

PERAMALAN SUHU UDARA DAN DAMPAKNYA TERHADAP KONSUMSI ENERGI LISTRIK DI KALIMANTAN TIMUR

Forecasting of Air Temperature and It's Impact on Electricity Loads in East Kalimantan

Lisa Susanti^{1*}, Primadina Hasanah², Winarni³

^{1,2}Prodi Matematika, Jurusan Matematika dan Teknologi Informasi, Institut Teknologi Kalimantan
Jalan Soekarno Hatta No.KM 15 Kota Balikpapan, Kalimantan Timur, Indonesia

e-mail: ¹ 02161017@student.itk.ac.id ; ² primadina@lecturer.itk.ac.id ; ³ winarni@lecturer.itk.ac.id ;
Corresponding Author *

Abstrak

Peningkatan suhu udara akibat perubahan iklim dan pemanasan global telah menjadi perhatian utama bagi pembuat kebijakan, salah satunya adalah pemerintah Kalimantan Timur. Konsumsi energi listrik memiliki hubungan erat dengan perkembangan ekonomi di Kalimantan Timur. Sehingga diperlukan peramalan terhadap suhu udara guna memprediksi konsumsi energi listrik di masa mendatang. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui peramalan suhu udara di Kalimantan Timur, yaitu Kota Balikpapan, Samarinda dan Berau serta mengetahui hubungan antara suhu udara dan konsumsi energi listrik di Kalimantan Timur. Dalam penelitian ini, metode yang digunakan adalah metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) dan regresi linear berganda. Hasil analisis menggunakan metode ARIMA diperoleh model terbaik untuk Kota Balikpapan, Samarinda dan Berau secara berturut-turut, yaitu ARIMA(1,1,1), ARIMA(1,1,1) dan ARIMA(3,1,0). Adapun berdasarkan hasil regresi linear berganda diperoleh nilai *R-Square* sebesar 39%, yang berarti besar pengaruh suhu udara terhadap konsumsi energi listrik, yaitu sebesar 39%. Dari hasil uji *t* dan uji *F*, diketahui bahwa suhu udara berpengaruh signifikan terhadap kenaikan konsumsi energi listrik di Kalimantan Timur.

Kata Kunci : ARIMA, Listrik, Pemanasan Global, Peramalan, dan Suhu Udara.

Abstract

The increase in air temperature due to climate change and global warming has become a major concern for policy makers, one of which is the government of East Kalimantan. Electric energy consumption has a close relationship with economic development in East Kalimantan. So it is necessary to forecast the temperature of air in order to predict the consumption of electrical energy in the future. The purpose of this study was to determine the forecasting of air temperatures in East Kalimantan, namely the cities of Balikpapan, Samarinda and Berau and to determine the relationship between air temperature and electricity consumption in East Kalimantan. In this study, the method used is the ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) and multiple linear regression methods. The results of the analysis using the ARIMA method obtained the best models for the cities of Balikpapan, Samarinda and Berau respectively, namely ARIMA(1,1,1), ARIMA(1,1,1) and ARIMA(3,1,0). Based on the results of multiple linear regression obtained *R-square* value of 39%, which mean that the influence of air temperature on the consumption of electrical energy is 39%. From the results of the *t* test and *F* test, it is known that air temperature has a significant effect on the increase in electricity consumption in East Kalimantan.

Keywords: air temperature, ARIMA, electricity, forecasting, global warming.

Submitted: 23th June 2020

Accepted: 2nd August 2020

This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



<https://ojs3.unpatti.ac.id/index.php/barekeng/>



barekeng.math@yahoo.com; barekeng.jurmath@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Pemanasan global (*global warming*) adalah suatu bentuk ketidakseimbangan ekosistem di bumi akibat terjadinya proses peningkatan suhu rata-rata atmosfer, laut dan daratan di bumi. Pemanasan global dapat terjadi karena adanya efek rumah kaca. Emisi gas rumah kaca, khususnya emisi karbon (CO_2), dapat mengancam terjadinya pemanasan global dan perubahan iklim. Pemanasan global akan menyebabkan penipisan lapisan atmosfer dan meningkatkan suhu bumi [1].

