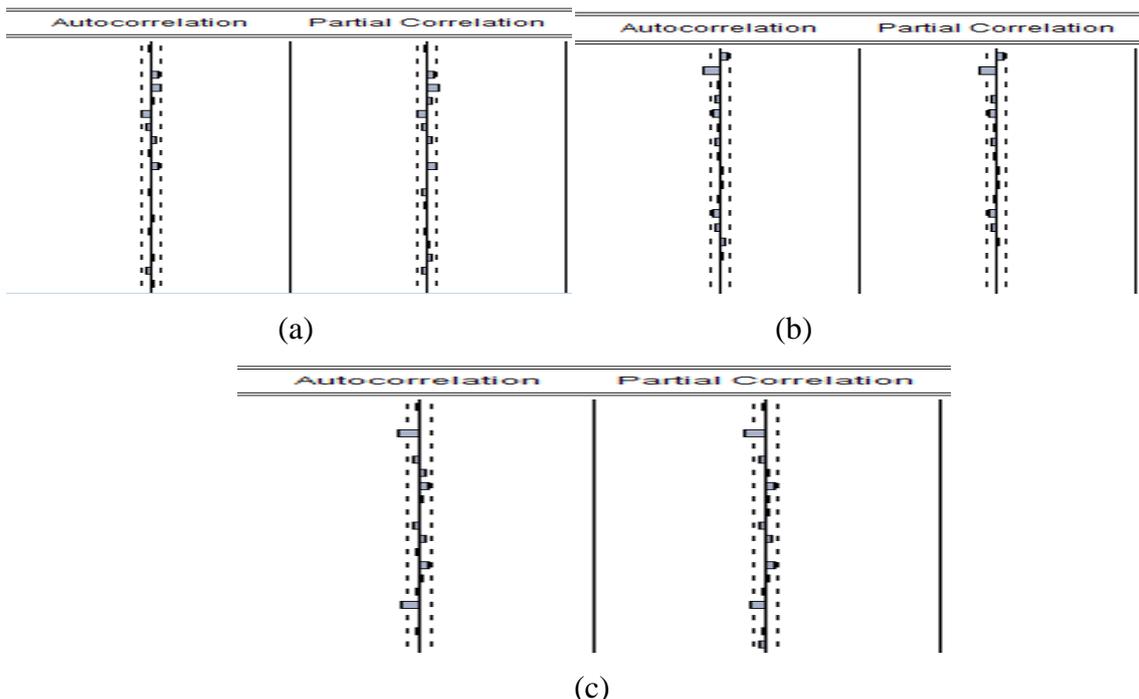
Tabel 4. Hasil Uji Akar Unit Diferensi orde pertama dengan ADF-Test

| Saham | ADF | ADF Tabel | P_{value} |
|--------------|-----------|-----------|-------------|
| Close (ANTM) | -10.81899 | -2.865219 | 0.0000 |
| Close (BBRI) | -21.43358 | -2.865199 | 0.0000 |
| Close (GIAA) | -17.95738 | -2.865178 | 0.0000 |

Berdasarkan Tabel 4 H_0 ditolak pada diferensi orde pertama untuk semua variabel karena $ADF < ADF$ tabel dan $P_{value} < \alpha$ (5%). Sehingga diferensi orde pertama tidak mengandung akar unit atau dapat dikatakan semua aset saham stasioner dalam mean pada derajat diferensi pertama.

4.3. Pemodelan ARIMA Box Jenkins

4.3.1. Identifikasi Model



Gambar 3. Plot ACF dan PACF: (a) ANTM, (b) BBRI, (c) GIAA

Dari tiga aset saham yang ditampilkan pada gambar 3 diperoleh model yang terbentuk pada Tabel 5.

