

MODEL KOMBINASI ARIMA DALAM PERAMALAN HARGA MINYAK MENTAH DUNIA

Eka Setiyowati¹, Agus Rusgiyono², Tarno³

^{1,2,3}Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro
e-mail : agus.rusgi@gmail.com

ABSTRACT

Oil is the most important commodity in everyday life, because oil is one of the main sources of energy that is needed for other people. Changes in crude oil prices greatly affect the economic conditions of a country. Therefore, the aim of this study is develop an appropriate model for forecasting crude oil price based on the ARIMA and its ensembles. In this study, ensemble method uses some ARIMA models to create ensemble members which are then combined with averaging and stacking techniques. The data used are the price of world crude oil period 2003-2017. The results showed that ARIMA (1,1,0) model produces the smallest RMSE values for forecasting the next thirty six months.

Keywords: Ensemble, ARIMA, Averaging, Stacking, Crude Oil Price

1. PENDAHULUAN

Saat ini Indonesia mengalami kesenjangan antara produksi dan konsumsi minyak bumi. Kecenderungan produksi yang terus menurun, disertai konsumsi yang terus naik, menjadikan negara kesulitan memenuhi kebutuhan konsumsi minyak bumi. Banyak masyarakat Indonesia yang merasa Indonesia masih kaya minyak. Padahal cadangan minyak Indonesia pada akhir tahun 2014 hanya berkisar 3,7 miliar barel atau 0,2% dari total cadangan minyak dunia. Produksi minyak bumi Indonesia sebesar 852 ribu barel per hari atau 1% dari total produksi dunia, namun tingkat konsumsi mencapai 1,6 juta barel per hari atau 1,8% dari total konsumsi dunia (Rozikin, 2015).

Harga minyak dunia sering mengalami fluktuasi (harga sering berubah-ubah). Sehingga harga BBM dalam negeri harus mengikuti perubahan harga minyak dunia, karena masih terdapat BBM yang bersubsidi seperti jenis solar. Harga minyak perbulan merupakan data runtun waktu (*time series*) yang dapat digunakan untuk memprediksi harga periode kedepannya. Salah satu metode yang digunakan dalam pemodelan runtun waktu adalah kombinasi *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) atau *ARIMA ensemble*.

ARIMA ensemble merupakan penggabungan hasil ramalan beberapa model ARIMA. Pembentukan *ARIMA ensemble* terdiri dari dua langkah. Pertama, menciptakan anggota *ensemble* dari beberapa model ARIMA selanjutnya menggabungkan hasil ramalan anggota *ensemble* dari ARIMA yang terbentuk dengan menggunakan *averaging* dan *stacking* sehingga didapatkan hasil ramalan *ARIMA ensemble* (Silfiani dan Suhartono, 2012).

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Faktor-faktor yang Mempengaruhi Harga Minyak

Stabilitas pasokan dan harga minyak dunia sangat diperlukan dunia untuk mendorong pertumbuhan ekonomi. Karena itu estimasi atau prediksi harga minyak dunia selalu diinginkan banyak pihak, baik dari sektor pemerintah, badan usaha maupun investor agar semua kegiatan dapat berjalan sesuai rencana.

Menurut Rahman, 2008 dalam Fauzannisa (2015), harga minyak dunia dipengaruhi oleh tiga faktor, yaitu:

1. Faktor pertama adalah faktor fundamental, yang terdiri atas permintaan minyak, pasokan minyak, stok minyak, kapasitas produksi cadangan dunia dan kemampuan kilang dunia.
2. Faktor kedua adalah faktor non fundamental, yang terdiri dari geopolitik, kebijakan pemerintah, cuaca, bencana alam, pemogokan, kerusakan instalasi ranai produksi, pelemahan nilai dollar dan spekulasi.
3. Faktor ketiga adalah pengaruh dari kebijakan pasokan OPEC.

