

**PERKIRAAN BEBAN PUNCAK RATA-RATA PADA PENYULANG BATUNADUA
GARDU INDUK PADANG SIDEMPUAN DENGAN METODE ARIMA (AUTO
REGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE)**

Oleh:

Windy Oktavian ¹⁾

Hengki Parulian Hasibuan ²⁾

Janter Napitupulu ³⁾

Joslan Sinaga ⁴⁾

Universitas Darma Agung ^{1,2,3,4)}

E-mail:

windyoktavian@gmail.com ¹⁾

hengkihasibuan1996@gmail.com ²⁾

jnapitupulu96@gmail.com ³⁾

josinaga1977@gmail.com ⁴⁾

ABSTRACT

Forecasting the need for electrical energy is carried out as one of the guidelines for planning the development of the electricity industry in Indonesia in making electrical energy planning policies. In a forecasting it is impossible for the predicted value to be perfect, there will always be errors, errors or errors that are influenced by other factors. Choosing the right method can minimize the error value generated by a method used. In this study, forecasting was carried out using the ARIMA (Autoregression Integrated Moving Average) time series method. Where as we know this method ignores free variables so that forecasting only races on historical data of the average peak load data of Batunadua refiners in 2020 and 2021 which are non-free variables. So that the results obtained using the ARIMA method consist of 3 stages, the identification stage, the testing stage and the application stage, where in this study we get the best ARIMA model (2,1,1) which has forecasting results in the form of an increase in the average peak load with the MAPE value obtained is 7.61% which can still be said to be a good result for the profit sharing of a forecaster.

Keywords : ARIMA, Time Series, MAPE, Forecasting

ABSTRAK

Perkiraan kebutuhan energi listrik dilakukan sebagai salah satu pedoman perencanaan pengembangan industri listrik di Indonesia dalam pengambilan kebijakan perencanaan energi listrik. Dalam suatu peramalan tidak mungkin nilai yang diramalkan sempurna, akan selalu ada kesalahan- kesalahan atau error yang dipengaruhi faktor lain. Pemilihan metode yang tepat dapat meminimalisir nilai error yang dihasilkan oleh suatu metode yang digunakan. Pada penelitian ini dilakukan peramalan dengan menggunakan metode time series ARIMA (Autoregression Integrated Moving Average). Dimana seperti yang kita ketahui metode ini mengabaikan variabel bebas sehingga perkiraan hanya berpacu pada data historis data beban puncak rata-rata penyulang Batunadua pada tahun 2020 dan 2021 yang merupakan variabel tidak bebas. Sehingga hasil yang didapat dengan menggunakan metode ARIMA yang terdiri dari 3 tahapan yaitu, tahap identifikasi, tahap pengujian dan tahap penerapan, yang dimana pada penelitian ini kita mendapatkan model ARIMA terbaik yaitu (2,1,

1) yang memiliki hasil peramalan berupa kenaikan beban puncak rata-rata dengan nilai MAPE yang didapatkan adalah 7,61% yang dimana masih bisa dikatakan hasilnya baik bagi hasil sebuah peramalan.

Kata Kunci: Perkiraan Beban, Puncak Rata-Rata

1. PENDAHULUAN

Seiring dengan kemajuan dan perubahan zaman serta perkembangan jumlah penduduk, kebutuhan akan energi listrik terus mengalami peningkatan. Di Indonesia PT. PLN (PERSERO) merupakan pemasok listrik terbesar kepada masyarakat dimana telah menjadi pondasi ekonomi bagi masyarakat Indonesia. Listrik yang didistribusikan kepada masyarakat biasanya terbagi menjadi beberapa bagian, antara lain; rumah tangga, perkantoran dan industri.

Setiap konsumen memiliki jenis beban listrik yang berbeda-beda dengan pola beban puncak yang berbeda-beda pula. Kebutuhan listrik yang meningkat pada titik tertinggi di satu waktu tertentu mengakibatkan terjadinya beban puncak, baik dalam rentan waktu jam, hari, bulan maupun tahunan. Pola beban puncak ditanggung dalam suatu sistem listrik yang dijadikan dalam satu sistem penyulang. Oleh karena itu dibutuhkan sebuah perencanaan, dimana salah satunya adalah perkiraan beban puncak guna menyeimbangkan kebutuhan beban dan beban yang diproduksi. Karena apabila energi listrik yang di produksi lebih rendah dari pada yang digunakan oleh konsumen akan dapat mengakibatkan terjadinya kelebihan beban (*overload*) yang dimana akan mengakibatkan terjadinya pemadaman yang berdampak merugikan bagi konsumen. Namun apabila terjadi sebaliknya, jika produksi energi listrik 2 kali lebih banyak dari pada yang di

konsumsi oleh konsumen maka akan terjadi pemborosan sehingga mengakibatkan perusahaan yang memproduksi mengalami kerugian.

