

Implementasi Model SARIMA dan Algoritma Genetika pada Prediksi Produksi Minyak Bumi

M. Yusuf Fajar Zaelani

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Sukabumi
Jl. R. Syamsudin, SH. No. 50. Kota Sukabumi, Telp. (0266)218345

*Corresponding Author: yusuffajar@ummi.ac.id

Abstrak

Masa depan perekonomian suatu negara bergantung banyak pada sumber energi. Sumber energi adalah pemasukan utama dan sumber daya yang sangat diperlukan untuk semua sektor. Khususnya, minyak bumi sebagai sumber energi yang nantinya menjadi bahan bakar. Ketidaktepatan pengelolaan sumber energi minyak menyebabkan kerusakan ekonomi seperti yang terjadi pada negara-negara pengimpor minyak seperti Indonesia. Dalam hal ini, peramalan produksi minyak bumi yang tepat memainkan peran penting dalam energi proyeksi dan kemajuan ekonomi. Meremehkan produksi minyak bumi menyebabkan permintaan impor minyak yang tidak sesuai kebutuhan. Paper ini menyajikan sebuah metode prediksi yang mengintegrasikan algoritma genetika dan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dibuat untuk mengambil kelebihan dari masing-masing metode. Gabungan metode tersebut dapat memprediksi dengan cara cepat dan efisien tanpa mengorbankan tingkat akurasi prediksi. Menurut hasil percobaan, didapatkan hasil model terbaik SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ dalam setidaknya 10 iterasi dengan ketelitian 96,28%. Hasil metode gabungan tersebut terbukti lebih efisien karena hanya memerlukan sedikit iterasi.

Kata Kunci: Algoritma Genetika, Minyak Bumi, Model SARIMA

Abstract

The economic future of a country relies heavily on energy sources. Energy sources are the main inputs and resources that are indispensable to all sectors. In particular, crude oil is a source of energy that later becomes fuel. Lack of precision in the management of oil energy sources caused economic damage as happened in oil-importing countries such as Indonesia. In this case, the proper forecasting of crude oil production plays an important role in projection energy and economic advancement. Underestimating crude oil production causes oil import demand that is not as required. In this study, a predictive method that integrates genetic algorithms and Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) is made to take advantage of each method. The combined method can predict in a fast and efficient manner without compromising the level of predictive accuracy. According to the results of the experiment, obtained the best model results SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ in at least 10 iterations with 96.28% accuracy. The combined method results proved to be more efficient as it only required a small number of iterations.

Keywords: Genetic Algorith, Crude Oil, SARIMA Models

1. Pendahuluan

Minyak bumi merupakan sumber energi primer yang memberikan manfaat besar bagi kehidupan manusia. Minyak bumi berasal langsung dari alam dan dapat disimpan serta mudah untuk didistribusikan dibandingkan sumber energi lainnya, selain itu memiliki cakupan aplikasi yang sangat luas seperti komersial, industri, pembangkit listrik dan aplikasi perumahan.

Permintaan energi yang meningkat mengakibatkan ketergantungan pada impor energi, terutama minyak dan gas. Menurut publikasi dari Badan Pusat Statistik pada November 2019, pada tahun 2018 Indonesia telah mengimpor minyak dan gas sebanyak 49216 juta ton. Secara umum, cadangan minyak dan gas bumi Indonesia selama 10 tahun terakhir terjadi

kecenderungan penurunan cadangan Minyak Bumi dari 8,21 milyar barel pada 2008 turun ke kisaran 7,5 milyar barel di 2018 [1].

Berikutnya, turunnya harga minyak dunia pada 2015 yang imbasnya masih terasa sampai dengan saat ini, dipandang menjadi salah satu faktor rendahnya penemuan cadangan baru. Para Kontraktor Kontrak Kerja Sama (KKKS) di Indonesia cenderung pada posisi *wait and see* dan kurang masif dalam melakukan kegiatan-kegiatan eksplorasi dan pengembangan lapangan minyak bumi. Dalam sudut pandang ini, model prediksi produksi minyak bumi telah muncul sebagai strategi energi yang penting bagi pembuat kebijakan serta otoritas energi untuk meminimalkan kerugian ekonomi dan menghilangkannya kondisi yang tidak diinginkan [2].

Dalam melakukan prediksi minyak bumi, jumlah data dan frekuensi data berpengaruh terhadap kualitas nilai yang dihasilkan. Seperti penelitian yang dilakukan oleh [3] yang menggunakan data produksi minyak bumi bulanan dari tahun 1997 hingga 2010 untuk melakukan prediksi hingga tahun 2020. Penelitian tersebut membandingkan model *Seasonal Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average* (SARFIMA) dan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) untuk melakukan prediksi dan membuktikan bahwa model SARIMA memberikan hasil yang lebih baik.