Tabel 5. Model ARIMA Teridentifikasi

| Saham | Model |
|--------------|--------------|
| Close (ANTM) | ARIMA(4,1,4) |
| Close (BBRI) | ARIMA(2,1,2) |
| Close (GIAA) | ARIMA(3,1,3) |

4.3.2. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter

1. Estimasi Parameter

Untuk meyakinkan bahwa model yang teridentifikasi adalah model yang terbaik, maka dilakukan *overfitting*.

Tabel 6. Estimasi Dua Model Terbaik

| Saham | 2 Model terbaik |
|--------------|---|
| Close (ANTM) | ARIMA(4,1,4) dan ARIMA(0,1,[4]) |
| Close (BBRI) | ARIMA(1,1,2) dan ARIMA(0,1,[2]) |
| Close (GIAA) | ARIMA(0,1,[3]) dan ARIMA([1,3],1,[1,3]) |

2. Signifikansi Parameter

Model ARIMA yang telah teridentifikasi selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter untuk mengetahui parameter signifikan atau tidak terhadap model ARIMA tersebut.

Tabel 7. Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA

| Saham | Model | Parameter | Prob. | Keputusan |
|-------------|----------------------|------------|--------|---------------|
| Close(ANTM) | ARIMA(4,1,4) | ϕ_1 | 0.0000 | H_0 ditolak |
| | | ϕ_2 | 0.0000 | H_0 ditolak |
| | | ϕ_3 | 0.0000 | H_0 ditolak |
| | | ϕ_4 | 0.0000 | H_0 ditolak |
| | | θ_1 | 0.0000 | H_0 ditolak |
| | | θ_2 | 0.0000 | H_0 ditolak |
| | | θ_3 | 0.0000 | H_0 ditolak |
| | | θ_4 | 0.0000 | H_0 ditolak |
| | ARIMA(0,1,[4]) | θ_4 | 0.0244 | H_0 ditolak |
| Close(BBRI) | ARIMA(1,1,2) | ϕ_1 | 0.0000 | H_0 ditolak |
| | | θ_1 | 0.0000 | H_0 ditolak |
| | | θ_2 | 0.0000 | H_0 ditolak |
| | ARIMA(0,1,[2]) | θ_2 | 0.0000 | H_0 ditolak |
| | ARIMA(0,1,[3]) | θ_3 | 0.0000 | H_0 ditolak |
| Close(GIAA) | ARIMA([1,3],1,[1,3]) | ϕ_1 | 0.0008 | H_0 ditolak |
| | | ϕ_3 | 0.0000 | H_0 ditolak |
| | | θ_1 | 0.0023 | H_0 ditolak |
| | | θ_3 | 0.0000 | H_0 ditolak |

Berdasarkan Tabel 7 dapat disimpulkan bahwa semua model signifikan pada taraf signifikansi 5% karena semua parameter model memiliki nilai probabilitas $< \alpha$.

4.3.3. Uji Independensi Residual

Pengujian dengan menggunakan uji *Ljung Box* dilakukan untuk memenuhi asumsi *white noise* sebagai berikut (Wei, 2006):

Tabel 8. Uji *White Noise* Residual *Ljung Box*

| Saham | Model | Lag | Prob. | Keputusan |
|-------------|----------------------|-----|-------|----------------|
| Close(ANTM) | ARIMA(4,1,4) | 12 | 0.310 | H_0 diterima |
| | | 24 | 0.908 | H_0 diterima |
| | | 36 | 0.975 | H_0 diterima |
| | ARIMA(0,1,[4]) | 12 | 0.358 | H_0 diterima |
| | | 24 | 0.900 | H_0 diterima |
| | | 36 | 0.848 | H_0 diterima |
| Close(BBRI) | ARIMA(1,1,2) | 12 | 0.793 | H_0 diterima |
| | | 24 | 0.925 | H_0 diterima |
| | | 36 | 0.542 | H_0 diterima |
| Close(GIAA) | ARIMA(0,1,[3]) | 12 | 0.922 | H_0 diterima |
| | | 24 | 0.633 | H_0 diterima |
| | | 36 | 0.638 | H_0 diterima |
| | ARIMA([1,3],1,[1,3]) | 12 | 0.493 | H_0 diterima |
| | | 24 | 0.617 | H_0 diterima |
| | | 36 | 0.719 | H_0 diterima |

Berdasarkan Tabel 8 dapat disimpulkan bahwa semua memenuhi asumsi *white noise* yang artinya tidak ada korelasi residual antar lag karena semua lag memiliki nilai probabilitas $> \alpha$. Sehingga semua model dapat diuji untuk model terbaik yang akan digunakan pada proses pemulusan (*smoothing*).