Salah satu cara untuk menyeimbangkan secara pasti kebutuhan energi listrik oleh konsumen dan produksi listrik salah satunya adalah dengan melakukan perkiraan beban listrik. Perkiraan beban listrik digunakan sebagai salah satu acuan dalam menyusun perencanaan penyediaan dan pengembangan energi listrik di Indonesia. Perkiraan yang dilakukan pada penelitian ini adalah perkiraan beban puncak rata-rata dimana bertujuan untuk mendapatkan beban puncak rata-rata dari tahun 2022 hingga tahun 2026 pada penyulang Batunadua. Dimana bahwa kondisi pada penyulang Batunadua lebih banyak memiliki pelanggan berupa rumah tangga pertokoan dan perkantoran sehingga sangat tepat untuk melakukan perkiraan beban puncak rata-rata pada penyulang Batunadua.

Pada penelitian ini penulis menggunakan sebuah metode statistik *time series* model ARIMA (*Autoregression Integrated Moving Average*) untuk mendapatkan nilai perkiraan beban puncak rata-rata pada penyulang Batunadua pada tahun 2022 sampai dengan 2026. Dalam penelitian ini diharapkan mampu memberikan informasi tambahan kepada PT. PLN maupun pihak terkait tentang perkiraan rata-rata beban puncak pada penyulang Batunadua untuk mengoptimalkan

pendistribusian energi listrik.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Perkiraan Beban Listrik

Perkiraan beban listrik dalam pengoperasian sistem tenaga listrik sangat berperan penting untuk melakukan pengaturan beban terutama secara *real time*. Berdasarkan jangka waktu peramalannya perkiraan beban listrik memiliki tujuan sebagai berikut:

1. Perkiraan Jangka Panjang (*Long-Term Perkiraan*), merupakan perkiraan beban listrik untuk rencana operasional jangka panjang atau tahunan yang memiliki tujuan untuk menentukan kapasitas serta ketersediaan unit pembangkitan, sistem transmisi, dan sistem distribusi.
2. Perkiraan Jangka Menengah (*Mid-Term Perkiraan*), merupakan perkiraan beban listrik untuk rencana operasional bulanan atau mingguan yang memiliki tujuan untuk mempersiapkan kebutuhan energi bulanan, penjadwalan, pemeliharaan, dan operasional baik itu unit pembangkitan, sistem transmisi, maupun sistem distribusi.
3. Perkiraan Jangka Pendek (*Short-Term Perkiraan*), merupakan perkiraan beban listrik untuk rencana operasional harian yang memiliki tujuan untuk analisis, perencanaan, dan evaluasi neraca energi, serta studi perbandingan beban listrik hasil perkiraan dengan aktual tiap jamnya (*real t*

ime).

2.2 Analisis *Time Series* (Deret Waktu)

Analisis *time series* adalah metode prediksi di mana hasil prediksi yang disusun berdasarkan pola hubungan antara variabel atau prediktor yang diperlukan didasarkan pada variabel waktu, yang merupakan satu-satunya variabel yang mempengaruhi mereka. Salah satu langkah terpenting dalam menentukan metode *time series* adalah dengan menimbang dan memperhatikan jenis pola atau plot yang terkandung dalam pengamatan.

2.3 ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)

Model ARIMA (autoregresif integreted moving average) ialah metode ketika saat membuat prakiraan / peramalan, tidak menhiraukan variabel bebas. ARIMA memakai data yang di dapat dari nilai di masa lalu dan sekarang yang di dapat dari variabel terikat (dependent) untuk mendapatkan perkiraan jangka pendek yang memiliki nilai kesalahan yang kecil. Akan tetapi ketepatan akan kurang baik bila digunakan untuk perkiraan jangka panjang. Tujuan dari penggunaan metode forcasting ARIMA sesungguhnya untuk menciptakan hubungan statistik yang sesuai antara variabel yang ingin diramal dengan nilai historis variabel tersebut. Sehingga model tersebut dapat di gunakan untuk mencari perkiraan. ARIMA ini sering juga disebut metode runtun waktu box-

jenkins.

ARIMA adalah gabungan model AR dan MA melalui proses diferensi. Model ARIMA memiliki kelambanan waktu. Kelambanan waktu 1 periode pada proses autoregresif orde pertama atau disingkat AR(1). Simbol untuk menyatakan banyaknya kelambanan waktu pada proses autoregresif adalah p . Kelambanan waktu 1 periode pada proses *moving average* disebut *moving average* orde pertama atau disingkat MA(1). Simbol untuk menyatakan banyaknya kelambanan waktu pada proses *moving average* adalah q . Nilai p dan nilai q dapat lebih dari 1. Proses diferensi pada model ARIMA bertujuan untuk memperoleh data yang stasioner. Proses diferensi dapat dilakukan sekali atau dapat dilakukan lebih dari sekali sampai data bersifat stasioner. Biasanya proses diferensi ini tidak lebih dari 2 kali. Simbol proses diferensi data adalah d .