Berbagai model prediksi campuran telah menunjukkan keunggulan dibandingkan model prediksi tunggal karena dengan adanya integrasi dari sejumlah metode dapat menggabungkan masing-masing kelebihan dari metode yang digunakan. Algoritma genetika adalah salah satu metode yang sering digunakan untuk mengoptimasi sebuah metode prediksi. Algoritma genetika adalah metode pencarian yang terinspirasi oleh teori evolusi. Algoritma ini mencerminkan proses seleksi alam di mana individu-individu terkuat dipilih untuk reproduksi untuk menghasilkan keturunan generasi berikutnya.

Metode prediksi SARIMA dan algoritma genetika dapat menjadi solusi untuk menyelesaikan permasalahan prediksi produksi minyak bumi. Model SARIMA berguna dalam situasi ketika data seri waktu menunjukkan fluktuasi musiman-periodik yang berulang dengan hampir sama Intensitas secara berkala [4]. Algoritma genetika dapat mengoptimalkan sebuah permasalahan untuk mendapatkan hasil terbaik melalui proses transisi dan mutasi [5]. Dengan menggunakan algoritma genetika dalam proses pencarian model SARIMA, proses prediksi dapat menjadi lebih cepat tanpa mengorbankan tingkat akurasi prediksi.

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Minyak Bumi

Minyak bumi adalah sumber bahan bakar cair yang terletak di bawah tanah. Minyak bumi diekstraksi melalui pengeboran dan banyak digunakan untuk keperluan transportasi, produk minyak bumi, dan plastik. Sebagai sumber daya alam, minyak bumi tidak dapat diperbaharui ataupun memerlukan waktu yang sangat lama untuk dapat diperoleh kembali [2]. Minyak bumi berasal dari berbagai jenis makhluk hidup yang telah mengendap dalam bumi selama jutaan tahun.

2.2 Box-jenkins SARIMA

Metode Box-Jenkins SARIMA adalah metode peramalan yang sangat populer karena kemampuan prediksi tingkat tinggi di jenis data yang memiliki variasi musiman. Notasi *autoregressive musiman* (P) dan notasi *moving average musiman* (Q) akan membentuk proses multiplikasi SARIMA sebagai (p, d, q) (P, D, Q) [6]. Adapun persamaan dari SARIMA [7]:

$$\Phi_p(L^s)\varphi_p(L)z_t = \Theta_q(L^s)\theta_q(L)\varepsilon_t$$

Dimana:

y_t = nilai aktual

ε_t = nilai *error*

L = operator *lag*

φ = seri *autoregressive*

θ = seri *moving average*

Φ = seri *autoregressive musiman*

Θ = seri *moving average musiman*

z_t = seri *differencing musiman*.

2.3 Algoritma Genetika

Algoritma genetika adalah pendekatan optimisasi evolusioner yang didasarkan pada algoritma pencarian acak, dan dikembangkan oleh Holland pada tahun 1975 [8]. Algoritma genetika adalah metode optimasi kombinatorial yang sangat populer karena ketahanan untuk masalah yang kompleks dan non-linear. Algoritma genetika memiliki banyak keunggulan dibandingkan optimasi klasik lainnya metode. Untuk mendapatkan solusi yang lebih baik, berbagai operator genetik seperti seleksi, mutasi, dan *crossover* memiliki telah diimplementasikan ke algoritma[9]. Algoritma dapat dengan mudah bertemu dengan baik jika bukan solusi terbaik lebih cepat daripada yang lain pendekatan klasik. Langkah-langkah dasar prinsip kerja algoritma genetika adalah sebagai berikut [10]: Pertama, algoritma menginisialisasi populasi solusi yang mungkin, kemudian diterapkan operator genetika yang merupakan operator seleksi, *crossover* dan mutasi, masing-masing. Fungsi evaluasi (*fitness*) dihitung untuk setiap solusi kandidat. Setelah menghilangkan individu buruk dari populasi, populasi baru diciptakan lagi dengan menggunakan operator algoritma genetika dan mekanisme kerja berlanjut sampai kriteria berhenti terpenuhi.

2.4 Evaluasi Keakuratan Prediksi

Evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Akaike Information Criterion* untuk menghitung nilai *fitness* sebuah individu.

