ESTIMATOR : Journal of Applied Statistics, Mathematics, and Data Science
2023; I(2); 42-51
Publish Online 16 12 2023

ANALISIS *FORECASTING* PENJUALAN BRIKET BATU BARA DENGAN METODE ARIMA BOX-JENKINS

Dewi Mashitasari[1*], Soehardjoepri[2]
[1] Program Studi Statistik, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas PGRI Argopuro Jember,
sarishita0423@gmail.com
[2]Departemen Aktuaria, Fakultas Sains dan Analitika Data, ITS Surabaya,
djoepri.it@gmail.com
[*]Penulis Korespondensi

Abstrak. Salah satu bahan bakar alternatif yang populer beberapa tahun terakhir adalah batu bara. Salah satu olahan batu bara yaitu briket batu bara. PT. Tambang Batu Bara Bukit Asam Tbk. Gresik merupakan Badan Usaha Milik Negara yang bergerak dibidang pertambangan dan pengembangan briket batu bara. Oleh karena itu sebagai perusahaan besar, PT. Tambang Batu Bara Bukit Asam Tbk. harus mampu memberikan pelayanan yang memuaskan bagi costumer. Penelitian ini memberikan gambaran kepada perusahaan tentang cara memprediksi angka penjualan briket batu bara. Untuk mendapatkan nilai prediksi dibutuhkan suatu metode. Dalam penelitian ini, menyajikan sebuah metode, yaitu Metode ARIMA Box-Jenkins. Dari analisa data, didapatkan metode yang tepat untuk memprediksi penjualan briket batu bara, yaitu ARIMA(0,1,1) dengan persamaan :

$$Z_t - Z_{t-1} = 8{,}85879 d_2 - 10{,}34225 d_3 - 15{,}01105 d_4 + a_t - 10{,}95928 a_{t-1}$$

Kata kunci: ARIMA Box-Jenkins, *forecasting*

Abstract. *One of the alternative fuels that has become popular in recent years is coal. One of the processed coal is coal briquettes. PT. Tambang Batu Bara Bukit Asam Tbk. Gresik is a State-Owned Enterprise which operates in the mining and development of coal briquettes. Therefore, as a large company, PT. Tambang Batu Bara Bukit Asam Tbk. must be able to provide satisfactory service to customers. This research provides companies with an idea of how to predict coal briquette sales figures. To get predicted values, a method is needed. In this research, a method is presented, namely the Box-Jenkins ARIMA Method. From data analysis, the correct method for predicting coal briquette sales was obtained, namely ARIMA(0,1,1) with the equation:*

$$Z_t - Z_{t-1} = 8{,}85879 d_2 - 10{,}34225 d_3 - 15{,}01105 d_4 + a_t - 10{,}95928 a_{t-1}$$

Keywords: *ARIMA Box-Jenkins, forecasting*

Cara Menulis Sitasi: Mashitasari, D., Soehardjoepri. (2023). *Analisis Forecasting Penjualan Briket Batu Bara dengan Metode Arima Box-Jenkins*. Estimator, 1 (2), 42-51.

DITERIMA: 1 Oktober 2023 DISETUJUI: 1 Desember 2023 ONLINE: 16 Desember 2023

1. PENDAHULUAN

Salah satu Sumber Daya Alam Indonesia yang mulai diperhitungkan saat ini adalah batu bara [5]. Salah satu olahan batu bara yang menjadi populer saat ini yaitu briket batu bara. Sejak beberapa tahun terakhir, briket batu bara menjadi salah satu bahan alternatif pengganti BBM. Adapun beberapa keunggulan dari briket batu bara adalah tidak berasap dan tidak berbau, tidak beracun, aman (tidak ada resiko meledak), abu sisa pembakaran briket dapat dimanfaatkan sebagai abu gosok, campuran pupuk dan bahan bangunan. Briket batu bara banyak digunakan untuk memasak, pemanas (peternakan ayam), pengeringan (tembakau, karet, kopi), pembakaran (genteng, gamping).

