



PERAMALAN JUMLAH PRODUKSI BATUBARA MENGGUNAKAN METODE ARIMA (STUDI KASUS: PT ARUTMIN INDONESIA SITE ASAM-ASAM)

Gadys Nauli Simanjuntak¹, Nur Salam², Maisarah³

^{1,2,3}Program Studi Statistika Fakultas MIPA Universitas Lambung Mangkurat
Jl. A. Yani KM. 36, Banjarbaru 70714, Kalimantan Selatan

Email: gadysnauli25@gmail.com

ABSTRACT

In the world of industry and investment, the mining sector has an important role in producing natural resources in Indonesia. South Kalimantan Province is one of the regions which is very famous for being rich in natural resources, especially in the mining sector, especially energy minerals in the form of coal. In recent years, coal production at PT. Arutmin Asam Asam experienced an unstable amount of production. This study aims to obtain the best model and predict the amount of coal production at PT Arutmin Indonesia Site Asam-Asam, South Kalimantan Province using the ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) method. The best Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) method for predicting coal production at PT Arutmin Indonesia Site Asam-Asam is the ARIMA model (2,1,3) with a smaller Root Mean Square Error (RMSE) compared to other models, namely 92029.74. Forecasting results of coal production at PT Arutmin Arutmin Site Asam-Asam from January to August 2023 tend not to indicate stability or there will be increases and decreases in the forecasting results obtained.

Keywords: Coal Production, Forecasting, Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), Root Mean Square Error (RMSE)

ABSTRAK

Dalam dunia industri dan investasi, sektor pertambangan memiliki peranan penting dalam menghasilkan sumber daya alam yang ada di Indonesia. Provinsi Kalimantan Selatan adalah salah satu wilayah yang sangat dikenal kaya dengan sumber daya alam terkhususnya di bagian pertambangan, terutama bahan galian energi berupa batubara. Pada beberapa tahun terakhir produksi batubara pada PT. Arutmin Asam Asam mengalami ketidakstabilan jumlah produksi. Penelitian ini bertujuan untuk memperoleh model terbaik serta meramalkan jumlah produksi batubara di PT Arutmin Indonesia Site Asam-Asam Provinsi Kalimantan Selatan menggunakan metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) terbaik untuk meramalkan hasil produksi batubara di PT Arutmin Indonesia Site Asam-Asam adalah model ARIMA (2,1,3) dengan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang lebih kecil dibandingkan model yang lain yaitu sebesar 92029.74. Hasil peramalan produksi batubara di PT Arutmin Arutmin Site Asam-Asam pada bulan Januari sampai Agustus 2023 cenderung tidak menunjukkan adanya kestabilan atau terjadi kenaikan dan penurunan pada hasil peramalan yang didapatkan.

Kata kunci: Produksi Batubara, Peramalan, *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), *Root Mean Square Error* (RMSE)

Received: 6 Juli 2023, Accepted: 14 Agustus 2023, Published: 21 Agustus 2023

PENDAHULUAN

Dalam dunia industri dan investasi, sektor pertambangan memiliki peranan penting dalam menghasilkan sumber daya alam yang ada di Indonesia. Provinsi Kalimantan Selatan adalah salah satu wilayah yang sangat terkenal kaya akan sumber daya alam terkhususnya di bagian pertambangan, terutama bahan galian energi berupa batubara. Berdasarkan data Minerba One Data Indonesia (MODI), per 26 juli 2021, realisasi produksi batubara Indonesia sebanyak 328,75 juta ton dengan rincian 96,81 juta ton (realisasi domestik), 161,99 juta ton (realisasi ekspor), dan 52,22 juta ton untuk *Domestic Market Obligation* (DMO) (ESDM, 2021).

Dikutip dari buku batubara indonesia (Arif, 2022), Perizinan tambang batubara di Indonesia pada masa sekarang terbagi atas Perjanjian Karya Pengusahaan Pertambangan Batubara (PKP2B) dan Izin Usaha Pertambangan (IUP). Pada tahun 2021, tercatat sebanyak 1.228 perusahaan pemegang izin penambangan batubara, dengan rincian 66 perusahaan pemegang PKP2B dan 1.162 perusahaan pemegang IUP batubara. Pada tahun 2018 produksi batubara Kalimantan Selatan sebanyak 162.952.196 ton, yang terdiri dari produksi batubara PKP2B sebanyak 101.234.960 ton dan produksi batubara IUP sebanyak 61.717.236 ton. Lokasi endapan batubara tersebut bertempat di Kabupaten Tanah Laut, Tanah Bumbu, Kotabaru, Banjar, Tapin, Hulu Sungai Selatan, Balangan dan Tabalong (PMPTSP, 2021) .

Penelitian mengenai batubara sebelumnya telah dilakukan oleh beberapa peneliti yaitu penelitian oleh Suat (Ozturk & Ozturk, 2018) menggunakan metode ARIMA, didapatkan model ARIMA (1,1,1) untuk konsumsi batubara, ARIMA (0,1,0) untuk konsumsi minyak, ARIMA (0,0,0) untuk konsumsi gas alam, ARIMA (1,1,0) untuk konsumsi energi terbarukan dan ARIMA (0,1,2) untuk total konsumsi energi. Hasilnya menunjukkan bahwa konsumsi energi Turki akan terus meningkat hingga akhir tahun 2010. Konsumsi batubara, minyak, gas alam, energi terbarukan dan energi total akan terus meningkat dengan rata-rata tahunan sebesar 4,57%, 3,92%, 1,64% dan 4,20%, masing-masing dalam 25 tahun kedepan. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh (Rahmi & Taufiq, 2017) menggunakan metode *Single Exponential Smoothing* dengan uji perhitungan chi-kuadrat terhadap data aktual menghasilkan perbedaan signifikan sebesar 83% dan tidak ada perbedaan signifikan sebesar 17%. Sedangkan yang tidak menggunakan sistem akan menghasilkan perbedaan signifikan sebesar 96% dan tidak ada perbedaan signifikan sebesar 4%.