2.2 *Organization of the Petroleum Exporting Countries (OPEC)*

OPEC adalah Organisasi Antar Pemerintah yang permanen, yang dibentuk pada Konferensi Baghdad pada 10-14 September 1960, oleh Iran, Irak, Kuwait, Arab Saudi dan Venezuela. Tujuan OPEC adalah mengkoordinasikan dan menyatukan kebijakan perminyakan di antara Negara-negara Anggota, untuk menjamin harga minyak produsen minyak yang adil dan stabil, pasokan minyak bumi yang efisien, ekonomis dan teratur ke negara-negara konsumen, dan pengembalian modal yang adil kepada investasi di industri ini.

2.3 *Analisis Runtun Waktu*

Menurut Rosadi (2012), Data runtun waktu (*time series data*) adalah data yang dikumpulkan, dicatat, atau diobservasi berdasarkan urutan waktu. Tujuan analisis runtun waktu secara umum adalah untuk menemukan bentuk atau pola variasi dari data dimasa lampau dan menggunakan pengetahuan ini untuk melakukan peramalan terhadap sifat-sifat dari data di masa yang akan datang. Dalam konteks ini, data yang stasioner menjadi penting, karena sifat-sifat masa lalu dari data tidak berubah karena perubahan waktu dan dapat digunakan untuk meramalkan sifat-sifat data dimasa yang akan datang.

2.4 *Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*

Menurut Wei (2006) proses ARIMA merupakan model time series yang nonstasioner. Model ARIMA didefinisikan dengan tiga orde yaitu p, d, dan q, dimana p merupakan orde dari model AR, orde q merupakan orde dari MA, dan orde d adalah orde dari proses pembedaan. Jadi model ARIMA dapat dituliskan dengan ARIMA (p,d,q) dengan bentuk umum model sebagai berikut:

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

dengan:

p = orde dari *autoregressive*

d = orde dari *differencing*

q = orde dari *moving average*

$\Phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$ merupakan operator AR (p)

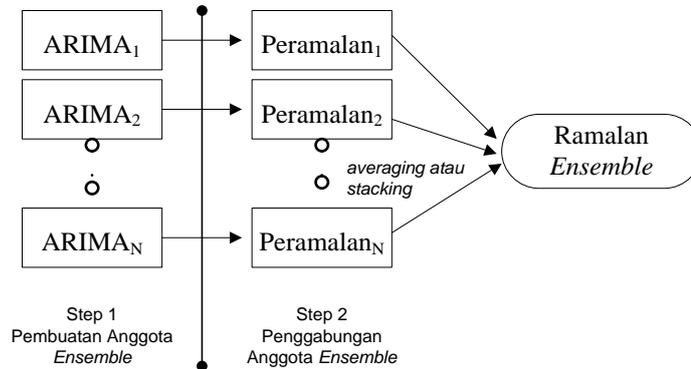
$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$ merupakan operator MA (q)

Penentuan model ARIMA yang digunakan untuk meramalkan suatu data dikenal dengan prosedur Box-Jenkins. Terdapat empat tahapan pada prosedur Box-Jenkins yaitu tahapan identifikasi model, estimasi parameter, pemeriksaan diagnostik (white noise dan homoskedastisitas), dan peramalan.

2.5 *Autoregressive Integrated Moving Average Ensemble (ARIMA Ensemble)*

ARIMA *ensemble* merupakan penggabungan hasil ramalan beberapa model ARIMA. Pembentukan ARIMA *ensemble* terdiri dari dua langkah. Pertama, menciptakan anggota *ensemble* dari beberapa model ARIMA selanjutnya menggabungkan hasil ramalan

anggota *ensemble* dari ARIMA yang terbentuk dengan menggunakan *averaging* dan *stacking* sehingga didapatkan hasil ramalan ARIMA *ensemble*. Arsitektur model ARIMA *ensemble* dapat dilihat melalui Gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur ARIMA *Ensemble*

Ada dua metode yang paling sering digunakan untuk menggabungkan output yang berbeda dari anggota *ensemble* yaitu metode rata-rata (*averaging*) dan penggabungan (*stacking*) (Zaier et al., 2010).