PT. Tambang Batu Bara Bukit Asam Tbk. merupakan Badan Usaha Milik Negara yang mengelola Sumber Daya Alam batu bara yang terletak di Sumatra. Di Gresik, perusahaan ini mendirikan kantor yang difokuskan pada pengembangan briket batu bara. Sebagai perusahaan besar, PT. Tambang Batu Bara Bukit Asam Tbk. harus mampu melayani permintaan masyarakat dan harus bisa memprediksi penjualan briket batu bara. Oleh karena itu, Kerja Praktek ini diharapkan dapat memberikan gambaran bagi perusahaan tentang cara memprediksi pasar.

Adapun permasalahan yang akan dibahas pada penelitian ini adalah bentuk model penjualan briket batu bara dengan menggunakan Metode ARIMA Box - Jenkins dan nilai prediksi dari penjualan briket batu bara. Tujuan dari penelitian ini adalah mendapatkan model dari penjualan briket batu bara dengan menggunakan Metode ARIMA Box - Jenkins dan mendapatkan nilai prediksi dari penjualan briket batu bara. Manfaat dari penelitian ini adalah mengetahui aplikasi dari pemodelan *Time Series*, memprediksi penjualan briket batu bara beberapa waktu yang akan dating, mengetahui perubahan (kenaikan atau penurunan) dari angka penjualan briket batu bara dan memberikan gambaran kepada perusahaan tentang bagaimana cara untuk memprediksi pasar. Penelitian ini dibatasi pada data penjualan briket batu bara dari bulan September 1997 sampai dengan bulan Agustus 2007.

Konsep Dasar *Time Series*

Dalam bukunya, Wei [1] mendefinisikan bahwa analisis *Time Series* merupakan sekumpulan deret pengamatan yang terjadi pada waktu t yang diurutkan berdasarkan urutan waktu dan dengan interval waktu yang konstan. Syarat pertama untuk menggunakan Analisis *Time Series* adalah data yang digunakan memenuhi asumsi stokastik.

Syarat berikutnya untuk menggunakan Analisis *Time Series* yaitu prosesnya harus stasioner. Suatu proses dikatakan stasioner pada orde ke-n apabila :

$$F\left(Z_{t_1}, Z_{t_2}, \ldots\ldots\ldots, Z_{t_n}\right) = F\left(Z_{t_1+k,} Z_{t_2+k}, \ldots\ldots\ldots, Z_{t_n+k}\right) \quad (1)$$

Stasioner merupakan suatu istilah yang berarti bahwa suatu proses yang membangkitkan data tersebut berada dalam kesetimbangan di sekitar nilai yang konstan (nilai rata-rata yang mendasari) dan ragam disekitar nilai tengah tersebut tetap konstan selama waktu tertentu [3].

Fungsi Autokovarian dan Fungsi Autokorelasi(ACF)

Wei [1] mengungkapkan bahwa proses stasioner Z_t dengan *mean* $E(Z_t) = \mu$ dan varian $\mathrm{var}(Z_t) = \sigma^2$ yang merupakan konstanta, dan kovarian $\mathrm{cov}(Z_t, Z_s)$ yang merupakan fungsi dengan beda waktu $|t-s|$. Oleh karena itu dapat dituliskan kovarian antara Z_t dan Z_{t+k} sebagai berikut :

$$\gamma_k = \mathrm{cov}(Z_t, Z_{t+k}) \quad (2)$$

dan korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} adalah sebagai berikut :

$$\rho_k = \frac{\operatorname{cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\operatorname{var}(Z_t)}\sqrt{\operatorname{var}(Z_{t+k})}} \tag{3}$$

dimana $\rho_k = \dfrac{\gamma_k}{\gamma_0}$, dimana $\operatorname{var}(Z_t) = \operatorname{var}(Z_{t+k}) = \gamma_0$. γ_k disebut fungsi autokovarian dan ρ_k disebut fungsi autokorelasi (ACF).

Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Fungsi autokorelasi parsial (PACF) berguna untuk mengukur tingkat korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} setelah menghilangkan pengaruh dependensi dalam variabel $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \ldots, Z_{t+k-1}$. Sehingga fungsi PACF dapat dituliskan sebagai berikut :

$$P_k = \frac{\operatorname{cov}\left[\left(Z_t - \hat{Z}_t\right), \left(Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k}\right)\right]}{\sqrt{\operatorname{var}\left(Z_t - \hat{Z}_t\right)}\sqrt{\operatorname{var}\left(Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k}\right)}} \tag{4}$$

Time Series

Box dan Jenkins mengembangkan bentuk model *Time Series*, yaitu *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Namun sebelum itu, telah diperkenalkan beberapa model *Time Series*, yaitu *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), dan *Autoregressive Moving Average* (ARMA). Adapun penjelasan untuk model ARIMA adalah sebagai berikut :

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

Jika hasil pengamatan *time series* tidak stasioner dalam *mean* dapat dilakukan *differencing*. Model ini disebut model '*integrated*' atau model dari hasil *differencing*, dengan persamaan:

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \tag{5}$$

dengan d menunjukkan banyaknya *differencing* yang dilakukan. Apabila d = 0 maka model adalah stasioner. Hasil dari model ARMA nonstasioner setelah mengalami *differencing* disebut model *autoregressive integrated moving average* dari order (p,d,q) dan dinotasikan model ARIMA(p,d,q).

Uji Signifikansi Parameter ARIMA

Uji signifikansi parameter yang digunakan adalah dengan hipotesis sebagai berikut [1] :

H_0 : $\kappa_p = 0$

H_1 : $\kappa_p \neq 0$, p=1,2,3,...,P

statistik uji yang digunakan adalah :

$$t_{hit} = \frac{\hat{\kappa}}{stdev(\hat{\kappa})} \tag{6}$$

H_0 akan ditolak apabila $|t_{hit}| > t_{(1-(\alpha/2),n-P)}$ dengan κ adalah nilai estimasi parameter, *n* adalah banyaknya pengamatan, P adalah banyaknya parameter yang ditaksir dan $stdev(\hat{\kappa})$ adalah nilai standar deviasi dari estimasi parameter κ.

Uji Kesesuaian Model

Beberapa asumsi dari residual yang harus dipenuhi dalam pemodelan *time series* yaitu *white noise* dan berdistribusi normal [4].

1. *White noise*

   Pengujian yang digunakan untuk mengetahui apakah residual bersifat *white noise* adalah dengan statistik uji *Ljung-Box*, dengan hipotesisnya sebagai berikut.

H_0 : $\rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_K = 0$
H_1 : minimal ada satu nilai $\rho_k \neq 0$, k = 1,2,3,...,K
Statistik uji :

$$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{K} \frac{\hat{\rho}_k^{\,2}}{n-k} \tag{7}$$

Keputusan : H_0 ditolak apabila nilai $Q > \chi^2_{((1-\alpha);K-P)}$ dengan P adalah jumlah parameter dalam model.

2. Distribusi Normal
   Untuk mengetahui residual berdistribusi normal dapat dilakukan pengujian dengan menggunakan statistik uji *Kolmogorov-Smirnov*, yaitu :
   H_0 : $F(X) = F_0(X)$ untuk semua nilai X
   H_1 : $F(X) \neq F_0(X)$ untuk minimal satu nilai X

   Statistik uji : $D = \text{maksimum}|\, F_0(X) - S_N(X)|$
   dengan F(X) adalah fungsi distribusi yang belum diketahui, $F_0(X)$ adalah fungsi distribusi yang dihipotesiskan yaitu berdistribusi normal dan $S_N(X)$ adalah fungsi distribusi kumulatif dari data asal (residual).
   Keputusan : tolak H_0 apabila nilai $D > D_{\text{Tabel}(n\,;\,1-\alpha)}$
   dimana n adalah banyaknya data.