4.3.4. Uji Normalitas Residual

Uji normalitas residual digunakan untuk mengetahui apakah residual berdistribusi normal atau tidak. Dengan menggunakan uji *Jarque Bera* diperoleh:

Tabel 9. Uji Normalitas Residual

| Saham | Model | <i>Jarque Bera</i> | Probabilitas | Keputusan |
|-------|----------------------|--------------------|--------------|---------------|
| ANTM | ARIMA(4,1,4) | 2970.997 | 0.000 | H_0 ditolak |
| | ARIMA(0,1,[4]) | 2880.348 | 0.000 | H_0 ditolak |
| BBRI | ARIMA(1,1,2) | 211.928 | 0.000 | H_0 ditolak |
| | ARIMA(0,1,[2]) | 212.653 | 0.000 | H_0 ditolak |
| GIAA | ARIMA([1,3],1,[1,3]) | 1695.534 | 0.000 | H_0 ditolak |
| | ARIMA(0,1,[3]) | 1727.546 | 0.000 | H_0 ditolak |

Berdasarkan Tabel 9 dapat disimpulkan bahwa semua model memiliki residual tidak berdistribusi normal. Meskipun distribusi normal tidak terpenuhi, menurut Rosadi (2012) asumsi normalitas dapat diabaikan jika asumsi *white noise* terpenuhi. Hal ini juga dibahas oleh Gujarati (2004) dengan menggunakan *Central Limit Theorem* yang menunjukkan bahwa jika ada sejumlah besar variabel random yang didistribusikan secara independen dan identik, maka dengan beberapa pengecualian, distribusinya cenderung normal.

4.3.5. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilihat dari nilai SIC (*Schwarz Information Criterion*). Model terbaik adalah model yang memiliki nilai SIC paling kecil.

Tabel 10. Pemilihan Model Terbaik

| Saham | Model | Nilai SIC |
|--------------|----------------------|-----------|
| Close (ANTM) | ARIMA(4,1,4) | 0.746315 |
| | ARIMA(0,1,[4]) | 0.720010 |
| Close (BBRI) | ARIMA(1,1,2) | -5.150968 |
| | ARIMA(0,1,[2]) | -5.160827 |
| Close (GIAA) | ARIMA(0,1,[3]) | -16.70686 |
| | ARIMA([1,3],1,[1,3]) | -16.67615 |

Terlihat pada Tabel 10 nilai SIC menunjukkan model terbaik untuk saham ANTM, BBRI, dan GIAA adalah ARIMA(0,1,[4]), ARIMA(0,1,[2]), dan ARIMA(0,1,[3]) karena memiliki nilai SIC terkecil.

4.4. Pembentukan Indikator *Stochastic Oscillator*

Periode yang dipakai untuk perhitungan %K adalah 9, 14, dan 25. Periode yang dipakai untuk %D diambil dari model terbaik yang terpilih yaitu ANTM periode 4 dari ARIMA(0,1,[4]), BBRI periode 2 dari ARIMA(0,1,[2]), dan GIAA periode 3 dari ARIMA(0,1,[3]).