1. *Ensemble Averaging*

Menggunakan metode rata-rata yaitu output dari *ensemble* diperoleh dengan menghitung rata-rata dari output model anggota *ensemble*. Misalkan k adalah jumlah dari anggota-anggota model individual dalam suatu *ensemble*, suatu kombinasi fungsi yaitu:

$$\hat{Z}_t = f(\hat{Z}_t^{(k)}) \quad , t = 1, 2, \dots, m$$

Dengan \hat{Z}_t adalah suatu nilai prediksi dari pengamatan t yang diperoleh dari k model dan bentuk dari fungsi f adalah

$$f(\hat{Z}_t^{(k)}) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{Z}_t^{(k)} \quad , k = 1, \dots, N \tag{2}$$

2. *Ensemble Stacking*

Merupakan suatu metode umum yang menggunakan suatu kombinasi dari suatu model level lebih tinggi dan model level lebih rendah untuk mencapai suatu akurasi prediksi yang lebih tinggi. Breiman dalam Zaier et al. (2010) menyarankan meminimasi suatu fungsi G untuk memperbaiki kemampuan generalisasi dari suatu model, yaitu:

$$G = \sum_{t=1}^m [Z_t - \sum_{k=1}^N c_k \hat{Z}_t^{(k)}]^2 \quad , c_k > 0 \quad , \sum_{k=1}^N c_k = 1 \tag{3}$$

Koefisien-koefisien $\hat{c}_1, \hat{c}_2, \dots, \hat{c}_N$ dalam persamaan (3) diestimasi untuk membentuk atau mengkontruksi suatu nilai prediksi akhir dari suatu *ensemble*, yaitu:

$$\hat{Z}_t = \sum_{k=1}^N c_k \hat{Z}_t^{(k)} \quad , t = 1, 2, \dots, m \tag{4}$$

koefisien-koefisien atau bobot $\hat{c}_1, \hat{c}_2, \dots, \hat{c}_N$ dalam persamaan (3) dibentuk berdasarkan matriks varian kovarin nilai ramalan dari model yang akan digabungkan dengan menganalogikan metode MVEP dalam pembobotan portofolio saham.

Menurut Maruddani dan Purbowati (2009), *Mean variance efficient portofolio* (MVEP) didefinisikan sebagai portofolio yang memiliki varian minimum diantara keseluruhan kemungkinan portofolio yang dapat dibentuk. Jika diasumsikan preferensi investor terhadap risiko adalah *risk averse* (menghindari risiko), maka portofolio yang memiliki *mean variance efisien* (*mean variance efficient portofolio*) adalah portofolio yang memiliki varian minimum dari mean returnnya. Hal tersebut sama dengan mengoptimalisasi bobot $\mathbf{c} = [c_1 \dots c_N]^T$ berdasarkan maksimum mean *return* dari varian yang diberikan.

Dengan menganalogikan metode MVEP, maka dapat dibentuk bobot optimal dari masing-masing nilai ramalan dengan rumus sebagai berikut:

$$c = \frac{\Sigma^{-1} \mathbf{1}_N}{\mathbf{1}_N^T \Sigma^{-1} \mathbf{1}_N} \quad (5)$$

dengan

Σ^{-1} = adalah invers matriks varian kovarian nilai ramalan dari model yang akan digabungkan

$\mathbf{1}_N$ = adalah vektor yang semua elemennya sama dengan 1 dengan dimensi $N \times 1$

Metode-metode tersebut merupakan suatu bentuk perkembangan metode peramalan yang digunakan oleh ilmuwan di dunia untuk mendapatkan alternatif peramalan yang menghasilkan akurasi terbaik. Namun, semakin kompleks metode yang digunakan belum tentu metode tersebut menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan metode sederhana (klasik). Hal ini disebutkan dalam hasil *M-3 Competition* (Makridakis dan Hibon, 2000) yaitu:

- a. Metode statistika yang canggih atau kompleks belum tentu memberikan akurasi yang lebih baik dibandingkan metode yang sederhana.
- b. Ranking relatif dari performansi metode-metode peramalan bervariasi dan bergantung pada ukuran akurasi yang digunakan.
- c. Akurasi ketika beberapa metode peramalan dikombinasikan, misalnya metode individu yang dikombinasikan, akan menghasilkan akurasi lebih baik jika dibandingkan dengan metode lain, dan
- d. Akurasi dari metode bergantung pada panjang horizon ramalan.