1) AIC

Akaike Information Criterion adalah sebuah metode pemilihan model prediksi berupa perhitungan untuk mencocokkan data prediksi dengan data aktual. *Akaike Information Criterion* (AIC) didefinisikan dalam persamaan berikut [7]:

$$AIC(p) = n \ln(\hat{\sigma}_e^2/n) + 2p$$

Dengan keterangan:

p = Jumlah parameter pada model

$\hat{\sigma}_e^2$ = Nilai hasil peramalan pada periode t

n = Jumlah observasi

2) MAPE

Persentase kesalahan absolut rata-rata atau *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dihitung dengan menemukan kesalahan absolut tiap periode dengan membagi dengan nilai observasi pada periode tersebut kemudian dipersentasakan. Metode ini memberikan petunjuk seberapa besar kesalahan peramalan dibanding dengan nilai sebenarnya. Berikut merupakan persamaan dari MAPE [11]:

$$PE = \frac{Y_t - F_t}{Y_t}$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |PE| \times 100\%$$

Dengan keterangan sebagai berikut:

Y_t = Nilai aktual pada periode t

F_t = Nilai hasil peramalan pada periode t

N = Banyaknya data

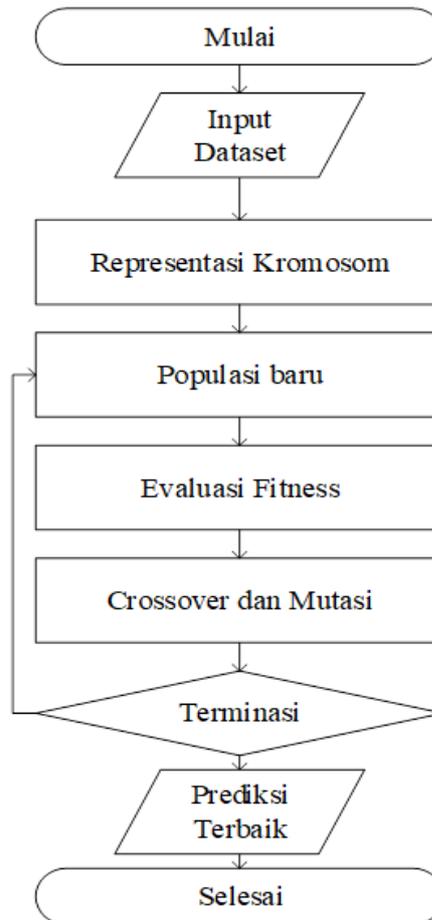
3. Metodologi

3.1 Data Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari jodidata.org. *Dataset* dikumpulkan dari Januari 2012 hingga Desember 2019, dengan total 96 pengamatan produksi minyak bumi di Indonesia menggunakan satuan kilo barel (kbb). Untuk membuktikan nilai ketepatan prediksi oleh metode SARIMA, maka *dataset* akan dipisah menjadi data latih dan data uji. Data latih adalah data yang akan digunakan metode SARIMA untuk prediksi. Sedangkan data uji akan digunakan untuk membandingkan hasil prediksi dengan data aktual.

3.2 Prosedur Prediksi SARIMA Genetika

Prinsip algoritma genetika didasarkan pada kelangsungan hidup individu terbaik. Fungsi *fitness* membaik generasi dan solusi terbaik akhirnya diperoleh. Pada awalnya, populasi awal dihasilkan secara acak. Setiap elemen dari populasi dikodekan sebagai bilangan biner. Setelah memilih individu yang lebih sesuai untuk evaluasi *fitness*, *crossover* dan operator mutasi diterapkan, masing-masing untuk menghasilkan keturunan yang baru. Prosedur ini terus berulang hingga kriteria berhenti yang telah ditentukan terpenuhi. Adapun prosedur penelitian ditunjukkan oleh Gambar 1.



Gambar 1. Prosedur prediksi SARIMA genetika

Adapun penjelasan proses-proses dalam penelitian adalah sebagai berikut:

- 1) Representasi Kromosom
Setiap kromosom terdiri dari dua bagian untuk mewakili *pdq* dan *PDQ*, dan setiap dimensi sama dengan panjang *pdq* + *PDQ*. Sedangkan parameter *S* ditetapkan sebagai 12 karena data yang digunakan merupakan data bulanan. Setiap kromosom terdiri dari pengkodean nilai biner dan nilai-nilai antara 0 dan 1. Misalnya, SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹² kromosom dapat direpresentasikan sebagai berikut:

pdq (3)			PDQ (3)		
1	0	1	0	0	1

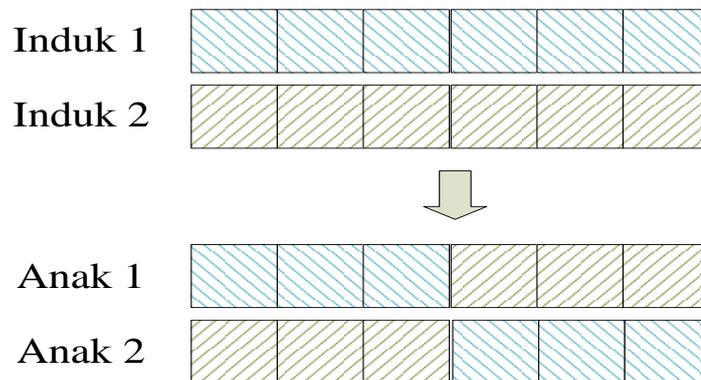
- 2) Pembuatan Populasi
Populasi awal dipilih secara acak. Ukuran populasi adalah jumlah kromosom di setiap generasi dan itu parameter penting untuk meningkatkan kinerja algoritma genetika. Populasi akan dibuat sebesar 5 individu untuk menyelesaikan permasalahan ini.

3) Evaluasi Fitness

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuat prediksi sesuai dengan model SARIMA (Persamaan. 1) dengan nilai kesalahan minimum. Untuk itu, tingkat penyimpangan prediksi dari data aktual harus kecil. Fungsi *fitness* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Akaike Information Criterion* (AIC). Maka dari itu semakin kecil nilai *fitness* maka semakin baik individu tersebut. Dalam proses evaluasi *fitness*, akan dipilih individu-individu terbaik melalui proses seleksi. Seleksi adalah bagian penting dari algoritma genetika untuk mencapai kromosom terbaik. Operator seleksi memilih individu terbaik dari populasi, dimana individu dengan nilai *fitness* terbaik akan tetap bertahan hidup. *steady state selection* digunakan untuk pemilihan probabilistik dengan memilih dua individu terbaik untuk dijadikan induk.

4) Crossover

Operator *crossover* menyediakan keturunan baru untuk generasi berikutnya dengan bertukar informasi antara dua kromosom induk yang terpilih. Diversifikasi sangat penting dalam algoritma genetika dan *crossover* menyediakan banyak keunggulan untuk algoritma genetika dalam hal kemampuan eksplorasi dan diversifikasi untuk mencapai titik optimal global. Dalam penelitian ini, digunakan *one point crossover* dengan probabilitas *crossover* 75%.

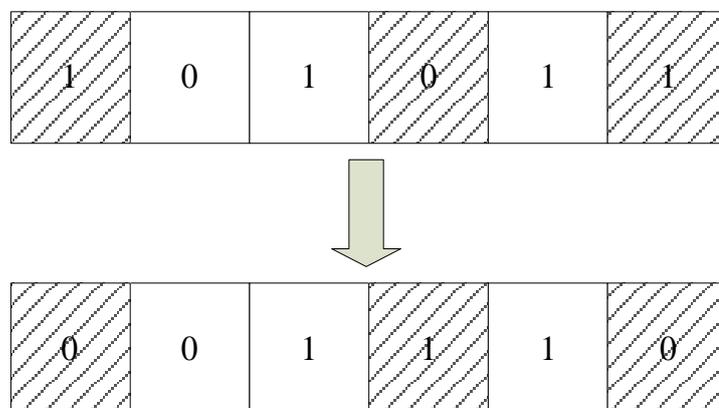


Gambar 2. *One point crossover*

One point crossover memotong pasangan kromosom menjadi dua bagian kemudian menyambungkannya pada pasangan yang lain.

5) Mutasi

Operator mutasi digunakan untuk menaruh informasi genetik baru dengan memodifikasi gen kromosom yang dipilih dengan probabilitas mutasi 25%. Karena representasi kromosom menggunakan nilai biner, maka jenis mutasi yang digunakan adalah *flip bit*.



Gambar 3. *Flip bit mutation*

Flip bit membalikkan nilai biner pada gen-gen dalam individu apabila probabilitas mutasi terjadi.