Kriteria Kebaikan Model

Beberapa kriteria pemilihan model terbaik yang didasarkan pada residual dapat digolongkan menjadi dua kriteria kebaikan model, yaitu *in-sample* dan *out-sample.*

Kriteria kebaikan model *in-sample*

1. Kriteria AIC (*Akaike's Information Criterion*)
   Asumsikan bahwa model statistik dari f parameter telah diduga dari data. Untuk menaksir kualitas dari model dugaan, Akaike (1973) memperkenalkan sebuah informasi tentang suatu standar yaitu AIC sebagai berikut :

   $$\text{AIC (M)} = n \ln\left(\frac{S}{n}\right) + 2f \tag{8}$$

   dengan $S = \sum_{I=1}^{n} e_i^{\,2}$, f adalah jumlah parameter yang ditaksir (p+q) dan n merupakan jumlah pengamatan.
2. Kriteria SBC (*Schwartz's Bayesian Criterion*)
   Schwartz (1978) memberikan kriteria pemilihan lain yaitu model *bayesian* yang disebut dengan SBC :

   $$SBC(M) = n \ln\left(\frac{S}{n}\right) + f \ln n \tag{9}$$

   dengan $S = \sum_{i=1}^{n} e_i^{\,2}$, f adalah jumlah parameter yang ditaksir dan n merupakan jumlah pengamatan.

Kriteria kebaikan model *out-sample*

1. Kriteria MSE (*Mean Square Error*)
   Kesalahan rata-rata kuadrat atau MSE diperoleh dengan cara setiap kesalahan atau residual dikuadratkan, kemudian dijumlahkan dan dibagi dengan jumlah observasi.

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^{n}\left(Z_t - \hat{Z}_t\right)^2}{n} \tag{10}$$

dimana n merupakan jumlah data, Z_t merupakan nilai sebenarnya dan $\hat{Z}_t$ merupakan nilai *forecast* untuk Z_t.

2. METODE PENELITIAN

Data Penelitian

Data yang digunakan dalam Kerja Praktek ini adalah data sekunder penjualan briket batu bara yang diperoleh dari PT. Tambang Batu Bara Bukit Asam Tbk. Gresik – Unit Pengembangan Briket. Data yang digunakan sebanyak 120 pengamatan bulanan mulai bulan September 1997 sampai dengan Agustus 2007.

Langkah – langkah Analisis Data

Urutan langkah – langkah dalam menganalisis data penjualan briket batu bara adalah : studi literatur (meliputi pencarian informasi tentang Metode ARIMA), pengumpulan data (mengumpulkan data penjualan briket batu bara bulan September 1997 sampai dengan bulan Agustus 2007).

Langkah berikutnya adalah tahap memodelkan (membuat plot *Time Series*, melakukan transformasi yang sesuai apabila data tidak stasioner dalam varians dan *differencing* apabila data tidak stasioner dalam *mean*, membuat plot ACF dan PACF untuk menentukan order model *autoregressive* (AR) atau *moving average* (MA), membentuk beberapa model ARIMA berdasarkan plot ACF dan plot PACF, mengestimasi model yang sudah terbentuk, menguji syarat asumsi dari residual, menentukan model ARIMA terbaik), tahap *Forecasting* (melakukan *forecasting* dengan menggunakan Metode ARIMA)

Langkah terakhir adalah penarikan kesimpulan **(**Didapatkan model prediksi dari Metode ARIMA dan nilai prediksi angka penjualan briket batu bara).