2.6 Pemilihan Model Terbaik

Menurut Zaier et al., (2010), salah satu ukuran yang digunakan untuk mengukur ketepatan adalah *root mean square error* (RMSE). Nilai RMSE dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n}} \quad (6)$$

dengan

Z_t = nilai aktual

\hat{Z}_t = nilai prediksi

n = ukuran sampel.

3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yaitu data harga minyak mentah dunia. Variabel data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data harga minyak mentah dunia bulanan periode Januari 2003 sampai Desember 2017, dengan data *in-sample* adalah data periode Januari 2003 sampai Desember 2014 sebanyak 144 data dan data *out-sample* adalah data periode Januari 2015 sampai Desember 2017 sebanyak 36 data.

3.2. Tahapan Analisis Data

Langkah-langkah analisis dalam penelitian ini adalah :

1. Mendeskripsikan data harga minyak mentah periode bulanan
2. Memodelkan dan mendapatkan ramalan harga minyak dengan ARIMA. Peramalan dengan ARIMA, dimulai dengan tahap identifikasi, estimasi parameter, uji signifikansi parameter dengan statistik uji t, dan uji diagnostik (white noise dan

- varian homogen). Tahap terakhir dari prosedur Box-Jenkins adalah mendapatkan ramalan data out-sample dengan ARIMA dan menghitung RMSE data out-sample.
3. Memodelkan dan mendapatkan ramalan harga minyak dengan model kombinasi (*ensemble*). Syarat dilakukannya peramalan dengan model *ensemble* adalah jumlah anggota ensemble sedikitnya 2 model. Ramalan dari semua kemungkinan model-model ARIMA yang sesuai kemudian digabungkan dengan metode *averaging* dan *stacking* sehingga ramalan hasil penggabungan ini disebut ramalan *ensemble*. Langkah selanjutnya adalah menghitung RMSE ramalan.
 4. Membandingkan hasil ramalan dari ARIMA dengan model *ensemble* dan memilih metode terbaik berdasarkan kriteria RMSE out-sample terkecil.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Statistik Deskriptif Data Harga Minyak

Berikut statistik deskriptif harga minyak mentah dunia periode Januari 2003 sampai Desember 2014.

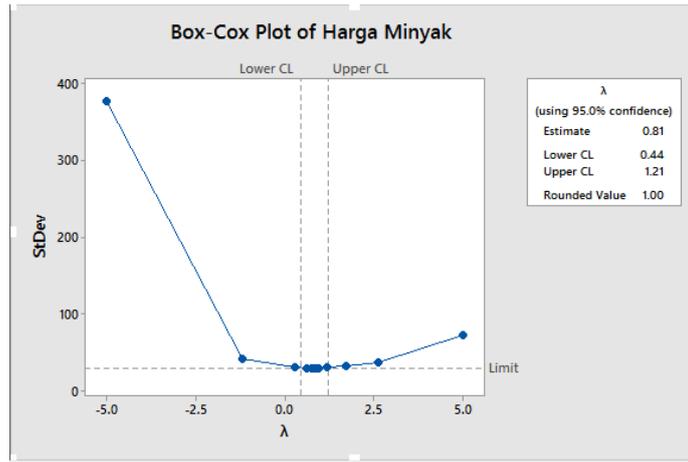
Tabel 1. Statistik Deskriptif Harga Minyak Mentah Dunia

Rata-rata	74,63
Median	72,97
Nilai Maksimal	131,22
Nilai Minimal	25,24
Standar Deviasi	29,39
Jumlah	10760,96
Banyaknya Data	144

Dari Tabel 1 diketahui nilai-nilai statistik deskriptif dari data harga minyak mentah dari tahun 2003-2014. Terlihat bahwa nilai rata-rata = 74,63 yang berarti bahwa rata-rata harga minyak adalah USD 74,63/barrel (158,9873 liter). Data tersebut mempunyai nilai harga terendah sebesar USD 25,24 dan harga tertinggi yaitu USD 131,22/barrel.