6) Terminasi

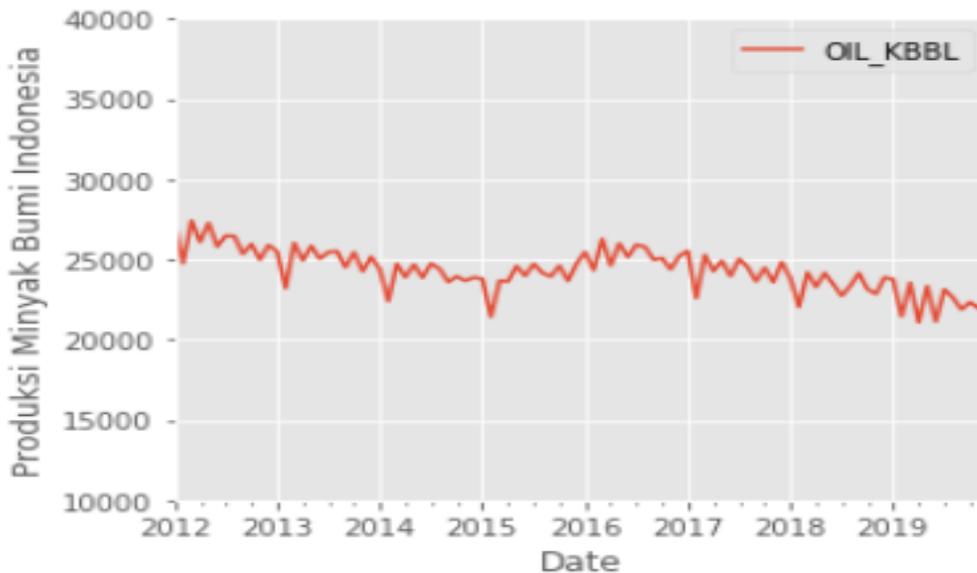
Penelitian ini menggunakan dua kriteria terminasi berbeda. Jumlah iterasi maksimum 50 dipilih menjadi kriteria terminasi pertama. Kriteria berhenti lainnya adalah ketika terjadi kemenangan individu yang sama sebanyak 10 generasi. Jika terus terjadi perbaikan pada generasi terakhir hingga melewati jumlah iterasi yang ditentukan, maka algoritma akan dihentikan. Setelah model terbaik ditemukan, selanjutnya dilakukan evaluasi keakuratan model prediksi yang didapatkan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

3.3 Pengujian Hasil Prediksi

Kegiatan pengujian pada tahap ini adalah menghitung nilai kesalahan prediksi pada data uji kemudian dilakukan perhitungan MAPE.

4. Hasil dan Pembahasan

Pembagian *dataset* ditetapkan sebanyak tujuh tahun untuk data latih dan satu tahun untuk data uji. Plot seri waktu dari data produksi minyak bumi ditampilkan pada Gambar 4.



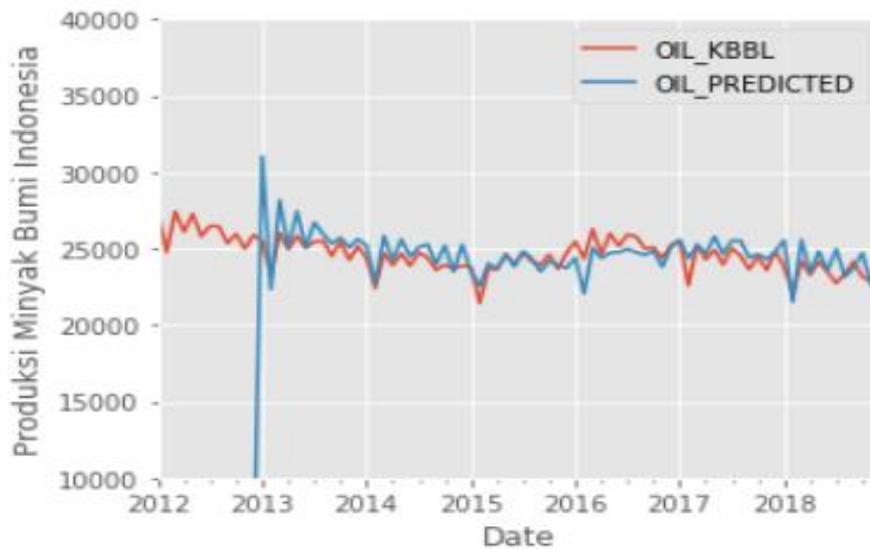
Gambar 4. Produksi minyak bumi Indonesia (kbbl)

Setelah *dataset* disiapkan maka proses selanjutnya adalah representasi kromosom kemudian membuat populasi. Populasi awal yang dibuat dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Populasi Awal

No	Model SARIMA	Generasi	<i>Fitness</i>
1	[(0, 0, 0), (0, 0, 1, 12)]	1	1591.75
2	[(1, 1, 1), (0, 0, 1, 12)]	1	1106.23
3	[(1, 1, 1), (0, 0, 0, 12)]	1	1322.19
4	[(0, 0, 1), (1, 1, 0, 12)]	1	986.86
5	[(1, 1, 1), (1, 0, 0, 12)]	1	1096.23

Apabila populasi awal telah terbentuk, proses selanjutnya adalah evaluasi *fitness* untuk seleksi induk, kemudian dilanjutkan oleh operator algoritma genetika yaitu *crossover* dan mutasi dan kemudian terbentuk populasi baru. Prediksi terbaik dari populasi pertama yaitu SARIMA (0,0,1)(1,1,0)¹² ditunjukkan pada Gambar 5.