Berdasarkan grafik produksi batubara didapatkan hasil pada beberapa tahun terakhir produksi batubara pada PT. Arutmin Asam Asam mengalami ketidakstabilan jumlah produksi. Ketidakstabilan produksi batubara ini disebabkan beberapa faktor diantaranya faktor kerusakan alat, cuaca, kondisi tempat kerja, dan kondisi pekerja. Untuk mengatasi masalah ketidakstabilan tersebut maka perlu dilakukan peramalan jumlah produksi batubara agar perusahaan mengetahui besarnya jumlah produksi

batubara di masa yang akan datang dan akan memudahkan perusahaan untuk mengambil keputusan yang tepat berdasarkan hasil peramalan.

Berdasarkan penjelasan tersebut, perlu dilakukan penelitian untuk menerapkan tujuan penelitian dalam meramalkan jumlah produksi batubara di PT. Arutmin Indonesia Site Asam-Asam Provinsi Kalimantan Selatan menggunakan metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*).

TINJAUAN PUSTAKA

Analisis Deret Waktu

Analisis deret waktu adalah suatu pengamatan yang dibangun berurutan dalam waktu. Analisis ini dilakukan untuk memperoleh pola data deret waktu, dengan menggunakan pengamatan sebelumnya untuk memprediksi suatu nilai pada masa yang akan datang. Data yang dikumpulkan secara periodik berdasarkan urutan waktu, baik dalam jam, hari, minggu, bulan, maupun dalam tahun (Maulana, 2018).

Model ARIMA

ARIMA atau biasa disebut dengan model Box-Jenkins merupakan salah satu metode peramalan kuantitatif. Model ARIMA sangat baik digunakan dalam melakukan peramalan jangka pendek, sedangkan jika digunakan dalam peramalan jangka panjang model ARIMA kurang tepat digunakan karena hasil peramalan akan cenderung konstan. Model ARIMA adalah model peramalan yang secara penuh mengabaikan independen variabel dan suatu model yang mengasumsikan bahwa data masukan harus stasioner (Wei, 2006).

Model ARIMA dibedakan menjadi 4 kelompok yaitu *Autoregressive Model* (AR), *Moving Average Model* (MA), model campuran *Autoregressive Moving Average Model* (ARMA) yang mempunyai karakteristik dari kedua model pertama dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang melibatkan proses *differencing* serta kedua model pertama (Wulan et al., n.d.).

a. Model *Autoregressive* (AR)

Model *autoregressive* orde p , dapat ditulis $AR(p)$, secara matematis mempunyai bentuk sebagai berikut (Wirayasa, 2020) :

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + e_t \quad (1)$$

dengan

Z_t = data ke- t

ϕ_1 = parameter *autoregressive* ke-1

z_{t-p} = data pada kurun waktu ke $t-p$

e_t = nilai kesalahan pada waktu ke- t

b. Model *Moving Average* (MA)

Model *moving average* orde ke q yang dapat ditulis $MA(q)$, secara matematis memiliki bentuk sebagai berikut (Wei, 2006).

$$Z_t = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (2)$$

dengan

e_{t-q} = nilai kesalahan pada saat $t-q$

θ_q = parameter *moving average* yang berordo ke- q

c. Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

Model umum untuk campuran dari model $AR(p)$ dan model $MA(q)$ atau $ARMA(p,q)$ secara matematis dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006).

$$z_t = \phi_1 z_{t-1} + \dots + \phi_p z_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (3)$$

dengan

ϕ_p = parameter *autoregressive* ke- p

p = orde AR

q = orde MA

d. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Bentuk umum model ARIMA pada orde p,q dengan *differencing* sebanyak d atau $ARIMA(p,d,q)$ sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\phi_p B(1 - B)^d z_t = \theta_q(B) e_t \quad (4)$$

dengan

B = Operator *backshift*

METODE PENELITIAN

Terdapat 1 (satu) variabel yang diteliti dalam tulisan ini, yaitu produksi batubara. Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari PT Arutmin Indonesia Site Asam-Asam, yang berupa data *time series* selama 13 tahun, yaitu dari bulan Januari 2010 hingga Desember 2022.

Proses analisis data diawali dengan melakukan peramalan metode ARIMA adalah menentukan model yang akan digunakan untuk peramalan. Untuk mengetahui apakah data sudah stasioner terlebih dahulu dengan menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF), kemudian jika diketahui bahwa data tidak stasioner maka dilakukan transformasi terlebih dahulu dengan metode *differencing* dan transformasi *BoxCox* (Rosadi, 2011).

Setelah langkah awal terpenuhi maka selanjutnya adalah menentukan model yang akan digunakan dengan cara membandingkan koefisien autokorelasi dan autokorelasi parsial dari data tersebut (Harianto, 2018). Tahapan selanjutnya dalam model ARIMA yaitu, melakukan taksiran parameter-parameter yang tepat dalam

model tersebut. Estimasi/taksiran model adalah suatu penduga parameter model agar model sementara yang sudah didapatkan bisa digunakan dalam melakukan parameter. Setelah diperoleh nilai estimasi dari masing-masing parameter, kemudian dilakukan pengujian signifikansi parameter untuk mengetahui apakah model sudah layak atau belum untuk digunakan (Pamungkas, 2016).