Peningkatan suhu udara akibat perubahan iklim dan pemanasan global telah menjadi perhatian utama bagi pembuat kebijakan, salah satunya Pemerintah Kalimantan Timur. Kenaikan suhu berdampak signifikan pada konsumsi listrik, perluasan jaringan listrik dan rencana tenaga listrik di Kalimantan Timur. Sebagai contoh, pemakaian peralatan pendingin seperti AC maupun peralatan elektronik pendingin lainnya banyak digunakan ketika suhu udara meningkat.

Konsumsi energi listrik memiliki hubungan erat dengan perkembangan ekonomi di Kalimantan Timur. Energi listrik menjadi salah satu faktor penting yang menopang kesejahteraan rakyat [2]. Konsumsi listrik mempercepat pertumbuhan ekonomi, mengurangi ketidaksetaraan, kemiskinan, polusi lingkungan dan konsumsi bahan bakar padat [3]. Proses produksi listrik di Indonesia meliputi generasi (pembangkitan), transmisi (penghantaran) dan distribusi (pembagian). Produksi listrik di Indonesia dikelola oleh Perusahaan Listrik Negara (PLN).

Berdasarkan uraian di atas, dapat disimpulkan bahwa terdapat keterkaitan antara sektor kelistrikan dengan suhu udara. Oleh karena itu, diperlukannya suatu model yang dapat digunakan untuk memprediksi suhu udara di masa yang akan datang secara tepat, cepat dan akurat. Beberapa metode yang dapat digunakan untuk meramalkan suhu udara adalah metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS), dan lain-lain. Metode ARIMA mampu memberikan akurasi yang baik untuk peramalan jangka pendek. Peramalan suhu udara dengan metode ARIMA telah dilakukan oleh beberapa pihak antara lain [4] dalam artikel ilmiah dengan penelitian peramalan suhu udara yang dilakukan pada Kota Banda Aceh dengan menggunakan metode ARIMA serta [5] dalam artikel dengan penelitian peramalan temperatur udara pada Kota Surabaya dengan menggunakan ARIMA. Penelitian terkait dengan perubahan iklim dan listrik telah diteliti dalam [6] yang menganalisis hubungan antara perubahan iklim dan dampaknya terhadap energi listrik dengan menggunakan metode regresi linear di negara bagian, Australia.

Berdasarkan latar belakang masalah di atas, dalam penelitian ini telah dilakukan peramalan suhu udara dengan menggunakan metode ARIMA. Suhu udara yang diteliti adalah kota-kota di Provinsi Kalimantan Timur, yaitu Samarinda, Balikpapan dan Berau. Menurut Stasiun Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) Kelas 1 Sultan Aji Muhammad Sulaiman menyatakan bahwa untuk pengukuran suhu udara kota lainnya di Provinsi Kalimantan Timur diukur berdasarkan hasil pengukuran dari stasiun terdekat dengan ketiga kota tersebut. Sedangkan konsumsi energi listrik yang dikaji ialah seluruh konsumsi energi listrik di Kalimantan Timur pada periode Januari 2018 hingga Desember 2018.

Hasil penelitian yang diharapkan yaitu prediksi suhu udara pada periode ke depan yang kemudian disubstitusikan ke dalam persamaan regresi. Hasil model regresi linear akan memberikan informasi prediksi konsumsi energi listrik Kalimantan Timur di masa mendatang.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Energi Listrik

Energi listrik adalah salah satu kebutuhan yang sangat penting dalam kehidupan manusia modern. Serta sebagai Energi listrik merupakan sumber daya ekonomis yang paling utama dibutuhkan dalam berbagai bidang kegiatan. Adapun proses produksi listrik di Indonesia diantaranya pembangkitan, pengantaran dan pembagian. Penyediaan energi listrik di Indonesia dilaksanakan oleh Perusahaan Listrik Negara atau yang biasa disebut PLN [7]. Sesuai dengan UU No. 20 Tahun 2002, PLN merupakan BUMN yang ditunjuk sebagai Pemegang Kuasa Usaha Ketenaga Listrikan (PKUK). PLN bertugas sebagai penyedia listrik di Indonesia. Untuk dapat menyediakan listrik dengan baik, maka PLN wajib menyelenggarakan usahanya secara efisien serta dapat menyediakan listrik sesuai kemampuan rakyat [8].

2.2. Uji Augmented Dickey-Fuller test (ADF)

Sebelum dilakukan peramalan, perlu dilakukan uji stasioneritas data. Pengujian stasioneritas data dapat dilakukan dengan uji ADF. Persamaan uji stasioner dengan uji ADF adalah sebagai berikut [9].