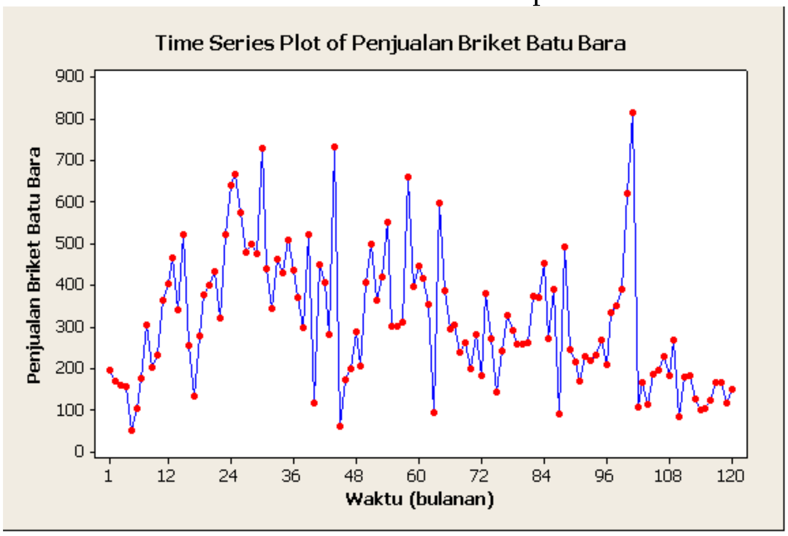
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis *Forecasting* Penjualan Briket Batu Bara

Analisis untuk *forecasting* untuk penjualan briket batu bara menggunakan metode ARIMA *Box-Jenkins*. Berikut ini adalah tahapan pemodelan menggunakan metode ARIMA *Box-Jenkins*:

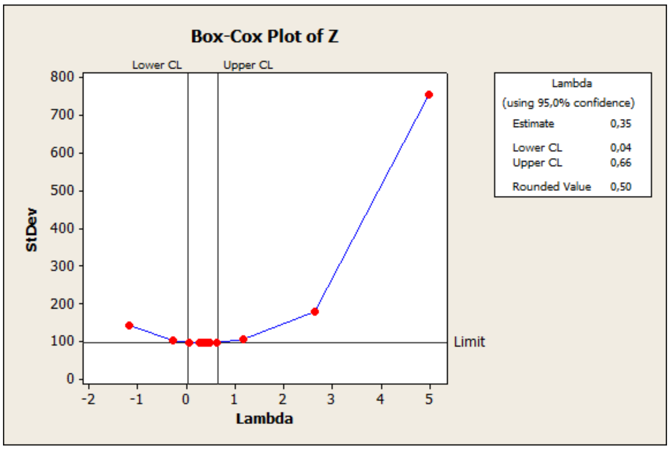
Identifikasi Model

Dalam tahap ini, diperiksa kestasioneran baik dalam *mean* maupun varians. Dari plot data terlihat bahwa data belum stasioner dalam *mean* maupun varians.



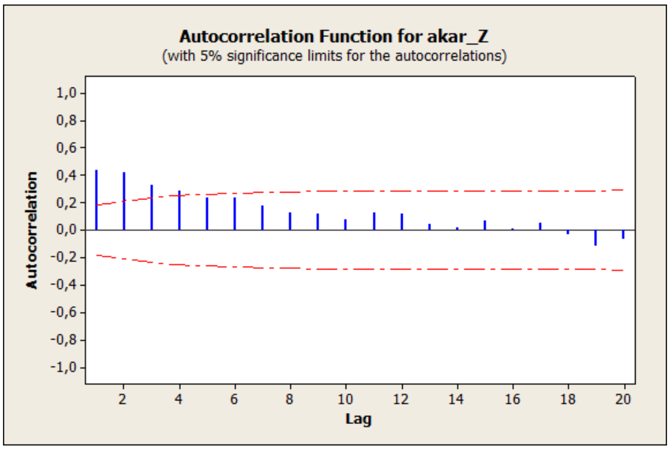
Gambar 1. Plot Data Awal

Langkah pertama yaitu menstasionerkan data dalam varian. Hal pertama yang dilakukan adalah melihat plot Box-Cox dari data awal, untuk melihat metode transformasi yang akan digunakan.