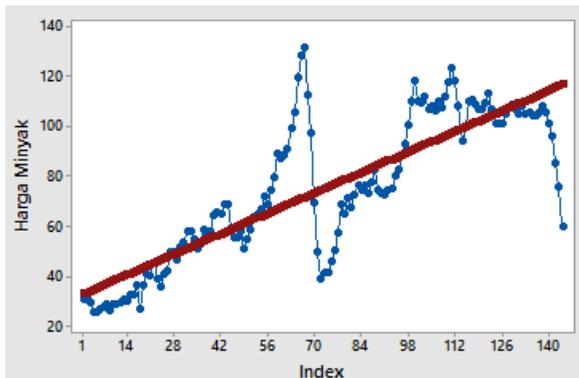
4.2 Peramalan Harga Minyak Menggunakan Model ARIMA

Dalam pengujian stasioneritas dalam varian dengan transformasi box-cox didapatkan nilai lambda sebesar 1,00 pada Gambar 2, maka dapat diartikan bahwa data residual telah stasioner dalam varian sehingga tidak diperlukan transformasi.



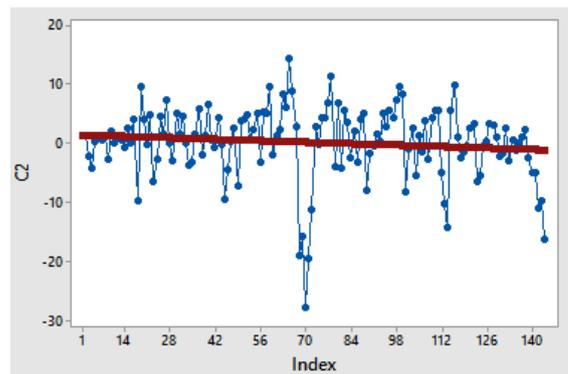
Gambar 2. Plot Box-Cox Harga Minyak Mentah Dunia

Pada Gambar 3 dapat dilihat plot data yang menunjukkan bahwa struktur data dari waktu ke waktu mempunyai fluktuasi yang tidak tetap dan cenderung memiliki trend naik. Sehingga secara visual dapat dikatakan bahwa data belum stasioner sehingga perlu dilakukan differensi. Setelah dilakukan differensi dilihat dari Gambar 4 didapatkan bahwa struktur data tidak menunjukkan adanya trend naik maupun turun. Sehingga secara visual dapat dikatakan bahwa data sudah stasioner.



Gambar 3.

Trend Analysis Plot for Harga Minyak



Gambar 4.

Trend Analysis Plot for Harga Minyak Setelah Differensi

Selanjutnya untuk mengetahui lebih jelas dan pasti apakah data sudah stasioner dalam mean, dilakukan uji formal berupa uji Dickey Fuller. Diperoleh nilai Prob (0,1942) $> \alpha$ (0,05), sehingga proses dikatakan tidak stasioner dalam mean dan perlu dilakukan differensi. Setelah dilakukan differensi diperoleh nilai Prob (0,0000) $< \alpha$ (0,05) maka proses telah stasioner dalam mean. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data harga minyak yang telah didifferensi sudah stasioner dalam mean dan varian.

Pemodelan dilakukan dengan melihat plot ACF dan PACF, pada plot ACF mengalami *cut-off* pada lag 1, 2, 6, dan 7. Sedangkan pada plot PACF mengalami *cut-off* pada lag 1, dan 3. Dari beberapa pendugaan model diperoleh 5 model yang parameternya signifikan yang selanjutnya dilakukan pemeriksaan diagnostik dan perhitungan RMSE pada Tabel 2.