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \alpha_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \tag{1}$$

dimana ε_t adalah nilai *error white noise* dan $\Delta Y_{t-i} = (Y_{t-1} - Y_{t-2})$. Dalam model ini diperlukan adanya hipotesis. Berikut adalah hipotesis dari uji stasioner data.

$H_0 : \delta = 0$ (Terdapat *unit root*, data tidak stasioner)

$H_1 : \delta \neq 0$ (Tidak terdapat *unit root*, data stasioner)

Pada uji stasioneritas *Augmented Dickey-Fuller*, data dikatakan stasioner jika *p-value* < 0,05 maka hipotesis awal (H_0) ditolak.

2.3. Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Peramalan ialah suatu proses memperkirakan suatu kejadian di masa mendatang secara sistematis dengan menggunakan informasi dari masa lalu dan sekarang agar kesalahannya dapat diperkecil [10]. Salah satu metode yang dapat digunakan ialah metode ARIMA.

Model ARIMA (p, d, q) dapat dituliskan secara matematis, yaitu sebagai berikut [11].

$$y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q} \tag{2}$$

dimana y_t adalah nilai variabel y pada waktu t . Persamaan (2) dapat dituliskan kedalam notasi *backshift*.

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) (1 - B)^d y_t = \theta_0 + (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) \tag{3}$$

\uparrow
AR(p)

\uparrow
difference (d)

\uparrow
MA(q)

2.4. Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Jika dalam peramalan terdapat lebih dari satu parameter yang signifikan terhadap model, maka untuk pemilihan model terbaik dilihat pada nilai AIC dan RMSE terkecil dari model signifikan, dalam hal ini pada data *in sample* [12].

1. Akaike Info Criterion (AIC)

$$AIC(M) = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + 2M \tag{4}$$

dimana :

M : Banyaknya parameter didalam model

n : Jumlah observasi

$\hat{\sigma}_a^2$: Varian dari sisa (*residual*)

2. Root Mean Square Error (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2}{n}} \tag{5}$$

dimana :

A_t : Data observasi pada waktu t

F_t : Data hasil peramalan pada waktu t

n : Jumlah observasi

2.5. Ketepatan Metode Peramalan

Tujuan dilakukannya peramalan ialah untuk menghasilkan ramalan optimum yang tidak memiliki *error* atau *error* yang kecil. Jika tingkat kesalahan yang dihasilkan semakin kecil, maka hasil peramalan akan semakin mendekati nilai aktual, dalam hal ini pada data *out sample*. Menurut [9] untuk menghitung kesalahan prediksi, alat ukur yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|}{n} \times 100 \tag{6}$$

dimana :

A_t : Data observasi pada waktu t

F_t : Data hasil peramalan pada waktu t

n : Jumlah observasi

2.6. Analisis Regresi Linear

Regresi linear digunakan untuk membentuk model atau hubungan antara satu atau lebih variabel bebas (X) dengan variabel terikat (Y). Analisis regresi dengan satu variabel bebas (X) disebut dengan regresi linear sederhana, sedangkan jika terdapat lebih dari satu variabel bebas (X) disebut sebagai regresi linear berganda. Model regresi linear berganda, yaitu [13]:

$$Y = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (7)$$

dimana :

Y : Variabel terikat
 α : Konstanta (nilai Y apabila $x_1, x_2, \dots, x_k = 0$)
 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$: Koefisien regresi
 x_1, x_2, \dots, x_k : Variabel bebas
 ε : Error

2.7. Uji Asumsi Klasik

Suatu model regresi dapat dikatakan sebagai model yang baik jika memenuhi kriteria BLUE (*Best Linear Unbias Estimator*). *Unbias* atau tidak bias artinya nilai yang diharapkan sama dengan nilai sebenarnya. BLUE dapat dicapai bila memenuhi Asumsi Klasik [14].