Langkah selanjutnya adalah pemeriksaan diagnostik yang dilakukan untuk menguji kelayakan model ARIMA (p,d,q) yang sudah didapat sebelumnya. Uji kesesuaian model adalah uji yang dilakukan untuk melihat apakah model ARIMA sudah memenuhi asumsi *white noise* atau residual bersifat acak dan berdistribusi normal (Asalia, 2018).

Pengujian ini dilakukan melalui 2 tahap uji yaitu :

(1) Uji Residual Bersifat Acak

Uji residual bersifat acak ini bertujuan untuk mengetahui apakah residual bersifat acak dapat menggunakan uji *Ljung-Box* dengan hipotesis berikut (Harianto, 2018) :

a) Hipotesis :

$$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0 \text{ (residual tidak bersifat acak)}$$

$$H_1: \rho_i \neq 0, i = 1, 2, 3, \dots, k \text{ (residual bersifat acak)}$$

b) Statistik uji dengan menggunakan uji Ljung-Box :

$$Q^* = n(n + 2) \sum_{k=2}^{n-k} \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)} \quad (5)$$

c) Daerah Penolakan

Tolak H_0 jika $Q^* > \chi_{\alpha, m-p-q}^2$ atau $p - value > \alpha$ dengan m adalah lag, p adalah orde AR dan q adalah orde MA, $m-p-q$ adalah derajat bebas.

(2) Uji Residual Berdistribusi Normal

Uji Residual berdistribusi normal ini bertujuan untuk mengetahui apakah data tersebut telah memenuhi asumsi kenormalan atau belum. Untuk menguji normalitas residual dapat digunakan uji hipotesis. Diantaranya ada uji *Jarque-Bera* dan uji *Kolmogorov-Smirnov* ($n > 0.05$) serta uji *Shapiro-Wilk* ($n < 0.05$) (Yunita, 2019).

Alat ukur yang digunakan untuk menghitung kesalahan prediksi dalam peramalan ini yaitu *Root Mean Squad Error* (RMSE). Nilai *Root Mean Squad Error* (RMSE) diperoleh dengan cara menghitung nilai akar dari rata-rata kuadrat dari nilai kesalahan yang menggambarkan selisih antara data observasi dengan nilai hasil prediksi, dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut ini (Kadir, 2017) :

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

Dimana :

n = banyaknya data

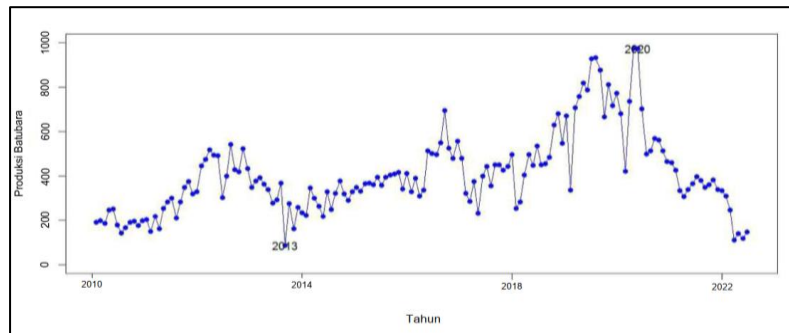
Z_t = data aktual pada t

\hat{Z}_t = data hasil peramalan pada waktu t

Langkah terakhir adalah menggunakan model terbaik yang telah di tetapkan untuk peramalan. Salah satu hal yang paling penting dalam analisis deret waktu ini adalah meramalkan nilai di masa yang akan datang (*forecasting*) (Harianto, 2018).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelum dilakukan pemodelan data produksi batubara PT Arutmin Indonesia Site Asam-Asam dari Januari 2010 – Desember 2022 yang berjumlah sebesar 156 data. Berikut adalah grafik *time series* data hasil produksi batubara yang diambil setiap bulan pada Januari 2010 sampai bulan Desember 2022.



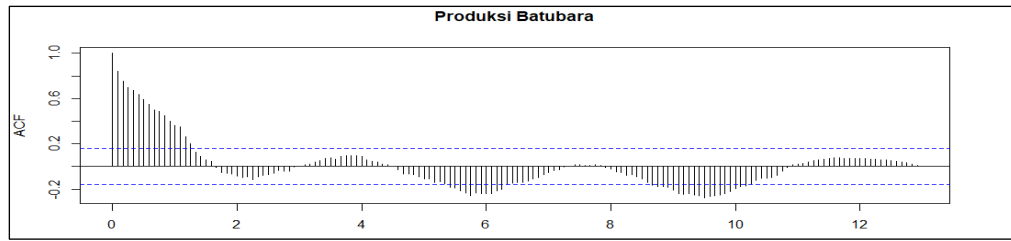
Gambar 1. Plot Time Series Produksi Batubara

Berdasarkan Gambar 1 terlihat bahwa produksi batubara paling banyak diproduksi pada bulan ke-130 atau bulan Oktober 2020 sebanyak 975.370,1758 ton. Pada gambar tersebut juga menunjukkan bahwa hasil produksi batubara periode Januari 2010 – Desember 2022 mengalami peningkatan atau penurunan setiap bulan dan cenderung tidak konstan terhadap suatu nilai tertentu. Hal itu menunjukkan bahwa data tersebut tidak stasioner dalam rata rata maupun varian. Dikarenakan secara grafik data produksi batubara belum stasioner maka untuk memastikan bahwa data tersebut sudah stasioner dalam rata-rata maupun varians, yaitu dengan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF).