Tabel 2. Uji Signifikansi dan Uji Diagnostik Model

Model	Signifikansi Parameter	Independensi	Homoskedastisitas	RMSE
ARIMA (0,1,1)	√	x	x	13,214
ARIMA (1,1,0)	√	√	√	8,345
ARIMA (0,1,2)	√	√	√	9,646
ARIMA ([1,3],1,1)	√	√	√	22,085
ARIMA ([1,3],1,2)	√	√	√	61,362

Berdasarkan Tabel 2, diperoleh model ARIMA dengan nilai RMSE data *out sample* terkecil yaitu model ARIMA (1,1,0) dengan persamaan:

$$\hat{Z}_t = (1 + 0,46331)Z_{t-1} - (0,46331)Z_{t-2} + a_t$$

Terdapat 4 model yang signifikan dan lolos dalam uji diagnostik yang akan diramalkan dalam 36 periode kedepan untuk kemudian hasil dari nilai ramalan tersebut digunakan dalam peramalan model kombinasi ARIMA yaitu digabungkan melalui *averaging* dan *stacking*.

4.3 Peramalan Harga Minyak Menggunakan Model Kombinasi ARIMA

Nilai peramalan yang didapatkan dari model ARIMA kemudian digabungkan melalui *averaging* dan *stacking*. Penggabungan peramalan melalui *averaging* yaitu dengan merata-ratakan hasil ramalan setiap periode sedangkan penggabungan dengan *stacking* didapatkan dari mencari nilai bobot untuk setiap model yang menjadi anggota *ensemble*, kemudian hasil dari pembobotan tersebut digunakan untuk menggabungkan ramalan anggota *ensemble*.

4.3.1 Peramalan Kombinasi dengan Pendekatan *Averaging*

Terdapat empat model ARIMA yang akan dijadikan anggota *ensemble* dalam peramalan dengan *averaging*. Diberikan beberapa pembobotan sebagai berikut:

1. Peramalan dengan 2 anggota

Pendekatan *averaging* dengan anggota 2 dari 4 model yang signifikan didapatkan model dengan nilai RMSE terkecil yaitu 8,669 pada model kombinasi ARIMA (1,1,0) dan ARIMA (0,1,2). Secara matematis model ARIMA *averaging* ini dapat ditulis sebagai

$$\hat{Z}_t = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^2 \hat{Z}_t^{(k)}$$

dengan $\hat{Z}_t^{(1)}$ dan $\hat{Z}_t^{(2)}$ pada ARIMA *averaging* merupakan nilai peramalan dari ARIMA (1,1,0) dan ARIMA (0,1,2)

2. Peramalan dengan 3 Anggota

Pendekatan *averaging* dengan anggota 3 dari 4 model yang signifikan didapatkan model dengan nilai RMSE terkecil yaitu 11,906 pada model kombinasi ARIMA (1,1,0), ARIMA (0,1,2) dan ARIMA ([1,3],1,1). Secara matematis model ARIMA *averaging* ini dapat ditulis sebagai

$$\hat{Z}_t = \frac{1}{3} \sum_{k=1}^3 \hat{Z}_t^{(k)}$$

dengan $\hat{Z}_t^{(1)}$, $\hat{Z}_t^{(2)}$ dan $\hat{Z}_t^{(3)}$ pada ARIMA *averaging* merupakan nilai peramalan dari ARIMA ([1,3],1,1), ARIMA (1,1,0) dan ARIMA (0,1,2),

3. Peramalan dengan 4 Anggota

Pendekatan *averaging* dengan anggota 4 dari 4 model yang signifikan didapatkan model dengan nilai RMSE terkecil yaitu 23,323 pada model kombinasi

ARIMA ([1,3],1,1), ARIMA (0,1,2), ARIMA(0,1,1) dan ARIMA ([1,3],1,2). Secara matematis model ARIMA *averaging* ini dapat ditulis sebagai

$$\hat{Z}_t = \frac{1}{4} \sum_{k=1}^4 \hat{Z}_t^{(k)}$$

dengan $\hat{Z}_t^{(1)}$, $\hat{Z}_t^{(2)}$, $\hat{Z}_t^{(3)}$, dan $\hat{Z}_t^{(4)}$ pada ARIMA *averaging* merupakan nilai peramalan dari ARIMA(0,1,1), ARIMA (1,1,0), ARIMA (0,1,2) dan ARIMA ([1,3],1,1).