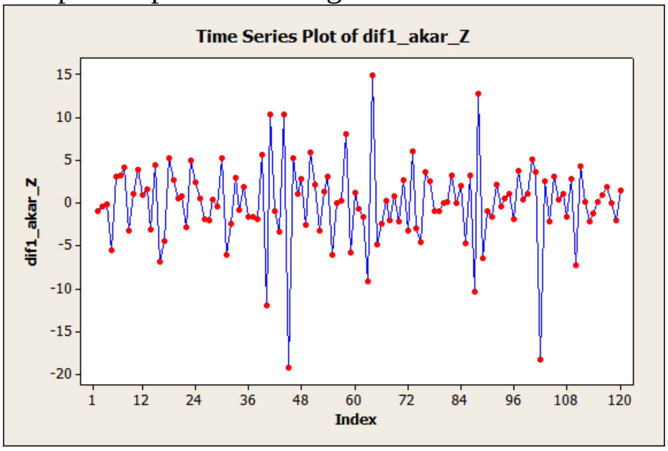
Gambar 2. Plot Box-Cox Data Awal

Dari Gambar 2 terlihat bahwa λ berada di sekitar nilai 0.5. Oleh karena itu transformasi yang digunakan adalah transformasi akar.



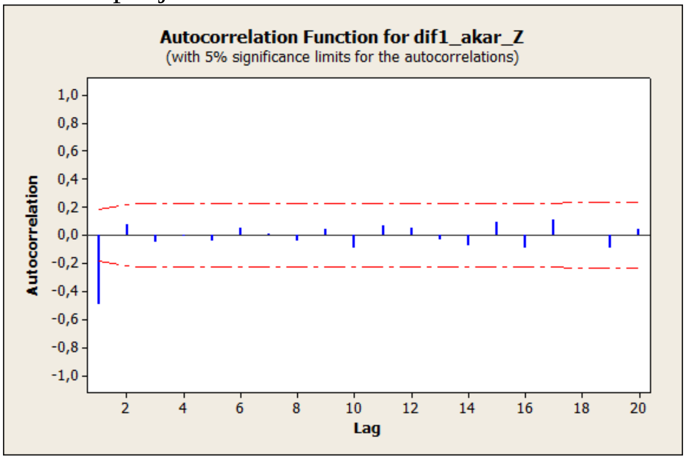
Gambar 3. Plot ACF Data Awal

Dari Gambar 3, terlihat bahwa data belum stasioner dalam *mean*. Untuk menstasionerkan data dalam *mean*, maka dilakukan *differencing* 1. Setelah dilakukan *differencing* 1, maka didapatkan plot data sebagai berikut :

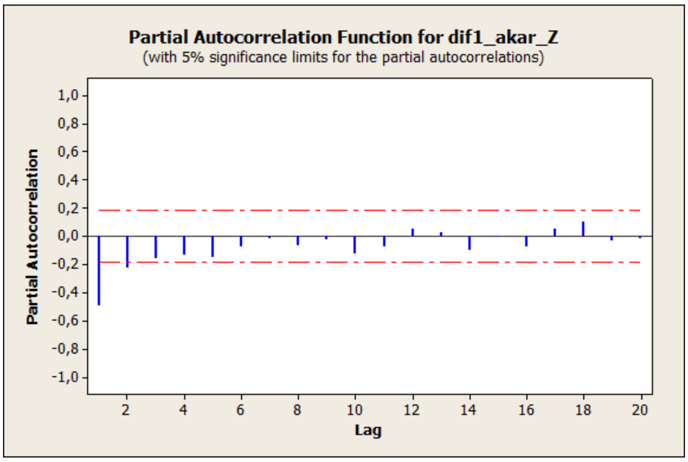


Gambar 4. Plot Data Yang Telah Stasioner

Tahap selanjutnya dilakukan pendugaan model dengan cara melihat plot ACF dan PACF data penjualan briket batu bara setelah dilakukan transformasi dan *difference*. Berikut ini Plot ACF dan PACF data penjualan briket batu bara :