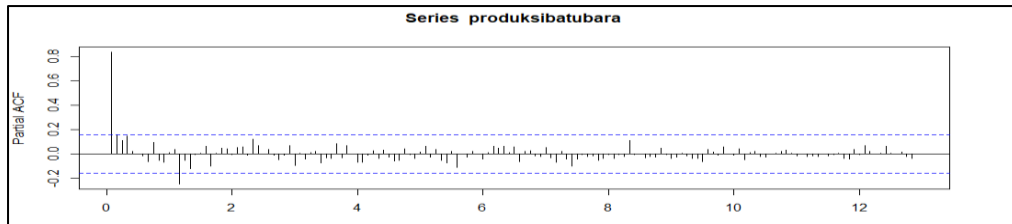
Tabel 1. Hasil uji *Augmented Dickey Fuller* dari Produksi Batubara

<i>Dickey-Fuller</i>	<i>p-value</i>	<i>Alternative Hypothesis</i>
-1.1685	0.9087	Stationary

Dari Tabel 1, dapat dilihat bahwa nilai *p-value* dari hasil uji *Augmented Dickey Fuller* adalah 0.9087 lebih besar dari taraf signifikansi α yaitu sebesar 5%. Maka dari itu dapat disimpulkan bahwa nilai *p-value* uji *Augmented Dickey Fuller* data asli produksi batubara belum stasioner dalam rata-rata dan varians.

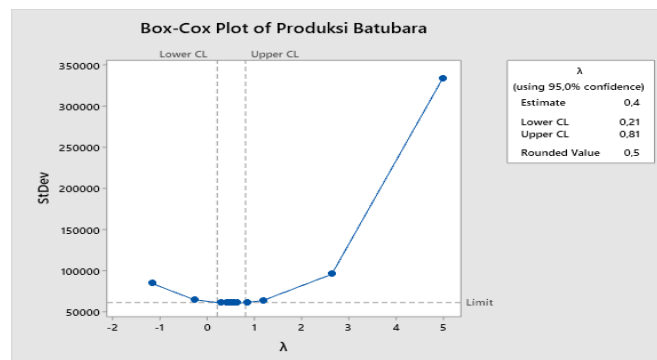


Gambar 2. Plot ACF Produksi Batubara



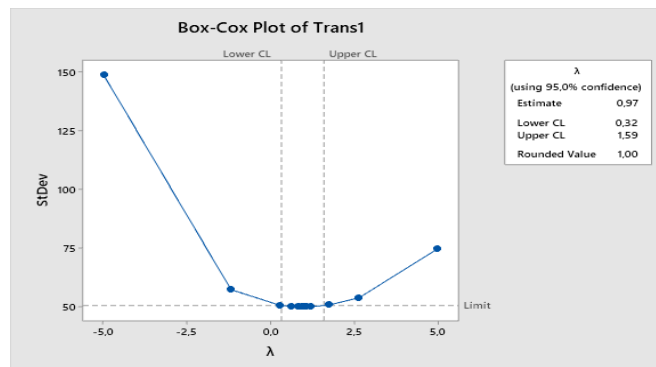
Gambar 3. Plot PACF Produksi Batubara

Berdasarkan Gambar 2 dan Gambar 3 menunjukkan data tidak stasioner. Maka dari itu dapat disimpulkan bahwa data asli produksi batubara belum stasioner dalam rata-rata dan varians. Berdasarkan plot *time series*, uji *Augmented Dickey Fuller*, plot ACF dan PACF bahwa data belum stasioner dalam rata rata dan varians, maka dilakukan transformasi *boxcox* dengan perintah $\lambda = \text{BoxCox}.\lambda(\text{data})$, kemudian dilanjutkan dengan proses *differencing* dengan perintah $\text{diff}()$ agar data stasioner. Data dikatakan stasioner dalam ragam dan varian apabila hasil dari *rounded value* dalam plot *boxcox* bernilai 1.



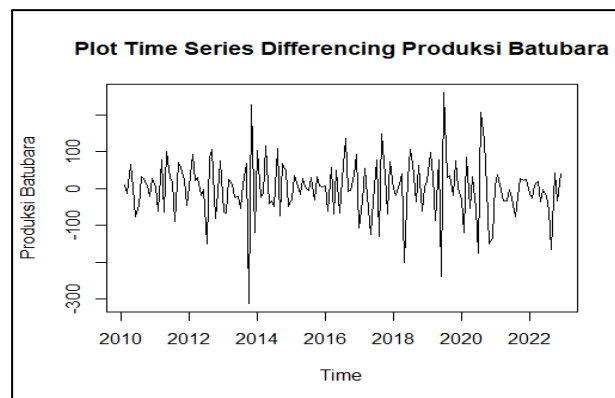
Gambar 4. Plot *BoxCox* dari Produksi Batubara

Dari Gambar 4 merupakan hasil perhitungan *BoxCox* pada data asli didapatkan rounded value sebesar 0.5, hal ini menunjukkan bahwa data asli belum stasioner dalam varian. Maka langkah selanjutnya dilakukan perhitungan untuk mentransformasikan data asli dengan melakukan transformasi akar kuadrat terhadap lambda yang telah diperoleh sebelumnya, sehingga didapat hasil transformasi *BoxCox* sebagai berikut :



Gambar 5. Plot Transformasi BoxCox

Dari Gambar 5 diatas terlihat bahwa plot transformasi *BoxCox* menghasilkan nilai *rounded value* sebesar 1 serta berada pada batas bawah 0.32 dan batas atas 1.59 sehingga dapat disimpulkan bahwa data transformasi sudah stasioner dalam varians (ragam). Kemudian dilanjutkan dengan proses *differencing* untuk melihat apakah data sudah stasioner dalam rata-rata atau belum.