4.3.2. Peramalan Kombinasi dengan Pendekatan *Stacking*

Penggabungan ramalan dengan *stacking* didapatkan dari mencari nilai bobot untuk setiap model yang menjadi anggota *ensemble*, kemudian hasil dari pembobotan tersebut digunakan untuk menggabungkan ramalan anggota *ensemble*.

Pada pendekatan *stacking* didapatkan model dengan nilai RMSE terkecil yaitu 8,383 pada model kombinasi ARIMA (1,1,0) dan ARIMA (0,1,2) dengan mencari c (bobot atau koefisien untuk setiap anggota) dengan perhitungan sebagai berikut:

$$c = \frac{\Sigma^{-1} \mathbf{1}_N}{\mathbf{1}_N^T \Sigma^{-1} \mathbf{1}_N}$$

$$\text{matriks varian dan kovarian } (\Sigma) = \begin{bmatrix} 1,279111 & 1,046599 \\ 1,046599 & 2,023255 \end{bmatrix}$$

$$\text{invers matriks varian dan kovarian } (\Sigma^{-1}) = \begin{bmatrix} 1,302969 & -0,65436 \\ -0,65436 & 0,822328 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{1}_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{1}_2^T = [1 \quad 1]$$

kemudian diperoleh nilai dari c_1 dan c_2 yaitu $c_1 = 0,807704$ dan $c_2 = 0,192296$ sehingga secara matematis model ARIMA *stacking* ini dapat ditulis sebagai

$$\hat{Z}_t = (0,807704 \times \hat{Z}_t^{(1)}) + (0,192296 \times \hat{Z}_t^{(2)})$$

dengan $\hat{Z}_t^{(1)}$, dan $\hat{Z}_t^{(2)}$ pada ARIMA *stacking* merupakan nilai peramalan dari ARIMA (1,1,0) dan ARIMA (0,1,2).

Dengan perhitungan yang sama, didapatkan nilai bobot untuk masing masing jumlah anggota yang disajikan dalam tabel 3 sebagai berikut:

Tabel 3. Nilai RMSE Kombinasi ARIMA dengan Pendekatan *Stacking*

Jumlah Anggota	Anggota	Nilai Bobot	RMSE
2	ARIMA (1,1,0) dan ARIMA (0,1,2).	$\hat{c}_1 = 0,807704$ $\hat{c}_2 = 0,192296$	8,383
3	ARIMA (0,1,2), ARIMA ([1,3],1,1), dan ARIMA ([1,3],1,2),	$\hat{c}_1 = 0,920109$ $\hat{c}_2 = 0,169190$ $\hat{c}_3 = -0,089299$	8,387
4	ARIMA (1,1,0), ARIMA (0,1,2) ARIMA ([1,3],1,1), dan ARIMA ([1,3],1,2),	$\hat{c}_1 = 1,147525$ $\hat{c}_2 = -0,416853$ $\hat{c}_3 = 0,333045$ $\hat{c}_4 = -0,063717$	25,192

Pada pendekatan *stacking* didapatkan model dengan nilai RMSE terkecil yaitu 8,383 pada model kombinasi ARIMA (1,1,0) dan ARIMA (0,1,2) dengan nilai dari c_1 dan c_2 yaitu $c_1 = 0,807704$ dan $c_2 = 0,192296$ sehingga secara matematis model ARIMA *stacking* ini dapat ditulis sebagai

$$\hat{Z}_t = (0,807704 \times \hat{Z}_t^{(1)}) + (0,192296 \times \hat{Z}_t^{(2)})$$

dengan $\hat{Z}_t^{(1)}$, dan $\hat{Z}_t^{(2)}$ pada ARIMA *stacking* merupakan nilai peramalan dari ARIMA (1,1,0) dan ARIMA (0,1,2).