Bentuk umum model ARIMA adalah:

$$\phi(B)Z_t = \theta(B)a_t$$

untuk waktu yang nonstasioner FAK-nya akan menurun secara linier dan lambat. Perubahan gerak teoretik ini tentunya diikuti oleh FAK estimasi dari data, apabila ada kecenderungan FAK estimasi $\{r_k\}$ tidak menurun dengan cepat, maka runtun waktunya nonstasioner. Beberapa hal yang penting dalam metode peramalan Deret Berkala Box-Jenkins (ARIMA) adalah uji stasioneritas dan uji independensi.

1. Uji Stasioneritas

Syarat peramalan dengan

metode ARIMA adalah data yang stasioner. Stasioneritas dalam *time series* adalah sifat konstan atau tidak adanya kenaikan atau penurunan data sepanjang waktu pengamatan karena rata-rata yang tidak berubah seiring dengan berubahnya waktu dan variansi yang konstan.

Pengujian ini dapat dilakukan dengan mengamati plot *time series*. Jika plot *time series* cenderung konstan tidak terdapat pertumbuhan atau penurunan disimpulkan bahwa data sudah stasioner. Selain itu, stasioneritas dapat dilihat dari nilai-nilai autokorelasi pada plot *ACF*. Nilai-nilai autokorelasi dari data stasioner akan turun sampai nol sesudah *time lag* kedua atau ketiga.

2. Uji Independensi

Pengujian ini dilakukan dengan membandingkan antara besarnya koefisien autoregresif (*ACF*) dan koefisien autoregresif parsial (*PACF*). Residual yang diperoleh dari *correlogram* residual. Jika koefisien *ACF* dan koefisien *PACF* tidak signifikan (nilai koefisiennya lebih kecil daripada nilai kritisnya), maka model yang diperoleh bersifat *white noise* (residual terdistribusi secara random). Uji independensi residual dilakukan dengan melihat plot residual *ACF*. Pengujian hipotesis untuk uji independensi ini adalah sebagai berikut ini.

$$H_0: X_{(a,DF)} \geq X_{L-jung\ Box}$$

H_1 : Minimal terdapat 1 lag yang melebihi garis kepercayaan.

2.4 Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Dalam analisis *time series* atau lebih umum analisis data mungkin ada beberapa jenis model sesuai yang dapat digunakan untuk menunjukkan data. Alat untuk mengidentifikasi seperti ACF dan PACF digunakan hanya untuk mengidentifikasi model yang cocok.

2.5 Ketepatan Model Perkiraan

Tidak ada yang dapat memastikan bahwa model ARIMA yang dibangun dengan prosedur dan langkah benar akan cocok dengan data yang ada secara tepat. Beberapa cara ini digunakan untuk mengukur kesalahan perkiraan sebagai berikut:

A. Mean Absolute Percent Error (MAPE)

Jika sebuah residual dibagi dengan nilai pengamatan yang sesuai akan diperoleh sebuah presentase residual. MAPE merupakan mean dari nilai absolute persen residual. MAPE umumnya tidak digunakan untuk memilih berbagai alternatif model. MAPE berguna untuk memberikan informasi tentang akurasi dari ramalan yang dihasilkan oleh sebuah model. MAPE merupakan nilai indikator yang sering digunakan untuk memperlihatkan hasil terbaik atau tingkat ketepatan suatu hasil dari proses perkiraan. Persamaan MAD dapat digunakan dalam persamaan berikut:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n |PE_t|}{n}$$

3. METODE PENELITIAN

Pada bagian ini akan dijelaskan beberapa tahap yang akan dilakukan selama pelaksanaan penelitian.

3.1 Tempat dan Waktu Penelitian

Tempat penelitian di penyulang Batunadua Kota Padangsidempuan PT. PLN (Persero) pada bulan April-Juni 2022.

3.2 Studi Literatur

Mencari dan menganalisis jurnal dan buku terkait dengan teori peramalan dan teori *time series* pada analisis peramalan beban puncak.

3.3 Pengumpulan data

Dalam penelitian ini data historis yang digunakan adalah data historis real beban puncak rata rata penyulang Batunadua dari tahun 2020 sampai 2021 yang dinyatakan dalam MW. Data ini diambil dari rata rata data beban puncak penyulang Batunadua yang didapat dari PT. PLN (Persero) UP3 Padangsidempuan. Data ini durutkan berdasarkan bulan dan tahun yang kemudian akan diramalkan untuk mendapatkan 5 tahun berturut-turut (2022-2026).