Gambar 6. Plot Time Series dari *Differencing*

Setelah dilakukan *differencing* yang pertama pada data produksi batubara, maka didapatkan plot hasil *differencing* yang dapat dilihat pada gambar 6 diatas, data menunjukkan adanya peningkatan atau penurunan dari waktu ke waktu dan konstan dalam suatu nilai tertentu. Hal ini menunjukkan data hasil *differencing* pertama sudah stasioner.

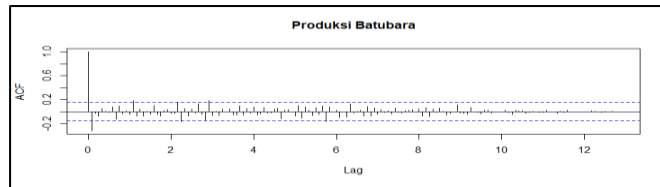
Tabel 2. Hasil uji *Augmented Dickey Fuller* dari data *differencing*

<i>Dickey-Fuller</i>	<i>p-value</i>	<i>Alternative Hypothesis</i>
-6.039	0.01	stationary

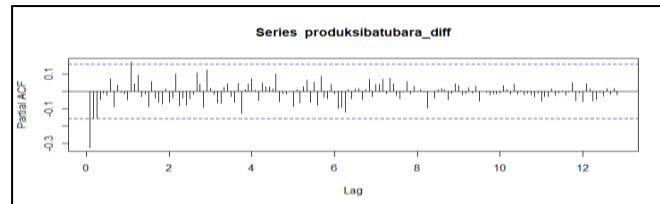
Berdasarkan hasil uji *Augmented Dickey Fuller* dari data *differencing* pertama pada Tabel 2 menunjukkan bahwa data sudah stasioner. Dapat dilihat dari nilai *p-value*

yang sebesar 0.01 lebih kecil dari taraf signifikansi α yaitu sebesar 0.05. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data dikatakan sudah stasioner dalam rata-rata dan varians.

Selanjutnya dilakukan estimasi model untuk melihat apakah data *differencing* sudah stasioner dalam rata-rata dan varians pada plot ACF dan PACF. Berikut plot data *differencing* ACF dan PACF



Gambar 7. Plot ACF *differencing*



Gambar 8. Plot PACF *differencing*

Berdasarkan Gambar 7 dan Gambar 8 menunjukkan data telah stasioner setelah dilakukan proses *differencing*. *Differencing* pola ACF dan PACF menunjukkan bahwa pola data turun secara *exponensial* sehingga dapat dikatakan *dies down*.

a. ARIMA (1,1,2)

Tabel 3. Hasil Analisa Model ARIMA (1,1,2)

Parameter	Coefficient	Standar Error	RMSE	Log Likelihood	AIC
ϕ_1	0.166	0.338			
θ_1	-0.4976	0.3324	92867.74	-1993.58	3995.15
θ_2	-0.0834	0.1522			

Berdasarkan Tabel 3 diatas, didapatkan nilai masing-masing koefisien adalah $\phi_1 = 0.166$ dengan nilai *standar error* = 0.338, $\theta_1 = -0.4976$ dengan nilai *standar error* = 0.3324 dan $\theta_2 = -0.0834$ dengan nilai *standar error* = 0.1522, nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) = 92867.74, nilai *log likelihood* = -1842.64 dan nilai AIC (*Akaike Info Criterion*) = 3995.15.

b. ARIMA (2,1,1)

Tabel 4. Hasil Analisa Model ARIMA (2,1,1)

Parameter	Coefficient	Standar Error	RMSE	Log Likelihood	AIC
ϕ_1	0.2596	0.1848			
ϕ_2	-0.0723	0.1038	92806.47	-1993.48	3994.95
θ_1	-0.5872	0.1706			

Berdasarkan Tabel 4, didapatkan nilai masing-masing koefisien adalah $\phi_1 = 0.2596$ dengan nilai *standar error* = 0.1848, $\phi_2 = -0.0723$ dengan nilai *standar error* = 0.1038 dan $\theta_1 = -0.5872$ dengan nilai *standar error* = 0.1706, nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) = 92806.47, nilai *log likelihood* = -1993.48 dan nilai AIC (*Akaike Info Criterion*) = 3994.95.

c. ARIMA (2,1,2)

Tabel 5. Hasil Analisa Model ARIMA (2,1,2)

Parameter	Coefficient	Standar Error	RMSE	Log Likelihood	AIC
ϕ_1	1.4556	0.1918			
ϕ_2	-0.5682	0.1843	92173.1	-1992.62	3995.24
θ_1	-1.7711	0.1434			
θ_2	0.8532	0.1467			