4.4 Pemilihan Model Terbaik

Setelah didapatkan model ARIMA dan model kombinasi ARIMA untuk melakukan prediksi pada bulan Januari 2015 sampai Desember 2017, maka dilakukan evaluasi akurasi model menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE). Berdasarkan nilai aktual data *out-sample* dan hasil perhitungan nilai prediksi, diperoleh nilai RMSE untuk masing-masing model adalah sebagai berikut :

Tabel 4. Nilai RMSE Model ARIMA dan Kombinasi ARIMA

Model	RMSE
ARIMA (1,1,0)	8,345
ARIMA <i>Averaging</i>	8,669
ARIMA <i>Stacking</i>	8,383

Berdasarkan Tabel 4. diperoleh model dengan nilai RMSE *out-sample* terkecil yaitu model ARIMA (1,1,0) dengan persamaan:

$$\hat{Z}_t = (1 + 0,46331)Z_{t-1} - (0,46331)Z_{t-2} + a_t$$

Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa semakin kompleks metode yang digunakan belum tentu metode tersebut menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan metode sederhana (klasik), Hal ini disebutkan dalam hasil *M-3 Competition* (Makridakis dan Hibon, 2000).

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah dipaparkan maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

1. Berdasarkan analisis ARIMA, diperoleh model ARIMA (1,1,0) yang menghasilkan nilai RMSE terkecil yaitu 8,345 dan memenuhi asumsi (independensi dan homoskedastisitas).
2. Berdasarkan analisis kombinasi ARIMA, diperoleh model ARIMA *Stacking* yaitu kombinasi yang beranggotakan 2 model yaitu model ARIMA (1,1,0) dengan ARIMA (0,1,2). Model tersebut menghasilkan nilai RMSE terkecil yaitu 8,383.
3. Berdasarkan hasil analisis diperoleh bahwa model terbaik yang digunakan untuk memprediksi harga minyak mentah dunia periode Januari 2015 sampai Mei 2018 adalah model ARIMA (1,1,0) dengan persamaan sebagai berikut:

$$\hat{Z}_t = (1 + \phi_1)Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} + a_t$$

$$\hat{Z}_t = (1 + 0,46331)Z_{t-1} - (0,46331)Z_{t-2} + a_t$$

DAFTAR PUSTAKA

- Makridakis, S., & Hibon, M. 2000. The M-3 Competition: results, conclusions and implications. *International Journal of Forecasting*. 16. hal. 451–476.
- Maruddani, D.A.I., & Purbowati, A. 2009. Pengukuran *Value At Risk* pada Aset Tunggal dan Portofolio dengan Simulasi Monte Carlo. *Media Statistika*. Vol 2, No 2.
- Oliveira, M., & Torgo, L. 2014. Ensembles for Time Series Forecasting. *Workshop and Conference Proceedings*, 360-370.
- Opec. 2016. *Produksi Harga Minyak Mentah Dunia*. http://www.opec.org/opec_web/en/
- Rosadi, D. 2010. *Analisis Ekonometrika & Runtun Waktu Terapan dengan R*. Yogyakarta: Andi

- Rozikin. 2015. Pengelolaan Sektor Minyak Bumi di Indonesia Pasca Reformasi: Analisis Konsep Negara. *Jurnal Tata Kelola dan Akuntabilitas Keuangan Negara*, 1, 128-140.
- Silfiani, M., & Suhartono. 2012. Aplikasi Metode Ensemble untuk Peramalan Inflasi di Indonesia. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. Vol 1, No 1.
- Soejoeti, Z. 1987. *Materi Pokok Analisis Runtun Waktu*. Jakarta : Karunika
- Sugiyono, A., Anindhita, Wahid, L. M., & Adiarso. 2016. *Outlook Energi Indonesia 2016*. Jakarta: Pusat Teknologi Sumberdaya Energi dan Industri Kimia.
- Tarno. 2013. *Kombinasi Prosedur Pemodelan Subset ARIMA dan Deteksi Outlier untuk Prediksi Data Runtun Waktu*. Jurnal Prosiding Seminar Nasional Statistika Universitas Diponegoro. Semarang.
- Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis, Univariate and Multiivariate Methods Second Edition*. Boston: Addison Wesley Publishing Company
- Zaier, I., Shu, C., Ouarda, T., Seidou, O., & Chebana, F. 2010. *Estimation of ice thickness on lakes using artificial neural network ensembles*.