Data yang diperoleh dapat dilihat pada tabel berikut di bawah ini.

Tabel 1 Bebab Puncak Penyulang Batunadua

Beban Puncak Penyulang Batunadua		
Bulan	2020	2021
Januari	48,71	52,37
Febuari	60,12	71,57
Maret	55,09	61,37
April	57,55	62,03
Mei	55,51	68,32
Juni	49,58	50,79
Juli	49,86	61,73
Agustus	52,57	61,22
September	58,3	53,87
Oktober	62	61,43

November	61,44	67,55
Desember	60,63	71,55

3.4 Pengolahan Data

Analisis atau pengolahan data merupakan proses awal dalam peramalan beban puncak melalui historis data. Jenis data yang diperoleh, yaitu data beban puncak pada penyulang Batunadua. Data-data ini selanjutnya diolah menggunakan metode ARIMA.

Tahapan pengolahan Data dengan metode ARIMA adalah sebagai berikut:

1. Plot Data

Untuk mendapatkan peramalan dalam menggunakan metode ARIMA untuk data yang dimiliki terdapat beberapa tahapan yang musti dilewati, pertama yaitu menentukan jenis data yang digunakan atau indentifikasi data yang digunakan sebagai acuan. Biasanya data time series merupakan data nonstasioner. Pada metode ARIMA data haruslah stasioner agar bisa diolah.

2. Identifikasi Model ARIMA

Selain melihat dari plot untuk menentukan stasioner suatu data bisa dilihat dari hasil root test. Root test terbagi 2, yaitu uji root test tingkat level dan tingkat difference. Jika data belum stasioner pada tingkat level maka perlu dilakukan uji root test tingkat difference dengan besar tingkat difference dapat ditentukan dari hasil root test.

3. Uji Korelasi

Selain dengan melihat nilai yang didapat dengan melakukan root test kita juga bisa melihat suatu data stasioner atau tidak dengan menggunakan uji korelasi. Dimana bisa dilihat pada gambar diatas nilai Q-Stat pada uji korelasi tidak lebih besar dari pada nilai *khi square*.

4. Estimasi Model ARIMA

Setelah didapatkan model-model ARIMA yang mungkin, langkah

selanjutnya adalah mengestimasi atau menentukan sementara parameter-parameter yang memungkinkan.

5. Pemilihan Model ARIMA terbaik

Setelah melakukan estimasi beberapa model ARIMA, berdasarkan kriteria model terbaik maka dapat ditentukan model ARIMA yang paling baik untuk digunakan.

6. Perkiraan

Langkah terakhir adalah melakukan peramalan atau prediksi untuk periode selanjutnya. Pada dasarnya prediksi untuk jangka waktu yang Panjang kurang baik karena peramalan jauh kedepan tidak akan memperoleh nilai empiris untuk residual setelah beberapa waktu.

7. Uji MAPE

Setelah melakukan perkiraan dengan metode ARIMA selanjutnya adalah menentukan nilai kesalahan absolut pada peramalan 1 bulan. Untuk mendapatkannya diperlukan perbandingan antara hasil perkiraan dengan data nyata yang telah ada sehingga akan ada persentase error mutlak dari tiap titik peramalan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Penyusunan Data

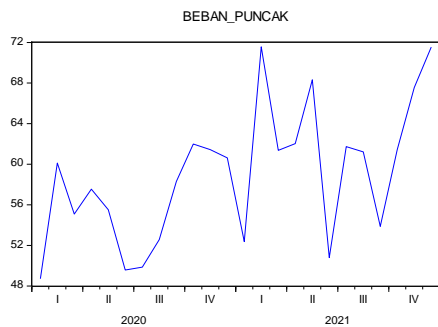
Untuk meramalkan beban puncak rata-rata pada bulan atau tahun tertentu dibutuhkan data beban puncak listrik pada bulan atau tahun yang sama. Sebagai contoh jika kita ingin meramalkan beban puncak pada bulan November pada tahun 2022 maka diperlukan data valid beban puncak pada bulan November tahun sebelumnya. Data yang diperoleh dapat dilihat pada table 1.

4.2 Perkiraan Data Histori

Dalam proses perkiraan menggunakan metode ARIMA (Autoregression Integrated Moving Average) disini penulis dibantu menggunakan aplikasi Eviews

A. Plot Data

Bertujuan untuk mengetahui data yang digunakan sebagai patokan tersebut apakah memiliki pola tren, pola musiman atau acak untuk mengetahinya dibuatlah plot yang berbentuk grafik. Berikut ini grafik plot data beban puncak penyulang Batunadua tahun 2020-2021



Gambar 1 Plot Data Beban Puncak

Dari plot grafik tersebut menunjukkan bahwa data yang dimiliki ternyata belum stasioner. Masih terlihat adanya pola tren yang dimana nilai naik dan turun sangat drastis sehingga bisa dikatakan bahwa data belum stasioner.