Berdasarkan Tabel 5, didapatkan nilai masing-masing koefisien adalah $\phi_1 = 1.4556$ dengan nilai *standar error* = 0.1918, $\phi_2 = -0.5682$ dengan nilai *standar error* = 0.1843, $\theta_1 = -1.7711$ dengan nilai *standar error* = 0.1434 dan $\theta_2 = 0.8532$ dengan nilai *standar error* = 0.1467, nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) = 92173.1, nilai *log likelihood* = -1992.62 dan nilai AIC (*Akaike Info Criterion*) = 3995.24.

d. ARIMA (2,1,3)

Tabel 6. Hasil Analisa Model ARIMA (2,1,3)

Parameter	Coefficient	Standar Error	RMSE	Log Likelihood	AIC
ϕ_1	-0.8092	0.2323			
ϕ_2	-0.6049	0.2246			
θ_1	0.4752	0.2232	92029.74	-1992.24	3996.48
θ_2	0.2104	0.2168			
θ_3	-0.3896	0.0864			

Berdasarkan Tabel 6, didapatkan nilai masing-masing koefisien adalah $\phi_1 = -0.8092$ dengan nilai *standar error* = 0.2323, $\phi_2 = -0.6049$ dengan nilai *standar error* = 0.2246, $\theta_1 = 0.4752$ dengan nilai *standar error* = 0.2232, $\theta_2 = 0.2104$ dengan nilai *standar error* = 0.2168 dan $\theta_3 = -0.3896$ dengan nilai *standar error* = 0.0864, nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) = 92029.74, nilai *log likelihood* = -1992.24 dan nilai AIC (*Akaike Info Criterion*) = 3996.48.

Langkah selanjutnya adalah melakukan *diagnosa checking*, data residual masing-masing model diperlukan untuk melakukan beberapa uji dan analisis. Dalam hal ini uji *white noise* dan uji normalitas harus terpenuhi, untuk menguji bahwa residual bersifat acak dapat dilakukan dengan uji *Ljung-Box* dan untuk residual berdistribusi normal dapat dilakukan dengan uji *Kolmogorov-Smirnov*. Langkah pertama untuk memeriksa apakah residual bersifat acak atau tidak dengan cara melakukan uji *Ljung-Box* sebagai berikut :

Tabel 7. Hasil uji *Ljung-Box*

Model ARIMA	χ^2	<i>p-value</i>
(1,1,2)	5.4981e-05	0.9941
(2,1,1)	0.0064064	0.9362
(2,1,2)	0.14634	0.7021
(2,1,3)	0.026089	0.8717

Berdasarkan Tabel 7, didapatkan nilai *p-value* dari hasil uji *Ljung-Box* setiap model ARIMA adalah sebesar 0.9941 untuk model ARIMA (1,1,2), 0,9362 untuk model ARIMA (2,1,1), 0,7021 untuk model ARIMA (2,1,2), dan 0.8717 untuk model ARIMA (2,1,3) dengan taraf signifikansi α yaitu sebesar 0.05, hipotesis yang digunakan pada pengujian *Ljung-Box* adalah :

$$H_0 : \rho_k = 0 \quad (\text{residual tidak bersifat acak})$$

$$H_1 : \rho_i \neq 0 \quad (\text{residual bersifat acak})$$

Dapat disimpulkan bahwa nilai *p-value* uji *Ljung-box* dari semua model ARIMA lebih besar dari taraf signifikansi atau dengan kata lain H_0 ditolak yang berarti semua model ARIMA yang terbentuk residualnya bersifat acak atau *white noise*. Untuk langkah selanjutnya adalah dengan menguji apakah residual berdistribusi normal. Uji ini dilakukan dengan cara melakukan uji *Kolmogorov-Smirnov* sebagai berikut :

Tabel 8. Hasil *Kolmogorov-Smirnov Test*

Model ARIMA	D	<i>p-value</i>
(1,1,2)	0.082712	0.2362
(2,1,1)	0.08325	0.2298
(2,1,2)	0.080511	0.2641
(2,1,3)	0.080643	0.2623

Berdasarkan Table 8, terlihat bahwa nilai p -value dari hasil uji distribusi normal residual setiap model ARIMA yaitu untuk model ARIMA (1,1,2) sebesar 0.2362, model ARIMA (2,1,1) sebesar 0.2298, model ARIMA (2,1,2) sebesar 0.2641, dan model ARIMA (2,1,3) sebesar 0.2623. Dapat disimpulkan bahwa nilai p -value uji *Kormogorov-Smirnov* dari semua model ARIMA lebih besar dari taraf signifikansi α yaitu sebesar 0.05 yang berarti semua model ARIMA yang terbentuk residualnya berdistribusi normal.

Berdasarkan uji kesesuaian model yang sudah dilakukan dapat dikatakan bahwa model ARIMA (1,1,2), ARIMA (2,1,1), ARIMA (2,1,2), dan ARIMA (2,1,3) memenuhi asumsi residual *white noise* yang dimana residual bersifat acak dan berdistribusi normal. Secara ringkas evaluasi model yang sudah dilakukan dapat dilihat pada tabel berikut ini :

Tabel 9. Rangkuman Evaluasi Model

Model ARIMA	Residual	
	Acak	Normal
ARIMA (1,1,2)	Ya	Ya
ARIMA (2,1,1)	Ya	Ya
ARIMA (2,1,2)	Ya	Ya
ARIMA (2,1,3)	Ya	Ya

Berdasarkan Tabel 9 yang telah diuraikan, terdapat empat model ARIMA yang terbentuk dan dikatakan layak digunakan karena sudah memenuhi syarat asumsi residual bersifat acak dan berdistribusi normal. Untuk pemilihan model terbaik dapat dilihat dari hasil estimasi model dengan melihat nilai *error* atau MSE yang terkecil. Berikut ini adalah rangkuman hasil nilai *Root Mean Square Error* (MSE) dari keempat model ARIMA yang terbentuk.