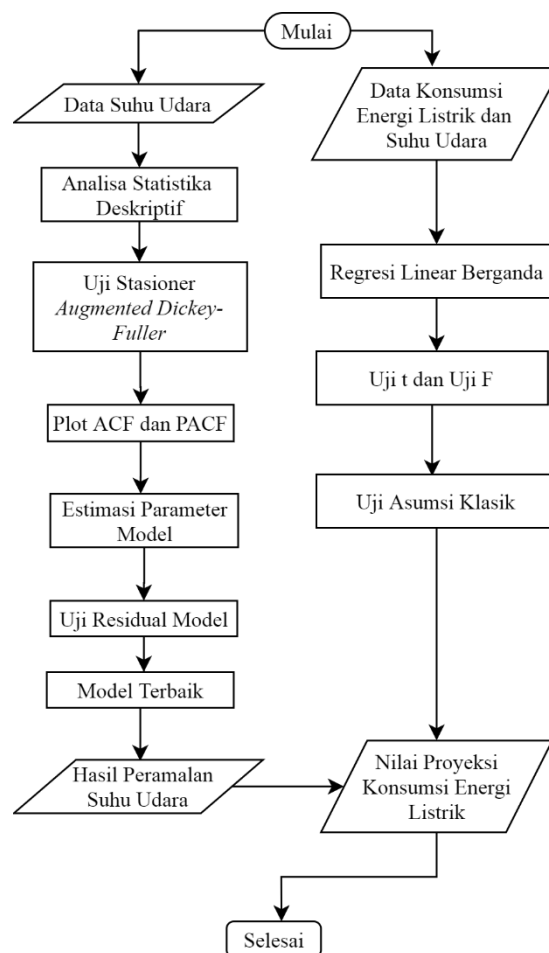
Menurut [15] tujuan pengujian asumsi klasik, yaitu untuk memberikan kepastian bahwa persamaan regresi yang diperoleh memiliki ketepatan dalam estimasi, tidak bias dan konsisten. Adapun asumsi yang harus dipenuhi dalam model regresi antara lain:

1. Uji Multikolinieritas
2. Uji Normalitas
3. Uji Heteroskedastisitas
4. Uji Autokorelasi

Adapun beberapa prosedur penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut.

- a. Tahap pertama ialah studi pustaka meliputi: mencari referensi literatur yang berkaitan dengan penelitian melalui buku, jurnal, artikel dan penelitian sebelumnya.
- b. Tahap kedua ialah, tahap pengumpulan data dan informasi penelitian. Data yang digunakan adalah data konsumsi listrik dan suhu udara. Data rata-rata harian konsumsi energi listrik didapatkan dari instansi PT. PLN (Persero) Wilayah Kalimantan Timur dengan periode data dimulai dari Januari 2018 sampai Desember 2018. Untuk data peramalan yang digunakan dalam penelitian ini adalah data rata-rata harian suhu udara di Kalimantan Timur yang diukur dari tiga stasiun meteorologi, yaitu stasiun meteorologi Balikpapan, Samarinda dan Berau. Untuk kota lainnya di Provinsi Kalimantan Timur pengukuran suhu udara dilakukan oleh stasiun terdekat dari kota tersebut. Digunakan data suhu udara harian karena pengukuran dilakukan per hari. Periode data suhu udara dimulai dari Januari sampai Desember 2018. Adapun untuk analisis data peramalan periode Januari 2018 sampai November 2018 digunakan sebagai data *in sample* dan bulan Desember 2018 digunakan sebagai *out sample*.
- c. Tahap ketiga adalah tahap analisis data meliputi: uji stasioneritas data, plot ACF dan PACF, estimasi parameter model, uji residual model, terakhir uji akurasi peramalan. Adapun untuk regresi linear meliputi: regresi linear berganda, uji t , uji F dan uji asumsi klasik.
- d. Tahap terakhir adalah penarikan kesimpulan.

Alur penelitian ditunjukkan pada Gambar 1, sebagai berikut:

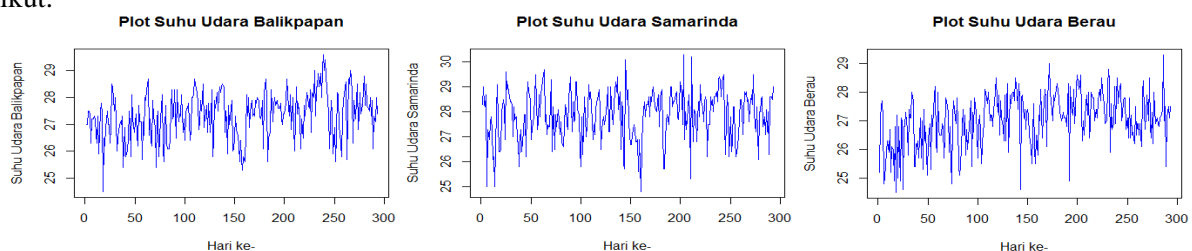


Gambar 1. Alur penelitian

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

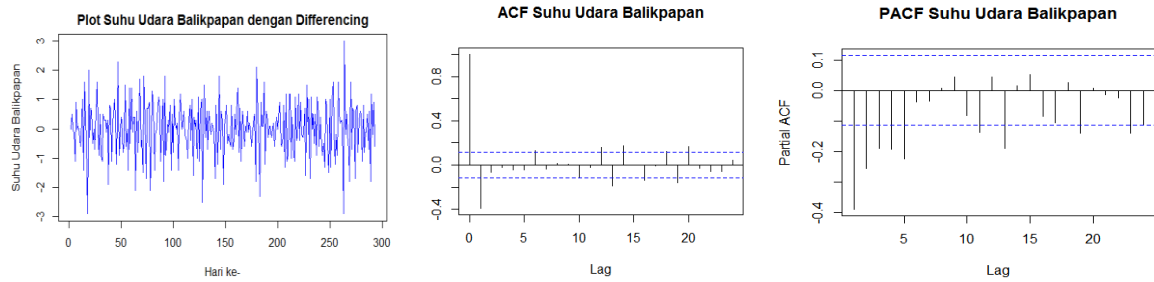
3.1. Uji Stasioneritas Data

Data peramalan yang digunakan dalam penelitian ini adalah data rata-rata harian suhu udara di Kalimantan Timur yang diukur dari tiga stasiun meteorologi, yaitu stasiun meteorologi Balikpapan, Samarinda dan Berau. Data dimulai pada Januari 2018 sampai November 2018. Pengolahan data dibantu *software* R versi 1.2.5042 Adapun plot data suhu udara pada masing-masing kota ditunjukkan pada gambar berikut:



Gambar 2. Plot Data Suhu Udara

Langkah selanjutnya, dilakukan *differencing* terhadap data suhu udara. *Differencing* dilakukan agar data memenuhi kondisi stasioner dalam *mean*. Secara teoritis data stasioner, yaitu nilai *mean* konstan dan varians konstan, serta *kovarians* tidak tergantung pada t dan hanya tergantung pada selisih waktu (*lag*). Setelah dilakukan *differencing* terhadap masing-masing kota, data lebih stasioner karena nilai *mean* bernilai nol. Sehingga untuk plot ACF dan PACF menggunakan data setelah *differencing*. Adapun hasil plot data suhu udara Balikpapan dengan *differencing* beserta plot ACF dan PACF kota Balikpapan ditunjukkan pada gambar berikut:



Gambar 3. Plot data, ACF dan PACF Kota Balikpapan

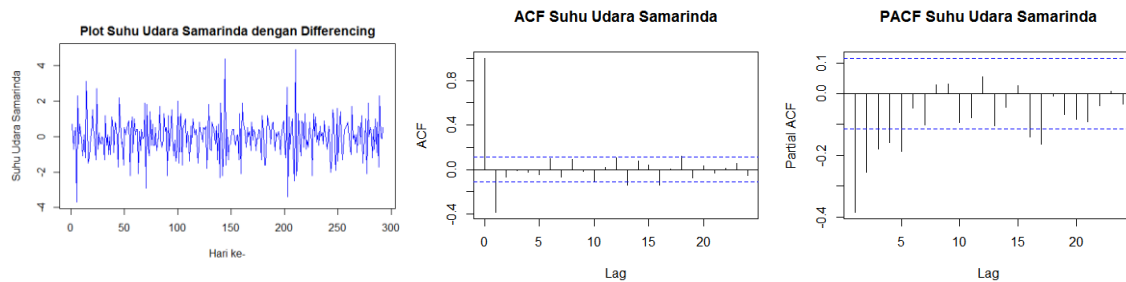
Dari Gambar 3 di atas, dapat dilihat plot ACF *cut off* pada lag 0 dan 1. Maka model sementara mengandung MA dengan ordo paling tinggi, yaitu MA(1). Sedangkan pada plot PACF model signifikan pada lag 1 sampai lag 3. Maka model mengandung AR(1), AR(2), dan AR(3). Karena dilakukan *differencing* satu kali, maka nilai I ialah satu. Dapat disimpulkan ARIMA(1,1,1) dapat digunakan untuk pendekatan model suhu udara Balikpapan.

Dari gambar plot data diatas, diketahui bahwa data setelah *differencing* sudah stasioner. Hal ini juga diperjelas dengan uji ADF.