B. Identifikasi Model ARIMA

1. Root test

Dalam penelitian ini untuk menentukan stasioner atau tidak penulis menggunakan bantuan aplikasi econometric views 9.

a. Tingkat Level

Tabel 2 Root Test Tingkat Level

Null Hypothesis: BEBAN_PUNCAK has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=5)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.601021	0.0140
Test critical values:		
1% level	-3.752946	
5% level	-2.998064	
10% level	-2.638752	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(BEBAN_PUNCAK)
Method: Least Squares
Date: 08/12/22 Time: 20:04
Sample (adjusted): 2020M02 2021M12
Included observations: 23 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
BEBAN_PUNCAK(-1)	-0.794917	0.220748	-3.601021	0.0017
C	47.43037	12.96518	3.658287	0.0015
R-squared	0.381759	Mean dependent var	0.993043	
Adjusted R-squared	0.252319	S.D. dependent var	7.993985	
S.E. of regression	6.433448	Akaike info criterion	6.643840	
Sum squared resid	869.1744	Schwarz criterion	6.742578	
Log likelihood	-74.40416	Hannan-Quinn criter.	6.669672	
F-statistic	12.96735	Durbin-Watson stat	1.877149	
Prob(F-statistic)	0.001679			

Setelah melakukan root test pada tingkat level bisa dilihat bahwa:

- Nilai t-Statistic pada *Augmented Dickey-Fuller* lebih kecil dari pada nilai *Test Critical values*
- Nilai Probabilitas lebih besar dari pada $\alpha = 0,05$

Sehingga bisa dikatakan bahwa data yang dimiliki belum stasioner, sehingga perlu dilakukan diferensiasi pada data.

b. Tingkat Difference

Tabel 3 Root Test Tingkat 1 difference

Null Hypothesis: D(BEBAN_PUNCAK) has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=5)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-5.214100	0.0004
Test critical values:		
1% level	-3.788030	
5% level	-3.012363	
10% level	-2.646119	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(BEBAN_PUNCAK.2)
Method: Least Squares
Date: 08/12/22 Time: 20:11
Sample (adjusted): 2020M04 2021M12
Included observations: 21 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(BEBAN_PUNCAK(-1))	-2.018171	0.387060	-5.214100	0.0001
D(BEBAN_PUNCAK(-1),2)	0.347674	0.217844	1.595977	0.1279
C	1.231629	1.506102	0.817759	0.4242
R-squared	0.776161	Mean dependent var	0.430000	
Adjusted R-squared	0.751290	S.D. dependent var	13.73275	
S.E. of regression	6.848637	Akaike info criterion	6.817540	
Sum squared resid	844.2690	Schwarz criterion	6.966758	
Log likelihood	-68.58417	Hannan-Quinn criter.	6.849924	
F-statistic	31.20746	Durbin-Watson stat	1.792652	
Prob(F-statistic)	0.000001			

Dari hasil root test diatas bisa dilihat bahwa:

- Nilai t-Statistic pada *Augmented Dickey-Fuller* lebih besar dari pada

- nilai *Test Critical values*
- Nilai Probabilitas lebih lebih dari pada $\alpha=0,05$

Seperti yang kita tahu bahwa untuk model ARIMA perlu menentukan model/ordo ARIMA (p,d,q) terlebih dahulu. Dengan melakukan uji stasioner dan melakukan diferensiasi kita sudah menemukan ordo (d) dimana menentukan ordo d melihat jumlah diferensiasi.

Dimana dengan ketentuan:

Untuk tingkat Level, nilai $d=0$

Untuk tingkat 1st difference, nilai $d=1$

Untuk tingkat 2nd difference, nilai $d=2$

Dikarenakan data kita stasioner pada 1st difference maka untuk ordo (d) adalah 1.

C. Uji Korelasi

Kita akan melakukan uji korelasi sehingga kita menentukan ordo AR (p) dan ordo MA (q).

Tabel 4 Uji Korelasi

Date: 08/12/22 Time: 20:45
Sample: 2020M01 2021M12
Included observations: 23

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.481	-0.481	6.0402	0.014	
2	-0.005	-0.307	6.0409	0.049	
3	0.290	0.200	6.4554	0.037	
4	-0.493	-0.349	15.917	0.003	
5	0.260	-0.140	17.991	0.003	
6	-0.025	-0.112	18.004	0.006	
7	-0.075	0.075	18.207	0.011	
8	0.032	-0.261	18.246	0.019	
9	-0.023	-0.108	18.267	0.032	
10	0.092	0.049	18.597	0.046	
11	-0.217	-0.252	20.820	0.035	
12	0.230	-0.087	23.595	0.023	
13	-0.066	-0.023	23.844	0.033	
14	-0.023	0.135	23.879	0.047	
15	0.166	-0.017	26.375	0.034	
16	-0.195	0.029	29.489	0.021	
17	0.030	-0.045	29.578	0.030	
18	0.006	-0.040	29.582	0.042	
19	-0.091	-0.125	30.774	0.043	
20	0.030	-0.150	30.945	0.056	
21	0.025	-0.049	31.126	0.072	
22	0.022	-0.045	31.412	0.088	

Selanjutnya menentukan ordo p dan q bisa kita lihat pada plot correlogram di atas dimana bagian autocorrelasi (ACF) itu menunjukan MA (q) dan Partial Correlasi (PACf) itu menunjukan AR (p).