Gambar 5. Plot ACF Data Yang Stasioner



Gambar 6. Plot PACF Data Yang Stasioner

Berdasarkan plot ACF dan PACF pada Gambar 5 dan Gambar 6 dapat dibentuk sebuah model, yaitu ARIMA (0,1,1) karena plot ACF menunjukkan terdapat lag yang signifikan, yaitu pada lag ke-1, sedangkan dari plot PACF terlihat bahwa nilainya turun cepat (*dies down*) [1].

Penaksiran dan Pengujian Parameter

Berikut ini adalah estimasi model dan hipotesis parameter untuk ARIMA (0,1,1) :
Pengujian terhadap parameter model
Hipotesis:

H_0 : $\theta_i = 0$ (parameter model tidak signifikan)

H_1 : $\theta_i \neq 0$,i = 1 (parameter model signifikan)

Statistik Uji:

The ARIMA Procedure

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > |t|	Lag	Variable	Shift
MA1,1	0.59527	0.07538	7.90	<.0001	1	z	0
NUM1	8.85879	3.60582	2.46	0.0155	0	d2	0
NUM2	-10.34225	3.60533	-2.87	0.0049	0	d3	0
NUM3	-15.01105	3.60340	-4.17	<.0001	0	d4	0
NUM4	10.95928	3.60340	3.04	0.0029	0	d14	0

Dimana nilai t_{hitung} diperoleh dari:

$$t_{hitung}\ MA1,1 = \frac{\hat{\theta}}{St\ dev\left(\hat{\theta}\right)} = \frac{0,59527}{0,07538} = 7,90$$

Daerah kritis :

H_0 akan ditolak apabila $|t_{hit}| > t_{(1-(\alpha/2),n-I)}$. Sehingga, dari statistik uji didapatkan $|t_{hit}| > t_{(1-(\alpha/2),n-I)}$ maka tolak H_0. Dapat disimpulkan bahwa parameter Model ARIMA (0,1,1) signifikan.

Pemeriksaan Diagnostik Model

Pengujian *white noise* dengan menggunakan statistik uji Ljung-Box:

Hipotesis:

Statistik Uji:

H_0 : $\rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_K = 0$ (residual *white noise*)

H_1 : minimal ada satu nilai $\rho_k \neq 0$, k = 1,2,3,...,K (residual tidak *white noise*)

Statistik Uji :

$$Q = n + (n+2)\sum_{k=1}^{n-k} \frac{\hat{\rho}_k^{\,2}}{n-k}$$

Perhitungannya telah dilakukan dengan bantuan SAS diperoleh hasil sebagai berikut:

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	--------------------Autocorrelations---------------					
6	1.36	5	0.9286	0.022	0.026	-0.087	0.015	-0.036	0.026
12	8.65	11	0.6539	-0.089	-0.094	-0.037	-0.098	0.100	0.132
18	20.85	17	0.2330	-0.001	-0.232	0.090	-0.072	0.099	-0.105
24	27.42	23	0.2384	-0.032	-0.122	-0.037	-0.056	0.152	0.029

Daerah kritis :

H_0 ditolak apabila nilai $Q > \chi^2_{((1-\alpha);K-P)}$. Kemudian, didapatkan nilai $Q < \chi^2_{((1-\alpha);K-P)}$ (gagal tolak H_0), sehingga dapat disimpulkan residual *white noise*.