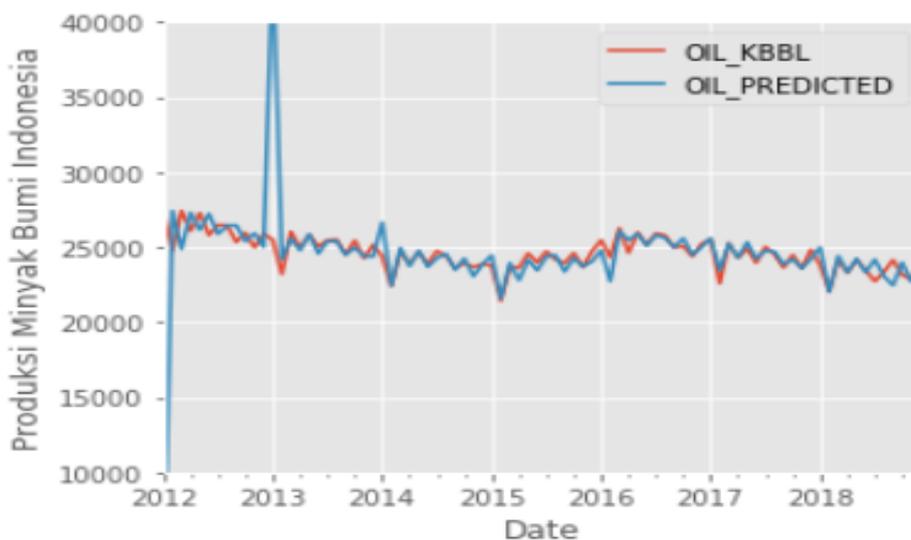


Gambar 5. Prediksi terbaik populasi pertama

Proses-proses tersebut akan terus berlangsung selama kriteria terminasi belum terpenuhi. Setelah proses berhenti akan tersisa populasi akhir dengan individu-individu terbaik. Berikut merupakan populasi terakhir pada Tabel 3 dan prediksi terbaiknya pada Gambar 6.

Tabel 3. Populasi akhir

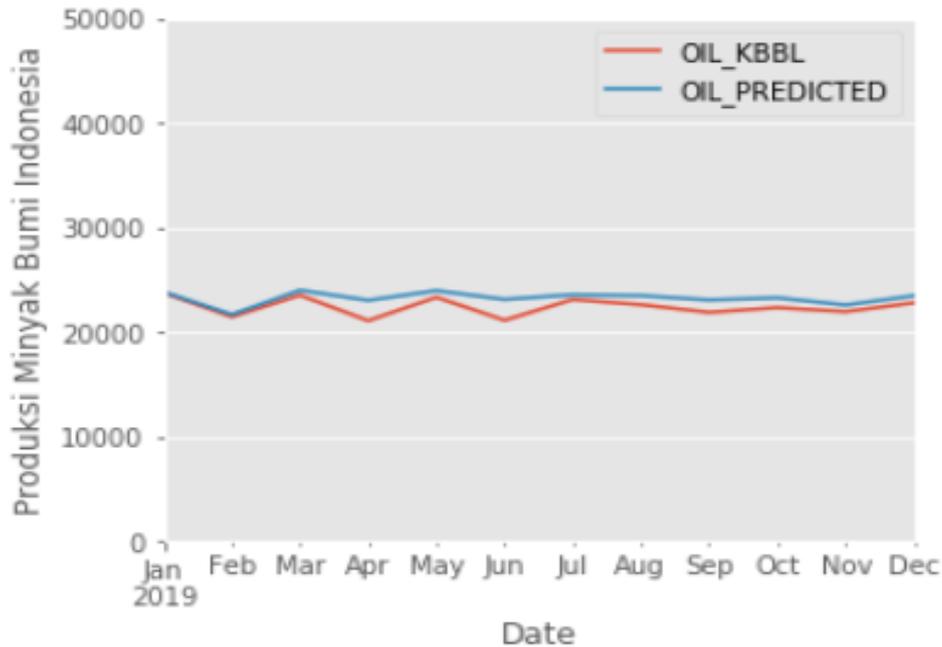
No	Model SARIMA	Generasi	Fitness
1	[(0, 1, 1), (0, 1, 1, 12)]	10	886.31
2	[(0, 1, 1), (0, 1, 1, 12)]	12	886.31
3	[(0, 1, 1), (0, 1, 1, 12)]	13	886.31
4	[(0, 0, 0), (0, 0, 1, 12)]	21	1089.10
5	[(0, 1, 1), (0, 1, 0, 12)]	21	1591.75