D. Estimasi Model ARIMA

Dapat dilihat pada tabel, diagram korelasi antara PACF dan ACF dari perubahan differencing dan log diketahui bahwa ACF signifikan saat lag ke-1 sehingga dapat diambil kemungkinan bahwa data dibangun oleh MA(1).

Pada PACF terlihat jika nilai autokorelasi parsial tidak signifikan pada lag ke-1 dan lag ke-2, sehingga didapatkan estimasi ARIMA (2,1,1). Meskipun tidak menutup kemungkinan masih ada model ARIMA lain yang terbentuk. Untuk model ARIMA yang memungkinkan bisa terbentuk antara lain:

Model 1 : ARIMA (2,1,1)

Model 2 : ARIMA (2,1,0)

Model 3 : ARIMA (1,1,1)

Model 4 : ARIMA (1,1,0)

Model 5 : ARIMA (0,1,1)

Setelah didapatkan model-model ARIMA yang mungkin, langkah selanjutnya adalah mengestimasi atau menentukan sementara parameter-parameter yang memungkinkan.

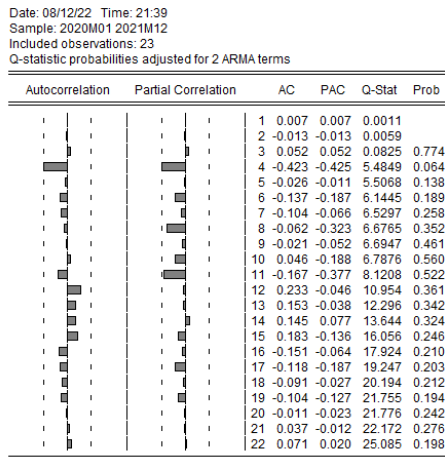
Untuk menguji asumsi parameter dari model-model yang didapatkan dilakukan uji hipotesis yang akan dilakukan pada setiap parameter koefisien yang dimiliki dari setiap estimasi model.

Model ARIMA (2,1,1)

1. Uji Non-Autokorelasi

Uji non-autocorrel dimaksudkan untuk mengetahui apakah ada korelasi antara data sisa (residual). Model akan dikatakan baik memiliki nilai perbedaan yang tidak berkorelasi satu sama lain. Hasil tes untuk tes ini yaitu sebagai berikut:

Tabel 5 Output *Correlogram-Q-Statistic*
ARIMA (2,1,1)



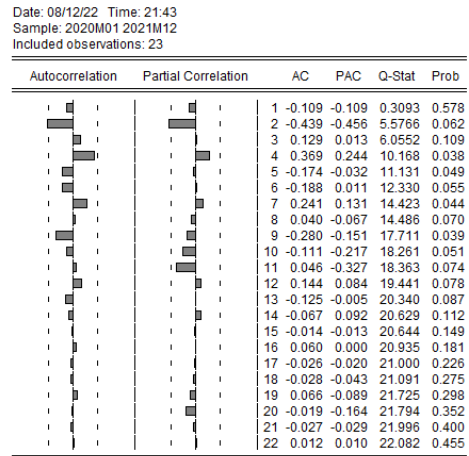
dari output yg didapat bisa dilihat bahwa nilai probabilitas lebih besar dari nilai tingkat signifikan $\alpha = 0.05$, yang mengakibatkan H_0 tidak diterima dimana berarti bila residual pada data tidak terdapat autokorelasi.

Ini juga didukung dengan plot ACF dan PACF, dimana bisa dilihat lag-lag diatas berada di dalam batas interval konfidensi. Sehingga dapat diambil kesimpulan jika data tersebut tidak menunjukkan mengandung autokorelasi pada residual.