Tabel 1. Uji ADF Suhu Udara Balikpapan

	Data	P-Value	Keputusan
Augmented Dickey-Fuller	Suhu Balikpapan <i>differencing</i>	0,01	Tolak (H_0)

Adapun hasil *plot* data suhu udara Samarinda dengan *differencing*, *plot* ACF dan PACF untuk Kota Samarinda ditunjukkan pada Gambar berikut:



Gambar 4. Plot data, ACF dan PACF kota Samarinda

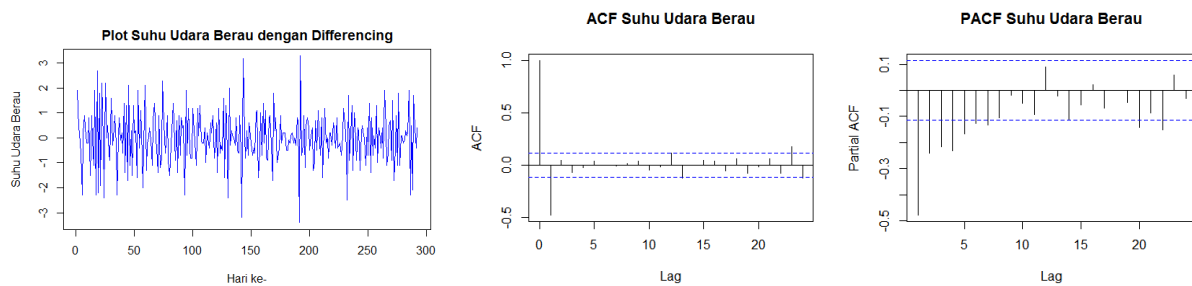
Dari Gambar 4 di atas, dapat dilihat plot ACF *cut off* pada lag 0 dan 1. Maka model sementara mengandung MA dengan ordo paling tinggi, yaitu MA(1). Sedangkan pada plot PACF model signifikan pada lag 1 sampai lag 3. Maka model mengandung AR(1), AR(2), dan AR(3). Karena dilakukan *differencing* satu kali, maka nilai I ialah satu. Dapat disimpulkan ARIMA(1,1,1) dapat digunakan untuk pendekatan model suhu udara Samarinda.

Dari Gambar plot data diatas, diketahui bahwa data setelah *differencing* sudah stasioner. Hal ini juga diperjelas dengan uji ADF.

Tabel 2. Uji ADF suhu udara Samarinda

	Data	P-Value	Keputusan
Augmented Dickey-Fuller	Suhu Samarinda <i>differencing</i>	0,01	Tolak (H_0)

Hal yang sama juga dilakukan pada data suhu udara Kota Berau. Berikut hasil plot data suhu udara Berau dengan *differencing*, plot ACF dan PACF ditampilkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Plot data, ACF dan PACF kota Berau

Dari Gambar 5 di atas, dapat dilihat bahwa plot ACF *cut off* pada lag 0 dan 1. Maka model sementara mengandung MA dengan ordo paling tinggi, yaitu MA(1). Sedangkan pada plot PACF model signifikan pada lag 1 sampai lag 3. Maka model mengandung AR(1), AR(2), dan AR(3). Karena dilakukan *differencing* satu kali, maka nilai I ialah satu.

Setelah dilakukan *differencing*, data sudah stasioner. Hal ini juga diperjelas dengan uji ADF.

Tabel 3. Tes ADF Suhu Udara Berau

Augmented Dickey-Fuller	Data	P-Value	Keputusan
	Suhu Berau <i>differencing</i>	0,01	Tolak (H_0)

3.2. Estimasi Parameter Model

Langkah selanjutnya yaitu menentukan estimasi parameter model. Dipilih model yang signifikan dengan hipotesis:

H_0 : Parameter ϕ dan $\theta = 0$ (Parameter tidak signifikan terhadap model)

H_1 : Parameter ϕ dan $\theta \neq 0$ (Parameter signifikan terhadap model)

dengan $\alpha = 0,05$ dan $n = 294$ hari maka didapatkan statistik uji yaitu:

$$t_{tabel} = t_{0,025|294} = 1,96$$

$$t_{hitung} = \frac{\text{estimasi parameter}}{\text{standar error parameter}}$$

Pada kriteria uji model dikatakan estimasi parameter signifikan jika $|t_{hitung}| > t_{tabel}$ maka tolak H_0 .