Tabel 11. Nilai MSE dari %D SMA dan %D WMA

| Kode Saham | Periode | MSE | |
|------------|---------|----------|----------|
| | | %D SMA | %D WMA |
| ANTM | 9 | 261.0963 | 144.9025 |
| | 14 | 177.3449 | 98.4049 |
| | 25 | 110.9245 | 59.8583 |
| BBRI | 9 | 113.2516 | 50.3240 |
| | 14 | 84.6428 | 37.6115 |
| | 25 | 51.8298 | 23.0309 |
| GIAA | 9 | 170.9487 | 89.7108 |
| | 14 | 118.5645 | 62.2134 |
| | 25 | 73.0197 | 37.5084 |

Periode yang paling baik digunakan untuk semua saham yang telah diuji adalah periode 25 WMA, karena memiliki MSE terkecil diantara periode yang lain.

4.5. Ketepatan Prediksi Sinyal

Berikut hasil perhitungan ketepatan sinyal berdasarkan *Overbought* dan *Oversold*:

Tabel 12. Ketepatan Sinyal Berdasarkan *Overbought* dan *Oversold*

| Kode Saham | Periode | StochOs SMA | | | StochOs WMA | | | Jumlah Observasi |
|------------|---------|-------------|-------------|------------------|-------------|-------------|------------------|------------------|
| | | Tepat | Tidak Tepat | Persentase Tepat | Tepat | Tidak Tepat | Persentase Tepat | |
| ANTM | 9 | 211 | 112 | 65.3251% | 209 | 114 | 64.7059% | 323 |
| | 14 | 212 | 114 | 65.0307% | 210 | 116 | 64.4172% | 326 |
| | 25 | 199 | 142 | 58.3578% | 203 | 138 | 59.5308% | 341 |
| BBRI | 9 | 171 | 129 | 57.0000% | 171 | 129 | 57.0000% | 300 |
| | 14 | 148 | 128 | 53.6232% | 144 | 132 | 52.1739% | 276 |
| | 25 | 138 | 116 | 54.3307% | 140 | 114 | 55.1181% | 254 |
| GIAA | 9 | 189 | 106 | 64.0678% | 185 | 110 | 62.7119% | 295 |
| | 14 | 187 | 141 | 57.0122% | 189 | 139 | 57.6220% | 328 |
| | 25 | 198 | 150 | 56.8966% | 203 | 145 | 58.3333% | 348 |

Dari Tabel 12 terlihat bahwa *Stochastic Oscillator* WMA memiliki presentase ketepatan sinyal lebih baik dari *Stochastic Oscillator* SMA pada periode 25.

4.6. Perhitungan Total Profit dan Loss

Berikut hasil perhitungan total profit dan loss dari perhitungan ketepatan sinyal:

Tabel 13.Perhitungan Total *Profit* dan *Loss*

| Kode Saham | Periode | StochOs SMA | | StochOs WMA | |
|------------|---------|---------------|-------------|---------------|-------------|
| | | <i>Profit</i> | <i>Loss</i> | <i>Profit</i> | <i>Loss</i> |
| ANTM | 9 | 2036 | -1528 | 2093 | -1466 |
| | 14 | 1924 | -1471 | 1892 | -1503 |
| | 25 | 1839 | -1425 | 1763 | -1501 |
| BBRI | 9 | 5640 | -5800 | 5770 | -5790 |
| | 14 | 5565 | -6240 | 5520 | -6230 |
| | 25 | 4665 | -6705 | 4665 | -6705 |
| GIAA | 9 | 788 | -754 | 748 | -748 |
| | 14 | 708 | -762 | 724 | -746 |
| | 25 | 544 | -684 | 561 | -662 |

Dari perhitungan pada Tabel 13, untuk StochOs WMA hampir seluruhnya memiliki nilai *profit* yang lebih sedikit dari *profit* StochOs SMA dan StochOs WMA juga hampir seluruhnya memiliki nilai *loss* yang lebih sedikit dari StochOs SMA. Sehingga StochOs WMA memiliki potensi kerugian lebih sedikit dibanding dengan StochOs SMA meskipun memiliki keuntungan yang lebih sedikit.