Pengujian kenormalan residual digunakan Uji *Kolmogorov-Smirnov*, dengan hipotesis :
H_0 : $F(X) = F_0(X)$ untuk semua nilai X (berdistribusi normal)
H_1 : $F(X) \neq F_0(X)$ untuk minimal satu nilai X (tidak berdistribusi normal)

Forecasting

Di bawah ini adalah nilai AIC, SBC, dan MSE untuk model ARIMA (0,1,1) :

Tabel 1. Nilai AIC, SBC dan MSE untuk ARIMA (0,1,1)

MODEL	NILAI AIC	NILAI SBC	NILAI MSE
ARIMA (0,1,1)	647,6865	661,5821	2453,2

Kemudian didapatkan model persamaan *forecasting* penjualan briket batu bara dengan menggunakan Metode ARIMA (0,1,1) :

$$Z_t - Z_{t-1} = 8{,}85879 d_2 - 10{,}34225 d_3 - 15{,}01105 d_4 + a_t - 10{,}95928 a_{t-1}$$

Berikut ini adalah hasil *forecasting* dengan menggunakan Metode ARIMA (0,1,1) :

Tabel 2. Hasil *forecasting* penjualan briket batu bara dengan Metode ARIMA (0,1,1)

t	ARIMA (0,1,1)
109	197,929
110	225,583
111	160,213
112	168,301
113	173,781
114	153,823
115	131,111
116	119,036
117	120,279
118	137,670
119	148,725
120	135,797

4. KESIMPULAN

Berdasarkan pembahasan sebelumnya, dapat diambil beberapa kesimpulan, bahwa model yang dapat digunakan untuk memprediksi penjualan briket batu bara adalah:

$$Z_t - Z_{t-1} = 8{,}85879 d_2 - 10{,}34225 d_3 - 15{,}01105 d_4 + a_t - 10{,}95928 a_{t-1}$$

Dari penelitian ini juga didapatkan hasil *forecasting* dengan menggunakan Metode ARIMA (0,1,1) yang ditampilkan dalam Tabel 3 berikut ini :

Tabel 3. Hasil *forecasting* penjualan briket batu bara dengan Metode ARIMA (0,1,1)

t	ARIMA (0,1,1)
109	197,929
110	225,583
111	160,213
112	168,301
113	173,781
114	153,823
115	131,111
116	119,036
117	120,279
118	137,670
119	148,725
120	135,797

UCAPAN TERIMA KASIH

Alhamdullilah, puji syukur kepada Allah SWT atas segala berkah dan rahmat-Nya, akhirnya penulis dapat menyelesaikan penelitian yang berjudul " Analisis *Forecasting* Penjualan Briket Batu Bara Dengan Metode ARIMA BOX-JENKINS**"** dengan baik**.** Penulis menyadari bahwa penelitian ini masih jauh dari sempurna, oleh karena itu saran dan kritik yang sifatnya membangun senantiasa penulis nantikan. Harapan penulis adalah semoga penelitian ini bermanfaat bagi penulis pada khususnya dan pembaca pada umumnya.

REFERENSI

[1] Wei, W.W.S., 2006, **Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods,** Addison-Wesley Publishing Co., USA.

[2] Box, G.E.P., Jenkins, G.M., and Reinsel, D., 1994, **Time Series Analysis: Forecasting and Control**, 2nd Edition, Holden Day: San Fransisco.

[3] Makridakis, S. Wheelwright, SC and McGee, Victor E. 1999. **Metode dan Aplikasi Peramalan**. Diterjemahkan oleh Suminto, Hari Ir. Jakarta: Binarupa Aksara.

[4] Murniingsih, Yuli. 2004. **Perbandingan Metode ARIMA BOX-JENKINS dan Metode Exponensial Autoregresive (EXPAR) Pada Pemodelan Data Bilangan Sunspot**. Tugas Akhir S1 Jurusan Statistika.

[5] Raharjo, Imam Budi. 2006. **Mengenal Batu bara.** <http://www.indeni.org/content/blogcategory/25/64/>.