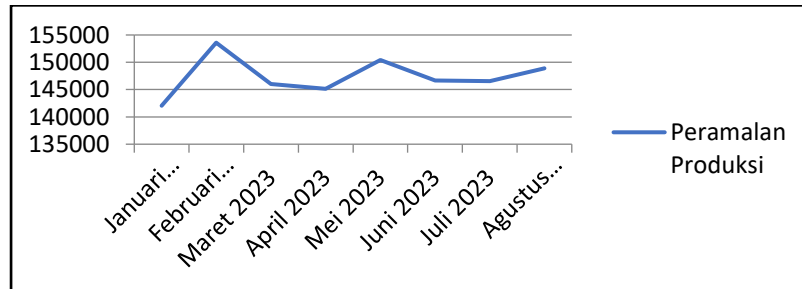
Tabel 10. Rangkuman hasil nilai *Root Mean Square Error* (RMSE)

Model ARIMA	<i>Root Mean Square Error</i> (RMSE)
ARIMA (1,1,2)	92867.74
ARIMA (2,1,1)	92806.47
ARIMA (2,1,2)	92173.1
ARIMA (2,1,3)	92029.74

Berdasarkan Tabel 10 yang telah diuraikan, dari keempat model tersebut ARIMA (2,1,3) mempunyai nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) terkecil sehingga model peramalan yang paling baik dan tepat digunakan untuk meramalkan hasil produksi batubara di PT Arutmin Indonesia site Asam-Asam adalah model ARIMA (2,1,3). Model ARIMA (2,1,3) juga dapat dilihat pula dengan persamaan sebagai berikut :

$$Z_t = 0.1908Z_{t-1} - 1.4141Z_{t-2} + 0.6049Z_{t-3} - 0.4752a_{t-1} - 0.2104a_{t-2} + 0.3896a_{t-3} + a_t$$

Didapatkan hasil peramalan produksi batubara untuk 8 bulan kedepan sebagai berikut :



Gambar 9. Hasil Peramalan Produksi Batubara Bulan Januari – Agustus 2023

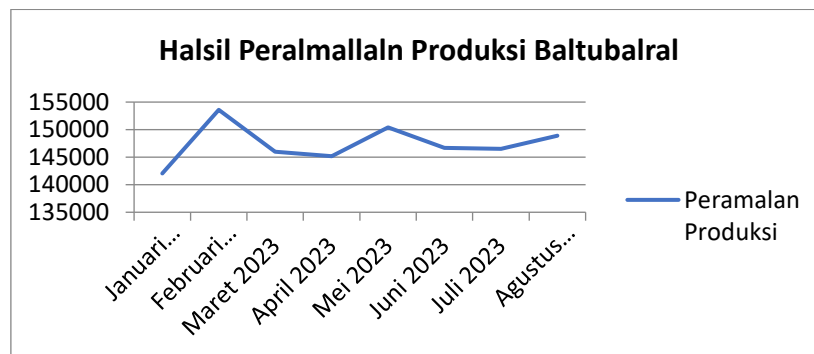
Berdasarkan penelitian di atas, didapatkan bahwa hasil penelitian produksi batubara cenderung mengalami ketidakstabilan, yaitu dengan hasil peramalan untuk 8 bulan kedepan sebagai berikut.

Tabel 11. Hasil Peramalan

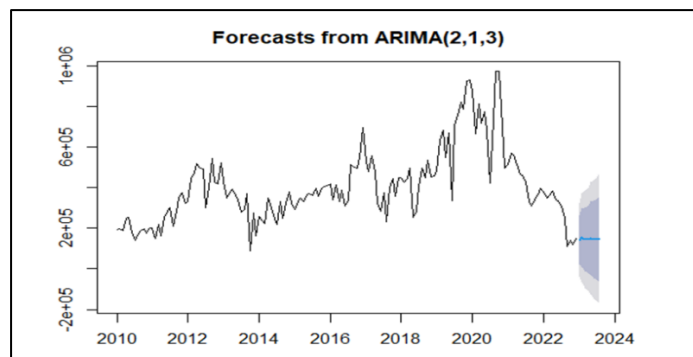
Tahun 2023		
No	Bulan	Peramalan Jumlah Produksi
1	Januari	142044.8
2	Februari	153590.1
3	Maret	146008.3
4	April	145159.9
5	Mei	150432.3
6	Juni	146679.3
7	Juli	146527.0
8	Agustus	148920.2

Pada Tabel 11 dapat dilihat bahwa, hasil peramalan data produksi batubara mengalami ketidakstabilan dalam jumlah produksi batubara, hal ini bisa saja pada terjadi pada data historis yang paling baru. Menurunnya hasil peramalan produksi batubara yang mana bisa saja disebabkan berbagai faktor. Berdasarkan hasil penelitian dengan menggunakan metode ARIMA diawali dengan melihat plot data produksi batubara untuk mengetahui kestasioneran data dengan melakukan pemeriksaan data dalam nilai rata-rata dan juga varian. Kemudian dari hasil identifikasi model setidaknya didapatkan 4 model yang memungkinkan untuk digunakan dalam peramalan yaitu ARIMA (1,1,2), ARIMA (2,1,1), ARIMA (2,1,2) dan ARIMA (2,1,3). Setelah dilakukan verifikasi dengan mengecek nilai RMSE atau nilai *error* yang dimiliki keempat model yang terbentuk yaitu model ARIMA (1,1,2) mempunyai