4.7. Peramalan Pergerakan Harga Saham

Peramalan pergerakan harga saham dilihat dari plot %K dan %D terakhir yang ada pada plot %K vs %D sebagai berikut. Hasil Prediksi berdasarkan plot WMA dari *matlab* ditampilkan pada Tabel 14.

Tabel 14.Prediksi Pergerakan Harga Saham

| Saham | Tanggal Terakhir | Keterangan | Keputusan |
|-------|------------------|---|--------------------|
| ANTM | 8 November 2018 | Garis %K memotong garis %D ke atas dan nilai %K serta %D berada pada area <i>Oversold</i> . Diprediksi akan terjadi tren naik | Beli |
| BBRI | 8 November 2018 | Garis %K memotong garis %D ke bawah dan nilai %K serta %D berada pada area <i>Overbought</i> . Diprediksi akan terjadi tren turun | Jual |
| GIAA | 8November2018 | Garis %K memotong garis %D ke bawah namun nilai %K serta %D tidak berada pada area <i>Oversold</i> ataupun <i>Overbought</i> . Diprediksi akan terjadi tren turun | Tunggu Sinyal Beli |

5. KESIMPULAN

Berdasarkan performa MSE yang menunjukkan bahwa nilai MSE untuk *Stochastic Oscillator* WMA lebih kecil dibanding *Stochastic Oscillator* SMA sehingga dapat dikatakan *Stochastic Oscillator* WMA lebih baik dibanding dengan *Stochastic Oscillator* SMA. Sementara itu, *Stochastic Oscillator* WMA memiliki ketepatan sinyal lebih baik dari *Stochastic Oscillator* SMA pada periode 25. *Stochastic Oscillator* WMA hampir seluruhnya memiliki nilai *profit* yang lebih sedikit dari *profit* *Stochastic Oscillator* SMA. *Stochastic Oscillator* WMA juga hampir seluruhnya memiliki nilai *loss* yang lebih sedikit dari *Stochastic Oscillator* SMA. Sehingga *Stochastic Oscillator* WMA memiliki potensi

kerugian lebih sedikit dibanding dengan *Stochastic Oscillator* SMA meskipun memiliki keuntungan yang lebih sedikit.

Dari hasil prediksi pergerakan saham menggunakan *Stochastic Oscillator* WMA periode 25 didapat keputusan *trading* untuk saham ANTM yaitu membeli, untuk saham BBRI keputusan *trading* yang diperoleh adalah menjual, Dan untuk saham GIAA keputusan *trading* yang diperoleh adalah menunggu sinyal beli datang.

DAFTAR PUSTAKA

- Ballini, R dan Yager, R.R. 2014. Linear Decaying Weights for Time Series Smoothing : An Analysis. *International Journal of Uncertainty, Fuzzines and Knowledge-Based System*, Vol. 22, No. 1, Hal. 23-40.
- Gujarati, D. 2004. *Basic Econometrics (Ekonometrika Dasar)*. Alih bahasa Sumarno Zain. Jakarta: Penerbit Erlangga.
- Makridakis, S. Wheelwright, S.C. dan McGee, V.E. 1991. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jakarta: penerbit Erlangga.
- Octaviany, P.N.2013. *Analisis Teknikal Saham dengan Indikator Gabungan Stochastic Oscillator dan Exponential Moving Average*. FMIPA. Universitas Gajah Mada: Yogyakarta. (Skripsi. Tidak dipublikasikan).
- Rosadi, D. 2012. *Ekonometrika dan Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Suarsa, A. 2006. *Perbandingan Analisa Teknikal Metode Simple Moving Average, Weighted Moving Average, dan Exponential Moving Average dalam Memprediksi Harga Saham LQ-45 Sub Sektor Telekomunikasi di Bursa Efek Jakarta*. Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi Muhammadiyah Bandung: Bandung. (Thesis)
- Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Univariate and Multivariate Methods*. USA: Pearson Education, inc.
- Yager, R.R. 2003. Induced Aggregation Operators: *Fuzzy Sets and System*, Vol. 137, Hal. 59-69.