Gambar 6. Prediksi terbaik populasi akhir

Menurut hasil pencarian, model terbaik untuk memprediksi produksi minyak bumi Indonesia untuk data latih dari 2012-2018 adalah SARIMA(0,1,1)(0,1,1)¹² yang pertama kali muncul pada generasi 10 dengan nilai *fitness* ataupun AIC 886.311. Selanjutnya dilakukan prediksi untuk produksi minyak bumi tahun 2019 menggunakan model terbaik untuk

dibandingkan dengan nilai aktual untuk mendapatkan nilai ketepatan prediksi. Berikut merupakan evaluasi nilai prediksi tahun 2019 dengan nilai aktual pada tahun 2019.



Gambar 7. Perbandingan nilai prediksi dan data uji

Tabel 4. Evaluasi model prediksi

No	Waktu	Nilai Aktual	Nilai Prediksi
1	2019-01	23757.56	23819.80
2	2019-02	21458.44	21656.12
3	2019-03	23537.31	23970.49
4	2019-04	21089.15	23025.84
5	2019-05	23335.50	23939.24
6	2019-06	21129.53	23112.33
7	2019-07	23125.10	23541.21
8	2019-08	22621.91	23464.01
9	2019-09	21882.45	23053.49
10	2019-10	22336.74	23254.56
11	2019-11	21950.40	22567.32
12	2019-12	22802.45	23405.49

Pada Tabel 4 dapat dilihat hasil perbandingan antara data aktual dengan data prediksi dimana kolom kesalahan merupakan selisih dari nilai aktual dan prediksi. Untuk mendapatkan nilai kesalahan dari seluruh data uji akan digunakan perhitungan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

$$MAPE = \frac{1}{12} \sum_{t=1}^{12} |PE| \times 100\%$$

$$PE = \frac{Y_t - F_t}{Y_t}$$

Berikut merupakan nilai-nilai PE yang didapat:

$$PE_1 = \frac{Y_1 - F_1}{Y_1} = \frac{23757,56 - 23819,80}{23757,56} \quad PE_1 = -0,0026$$

$$PE_2 = \frac{Y_2 - F_2}{Y_2} = \frac{21458,44 - 21656,12}{21458,44} \quad PE_2 = -0,0092$$

$$PE_3 = \frac{Y_3 - F_3}{Y_3} = \frac{23537,31 - 23970,49}{23537,31} \quad PE_3 = -0,0184$$

$$PE_4 = \frac{Y_4 - F_4}{Y_4} = \frac{21089,15 - 23025,84}{21089,15} \quad PE_4 = -0,0918$$

$$PE_5 = \frac{Y_5 - F_5}{Y_5} = \frac{23335,5 - 23939,24}{23335,5} \quad PE_5 = -0,0259$$

$$PE_6 = \frac{Y_6 - F_6}{Y_6} = \frac{21129,53 - 23112,33}{21129,53} \quad PE_6 = -0,0938$$

$$PE_7 = \frac{Y_7 - F_7}{Y_7} = \frac{23125,1 - 23541,21}{23125,1} \quad PE_7 = -0,0180$$

$$PE_8 = \frac{Y_8 - F_8}{Y_8} = \frac{22621,91 - 23464,01}{22621,91} \quad PE_8 = -0,0372$$

$$PE_9 = \frac{Y_9 - F_9}{Y_9} = \frac{21882,45 - 23053,49}{21882,45} \quad PE_9 = -0,0535$$

$$PE_{10} = \frac{Y_{10} - F_{10}}{Y_{10}} = \frac{22336,74 - 23254,56}{22336,74} \quad PE_{10} = -0,0411$$

$$PE_{11} = \frac{Y_{11} - F_{11}}{Y_{11}} = \frac{21950,4 - 22567,32}{21950,4} \quad PE_{11} = -0,0281$$

$$PE_{12} = \frac{Y_{12} - F_{12}}{Y_{12}} = \frac{22802,45 - 23405,49}{22802,45} \quad PE_{12} = -0,0264$$

$$MAPE = \frac{1}{12} (|PE_1| + |PE_2| + |PE_3| + |PE_4| + |PE_5| + |PE_6| + |PE_7| + |PE_8| + |PE_9| + |PE_{10}| + |PE_{11}| + |PE_{12}|) \times 100\%$$