2. Uji Homoskedastisitas:

Uji Homocedastatis adalah tes kesamaan untuk varians yang tersisa. Jika varians sisa-sisanya konstan, bisa dikatakan bahwa modelnya bagus. Berikut adalah output yang Anda dapatkan setelah pengujian:

Tabel 6 Output *Correlogram Squared Residuals* ARIMA(2,1,1)

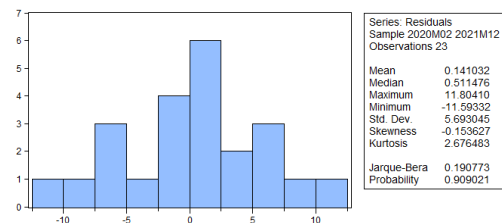


Dari tabel hasil keluaran diagram korelasi diatas, bisa kita lihat jika terdapat nilai probabilitas yang lebih kecil daripada tingkat signifikan 0.05 dan juga terdapat satu data time lag pada ACF yang melewati batas signifikan sehingga bisa dikatakan homoskedastisitas pada residual tidak terpenuhi.

3. Uji Normalitas Residual

Uji normalitas residual bertujuan untuk memverifikasi normalitas sisa-sisa (residual). Jika sisa-sisa biasa secara didistribusikan, maka model dikatakan baik. Hasil pengujian muncul dalam keluaran seperti dibawah.

Tabel 7 Output Histogram-Normality test ARIMA(2,1,1)



Pengujian JarqueBerra biasanya digunakan untuk melakukan pengujian normalitas, seperti berikut:

➤ Uji hipotesa

- H_0 : jika residual berdistribusi normal
- H_1 : jika residual tidak berdistribusi normal
- Tingkat signifikan $\alpha = 0.05$
- Probabilitas uji statistik = 0.909021
- H_0 dikatakan ditolak jika Probability lebih kecil dari pada nilai α sehingga berartiberada pada daerah kritis
- Kesimpulan: dari tabel output bisa dilihat bahwa nilai Probabilitasnya adalah 0.909012 yang dimana lebih besar dari pada 0.05 sehingga bisa dikatakan H_0 diterima yang

menandakan bahwa residual berdistribusi normal.



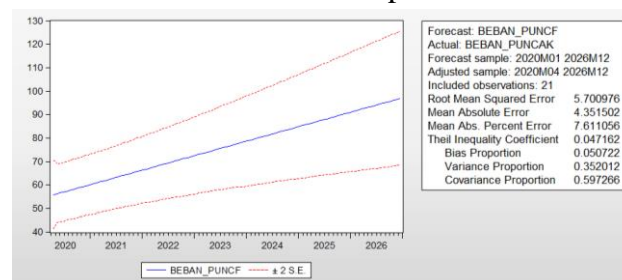
4.3 Pemilihan Model Terbaik

Setelah melakukan estimasi model-model di atas didapatkan model terbaik adalah ARIMA (2,1,1). Pada model ini bisa dilihat dari uji t koefisien dari model ada yang bersifat signifikan. Dan tidak terdapat korelasi dan ada homoskestasitas. Oleh sebab itu model ini kemungkinan dapat dipertimbangkan sebagai model untuk data diatas.

4.4 Perkiraan

Hasil perkiraan untuk beban puncak penyulang Batunadua dari bulan Januari 2022 sampai dengan Desember 2026. Bisa dilihat pada output berikut.

Gambar 2 hasil peramalan



Pada grafik diatas terlihat nilai beban puncak rata-rata untuk bulan Januari 2022 sampai dengan bulan Desember 2026 akan mengalami kenaikan. Pada tabel sebelahnya berisi keterangan nilai-nilai kesalahan peramalan diantaranya

$$MSE = 5,700976$$

$$MAE = 4,351502$$

$$MAPE = 7,611056.$$

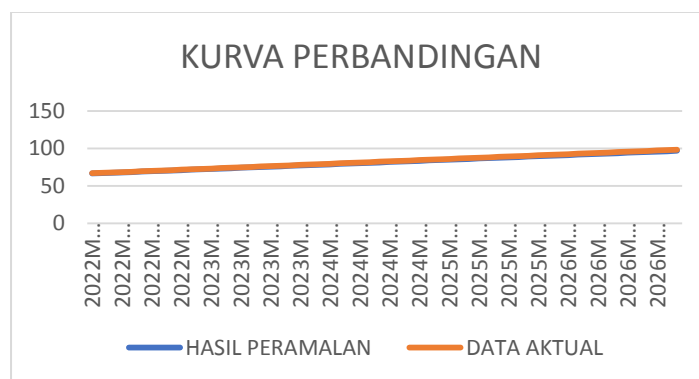
Berikut hasil peramalan untuk bulan Januari 2022 sampai dengan Desember 2026 adalah sebagai berikut:

Tabel 8 Perbandingan Hasil Ramalan dan Nilai Aktual

	HASIL PERAMALAN (Mw)	DATA AKTUAL (Mw)
2022M01	66,5272	66,9567
2022M02	67,0423	67,4621
2022M03	67,5574	68,018
2022M04	68,0725	68,5321
2022M05	68,5876	69,0809
2022M06	69,1027	69,6009
2022M07	69,6178	70,1447
2022M08	70,1329	70,6688
2022M09	70,648	71,2093
2022M10	71,1631	71,7362
2022M11	71,6782	72,2743
2022M12	72,1933	72,8031
2023M01	72,7084	73,3397
2023M02	73,2235	73,8698
2023M03	73,7386	74,4053
2023M04	74,2537	74,9363
2023M05	74,7687	75,471
2023M06	75,2838	76,0027
2023M07	75,7989	76,5369
2023M08	76,314	77,069
2023M09	76,8291	77,6028
2023M10	77,3442	78,1352
2023M11	77,8593	78,6688
2023M12	78,3744	79,2014
2024M01	78,8895	79,7348
2024M02	79,4046	80,2675
2024M03	79,9197	80,8008
2024M04	80,4348	81,3336
2024M05	80,9499	81,8668
2024M06	81,465	82,3997
2024M07	81,9801	82,9329
2024M08	82,4952	83,4659
2024M09	83,0103	83,999
2024M10	83,5254	84,532

2024M11	84,0405	85,0651
2024M12	84,5556	85,598
2025M01	85,0707	86,1311
2025M02	85,5858	86,6641
2025M03	86,1009	87,1972
2025M04	86,616	87,7302
2025M05	87,1311	88,2633
2025M06	87,6462	88,7963
2025M07	88,1612	89,3294
2025M08	88,6763	89,8624
2025M09	89,1914	90,3955
2025M10	89,7065	90,9285
2025M11	90,2216	91,4615
2025M12	90,7367	91,9946
2026M01	91,2518	92,5276
2026M02	91,7669	93,0607
2026M03	92,282	93,5937
2026M04	92,7971	94,1268
2026M05	93,3122	94,6598
2026M06	93,8273	95,1928
2026M07	94,3424	95,7259
2026M08	94,8575	96,2589
2026M09	95,3726	96,792
2026M10	95,8877	97,325
2026M11	96,4028	97,8581
2026M12	96,9179	98,3911

Untuk perbandingan grafik hasil peramalan dengan nilai aktual bisa dilihat pada grafik berikut:



Pada kurva perbandingan di atas, terlihat keduanya saling berselisih di beberapa titik walaupun selisih yang tidak begitu jauh. Ini menandakan dari hasil peramalan menggunakan model deret waktu ARIMA (2,1,1) bisa digunakan untuk melakukan peramalan (*perkiraan*) dengan hasil yang baik.

5. SIMPULAN

Dari penelitian tentang peramalan beban puncak rata-rata pada penyulang Batunadua menggunakan metode ARIMA, sehingga dapat ditarik kesimpulan seperti berikut:

1. Proses analisis data runtun waktu (time series) menggunakan model ARIMA untuk memperoleh hasil peramalan beban puncak rata-rata pada penyulang Batunadua sampai tahun 2026 menggunakan tahapan pendekatan Model Box-Jenkins dimana deret waktu yang paling baik yang berdasarkan nilai kebaikan model dan terpenuhinya asumsi-asumsi yang akan digunakan adalah model ARIMA(2,1,1)
2. Hasil peramalan beban puncak rata-rata pada penyulang Batunadua sampai tahun 2026 menggunakan metode ARIMA menunjukkan bahwa nilai beban puncak rata-rata penyulang Batunadua pada tahun 2020 sampai 2026 mengalami peningkatan berikut perbandingan terhadap hasil ramalan dari PLN (tabel 8)

6. DAFTAR PUSTAKA

Box, E. P. (2004). *Time Series Analysis Perkiraan and Control* .

NewPrentice Hall.

Fitiriyah, Q. (2011). Prediksi Beban Listrik Pulau Bali Dengan Menggunakan Metode Backpropagasi. *Seminar Nasional Informatika (SEMNASIF) Vol 1, No 5*, 208- 214.

Junaidi. (2015). *Analisis Hubungan Deret Waktu Untuk Peramalan*. Jambi: Fakultas Ekonomi dan Bisnis Universitas Jambi.

Khair, A. (2011). *Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Kombinasi Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Dengan Regresi Linear antara suhu dan Saya Listrik*. Depok: Fakultas Teknik, Universitas Indonesia.

Primandari, A. H. (2016). *Modul Praktikum Analisis Runtun Waktu*. Yogyakarta: Laboratorium Statistika, fakultas matematika dan ilmu pengetahuan alam universitas islam indonesia yogyakarta.

Rahman, a. (2012). Prakiraan beban puncak jangka panjang pada sistem kelistrikan indonesia menggunakan algoritma adaptive neuro-fuzzy inference system. *Electrans, vol.11, no.2*, 18-26.

Rosadi, D. (2005). Pengantar Analisa Data Runtun Waktu dengan Eviews 4.0. Yogyakarta: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Gadjah Mada.