nilai RMSE sebesar 92867.74, model ARIMA (2,1,1) mempunyai nilai RMSE sebesar 92806.47, model ARIMA (2,1,2) mempunyai nilai RMSE sebesar 92173.1 dan model ARIMA (2,1,3) mempunyai nilai RMSE sebesar 92029.74, maka dapat disimpulkan bahwa model yang paling baik digunakan adalah model ARIMA (2,1,3) karena memiliki nilai RMSE terkecil untuk model peramalan produksi batubara di PT Arutmin Indonesia Site Asam-Asam. Berdasarkan hasil peramalan tersebut didapatkan bahwa hasil produksi batubara cenderung akan mengalami penurunan, yaitu dengan hasil peramalan untuk 8 bulan ke depan pada Gambar 10 dan Gambar 11 sebagai berikut:



Gambar 10. Hasil Peramalan 8 Bulan



Gambar 11. Data Historis dan Hasil Peramalan

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa model terbaik metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) yang digunakan untuk melakukan peramalan produksi batubara di PT Arutmin Indonesia site Asam-Asam adalah model ARIMA (2,1,3). Hal ini ditunjukkan oleh nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) yang lebih kecil dibandingkan model yang lain yaitu sebesar 92029.74. Model ARIMA (2,1,3) dapat dilihat pula dengan persamaan sebagai berikut:

$$Z_t = 0.1908Z_{t-1} - 1.4141Z_{t-2} + 0.6049Z_{t-3} - 0.4752a_{t-1} - 0.2104a_{t-2} \\ + 0.3896a_{t-3} + a_t$$

Dari model terbaik yang terpilih, diperoleh hasil peramalan produksi batubara di PT Arutmin Indonesia Site Asam-Asam Provinsi Kalimantan Selatan untuk 8 bulan kedepan (Januari – Agustus 2023) tidak menunjukkan adanya kestabilan atau terjadi kenaikan dan penurunan pada hasil peramalan yang didapatkan.

REFERENSI

- Arif, I. (2022). *Era Baru Batubara Indonesia*. Gramedia Pustaka Utama.
- Asalia, R. (2018). *Peramalan Produksi Roti Gulung Pada Industri Rumah Tangga Lautan Kue Menggunakan Metode ARIMA Berbantu Minitab 14 For Windows*. Universitas Sanata Dharma.
- ESDM. (2021). *Cadangan Batubara Masih 38,84 Miliar Ton, Teknologi Bersih Pengelolaannya Terus Didorong*. Kementerian Energi Dan Sumber Daya Mineral. <https://www.esdm.go.id/id/media-center/arsip-berita/cadangan-batubara-masih-3884-miliar-ton-teknologi-bersih-pengelolaannya-terus-didorong>
- Harianto. (2018). *Penggunaan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) untuk Prakiraan Jumlah Permintaan Gula Rafinasi (Studi Kasus: PT. Makassar Tene)*. Universitas Islam Negeri Alauddin.
- Kadir, N. A. (2017). *Verifikasi Prediksi Enso Musiman Menggunakan Formula Willmott*.
- Maulana, H. A. (2018). Pemodelan Deret Waktu Dan Peramalan Curah Hujan Pada Dua Belas Stasiun Di Bogor. *Jurnal Matematika Statistika Dan Komputasi*, 15(1), 50. <https://doi.org/10.20956/jmsk.v15i1.4424>
- Ozturk, S., & Ozturk, F. (2018). Forecasting Energy Consumption of Turkey by Arima Model. *Journal of Asian Scientific Research*, 8(2), 52–60. <https://doi.org/10.18488/journal.2.2018.82.52.60>
- Pamungkas, M. H. (2016). *Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan Kalman Filter untuk Peramalan Permintaan Darah (Studi Kasus: UTD PMI Surabaya)*. <http://repository.its.ac.id/901/>
- PMPTSP. (2021). *Potensi Pertambangan*. Dinas Penanaman Modal Dan Pelayanan Terpadu Satu Pintu Provinsi Kalimantan Selatan. <https://dpmptsp.kalselprov.go.id/web/potensi-pertambangan/>
- Rahmi, A., & Taufiq. (2017). Peramalan Persediaan Material Batubara Dengan Metode Single Exponential Smoothing. *STMIK Banjarbaru*, 13(1), 1577–1586.
- Rosadi, D. (2011). *Analisis Ekonometrika Runtun Waktu Terapan* (N. W. Kurniawan (ed.); 1st ed.). Penerbit Andi. Yogyakarta.
- Wei, W. W. S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods* (D. Lynch, S. Oliver, & R. Hampton (eds.); 2nd ed.). Addison Wesley. Boston.

<https://doi.org/10.2307/1269015>

- Wirayasa, I. K. A. (2020). *Peramalan Jumlah Produksi Padi Kabupaten Luwu Timur Dengan Menggunakan Model ARIMA*. Universitas Cokroaminoto Palopo.
- Wulan, S. J. C., Utami, T. W., & Haris, M. Al. (n.d.). *Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di Jabodetabek Menggunakan Metode Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average-Radial Basis Function Neural Network (ARIMA-RBFNN)*.
- Yunita, T. (2019). Peramalan Jumlah Penggunaan Kuota Internet Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). *Journal of Mathematics: Theory and Applications*, 1(2), 16–22.