$$MAPE = \frac{1}{12} (0,0026 + 0,0092 + 0,0184 + 0,0918 + 0,0259 + 0,0938 + 0,0180 + 0,0372 + 0,0535 + 0,0411 + 0,0281 + 0,0264) \times 100\%$$

$$MAPE = \frac{1}{12} 0,4462 \times 100\% = 3,71798\% \approx 3,72\%$$

Didapatkan nilai MAPE dari perhitungan sebesar 3.72% atau apabila dikonversi menjadi nilai akurasi menjadi 96.28%. Penelitian ini menggunakan pengujian dengan mengombinasikan parameter yang telah diciptakan dalam algoritma genetika dan dilanjutkan dengan mengevaluasi keakuratan produksi yang menunjukkan bahwa penggabungan metode SARIMA

dan algoritma genetika dapat digunakan dengan baik dalam prediksi produksi minyak bumi Indonesia.

5. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari pengujian prediksi untuk memprediksi produksi minyak bumi menggunakan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dan algoritma genetika yaitu model terbaik dari prediksi ini adalah SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂, dengan menggunakan 5 populasi, tipe seleksi *steady state selection*, nilai probabilitas crossover dan mutasi sebesar 75% dan 25% didapatkan model terbaik dalam 10 generasi yang kemudian bertahan selama 10 generasi sebelum akhirnya dinyatakan sebagai model terbaik dengan tingkat akurasi sebesar 96.28%. SARIMA dan algoritma genetika dapat digunakan untuk prediksi produksi minyak bumi dengan efisien karena dapat menemukan model terbaik dengan cepat tanpa mengabaikan nilai keakuratan.

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, peneliti menyarankan kepada pembaca ataupun peneliti selanjutnya untuk mencoba menguji beberapa penyesuaian variabel pada prosedur algoritma genetika ataupun menggabinkannya dengan metode lain sehingga didapatkan hasil yang lebih baik.

DAFTAR REFERENSI

- [1] Kementerian ESDM, *Laporan Tahunan Capaian Pembangunan Pemanfaatan Gas Bumi Tahun 2018*. Jakarta: Kementerian ESDM, 2019.
- [2] Ajitomo D., Abdi A. M. Metode Mamdani untuk Klasifikasi dalam Prediksi Krisis Minyak Bumi di Indonesia, *Pros. Semin. Nas. Mat. dan Pendidik. Mat. 2017*: 41–46.
- [3] Mostafaei, H., & Sakhabakhsh, L. Using SARFIMA Model to Study and Predict the Iran's Oil Supply. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 2012; 2(1): 41-49.
- [4] Gikungu S.W. Forecasting Inflation Rate in Kenya Using SARIMA Model, *Am. J. Theor. Appl. Stat.* 2015; 4(1): 15-18.
- [5] Saadah S., Handayani E., & Jondri. Prediksi Ketersediaan Energi Sumber Daya Mineral di Indonesia yang di Optimasi Menggunakan Algoritma Genetika, *Indones. J. Comput.*, 2016; 1(2): 1-12.
- [6] Yusof N. M., Rashid R. S. A., & Mohamed Z. Malaysia crude oil production estimation: An application of ARIMA model, *CSSR 2010 - 2010 Int. Conf. Sci. Soc. Res. 2010*: 1255–1259.
- [7] Adhikari R.K. Agrawal., *An Introductory Study on Time Series Modeling and Forecasting*. LAP LAMBERT: Academic Publishing, 2013.
- [8] Luke S., *Essentials of Metaheuristics*, 2nd ed. London: Lulu, 2013.
- [9] Arkeman Y., Seminar K.B., & Gundawan H. *Algoritma Genetika Teori dan Aplikasinya untuk Bisnis dan industri*, 1st ed. Bogor: IPB Press, 2012.
- [10] Ervural B.C., Beyca O.F., & Zaim S. Model Estimation of ARMA Using Genetic Algorithms: A Case Study of Forecasting Natural Gas Consumption, *Procedia - Soc. Behav. Sci.* October 2018; 235: 537–545.
- [11] Anggrainingsih R., Aprianto G.R., & Sihwi S.W. Time series forecasting using exponential smoothing to predict the number of website visitor of Sebelas Maret University, *ICITACEE 2015 - 2nd Int. Conf. Inf. Technol. Comput. Electr. Eng. Green Technol. Strength. Inf. Technol. Electr. Comput. Eng. Implementation, Proc.* 2016: 14–19.