Dari hasil rangkuman estimasi parameter model Kota Balikpapan, diketahui parameter model yang signifikan, yaitu ARIMA(1,1,0), ARIMA(1,1,1), ARIMA(2,1,0), dan ARIMA(3,1,0). Selanjutnya dipilih model dengan nilai AIC dan RMSE terkecil. Berikut tabel hasil *overfitting* model.

Tabel 4. Hasil *overfitting* model Balikpapan

Model	AIC	RMSE
ARIMA(1,1,0)	747,81	0,8630
ARIMA(1,1,1)	690,9	0,7776
ARIMA(2,1,0)	730,23	0,8344
ARIMA(3,1,0)	721,69	0.8193

Berdasarkan Tabel 4, nilai AIC dan RMSE terkecil dimiliki model ARIMA(1,1,1). Sehingga dapat disimpulkan ARIMA(1,1,1) adalah model terbaik untuk meramalkan suhu udara di Balikpapan.

Untuk Kota Samarinda diperoleh estimasi parameter yang signifikan adalah ARIMA(1,1,0), ARIMA(1,1,1), ARIMA(2,1,0), dan ARIMA(3,1,0). Berikut Tabel hasil *overfitting* model Samarinda.

Tabel 5. Hasil *overfitting* model Samarinda

Model	AIC	RMSE
ARIMA(1,1,0)	848,78	1,025
ARIMA(1,1,1)	784,54	0,910
ARIMA(2,1,0)	831,5	0,992
ARIMA(3,1,0)	823,94	0,976

Berdasarkan Tabel 5, nilai AIC dan RMSE terkecil dimiliki model ARIMA(1,1,1). Sehingga dapat disimpulkan ARIMA(1,1,1) adalah model terbaik untuk meramalkan suhu udara di Samarinda.

Kota terakhir ialah Kota Berau, diketahui parameter model yang signifikan, yaitu ARIMA(1,1,0), ARIMA(2,1,0) dan ARIMA(3,1,0). Berikut Tabel hasil *overfitting* model Berau.

Model	AIC	RMSE
ARIMA(1,1,0)	794.21	0.934
ARIMA(2,1,0)	777.87	0.905
ARIMA(3,1,0)	764.31	0.881

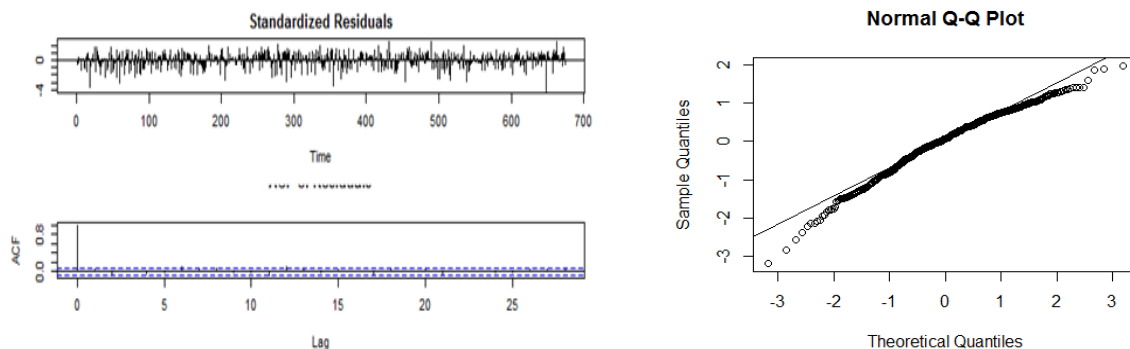
Berdasarkan Tabel 6, diperoleh model ARIMA(3,1,0) adalah model yang terbaik untuk meramalkan suhu udara di Berau. Hal ini dikarenakan ARIMA(3,1,0) memiliki nilai AIC dan RMSE terkecil.

3.3. Uji Residual Model

Pengujian residual model digunakan untuk memastikan bahwa model layak untuk digunakan peramalan. Uji yang dilakukan ialah uji *white noise* dan uji kenormalan model. Pengujian *white noise* umumnya dilakukan untuk mengetahui ke-independenan residual dan homogenitas dari residual. Selanjutnya uji kenormalan nilai residual dari model peramalan juga perlu dilakukan untuk mengetahui nilai residual berdistribusi normal atau tidak.

3.3.1. Uji Residual Model Balikpapan

Hasil uji residual ditampilkan pada Gambar 6, berikut:

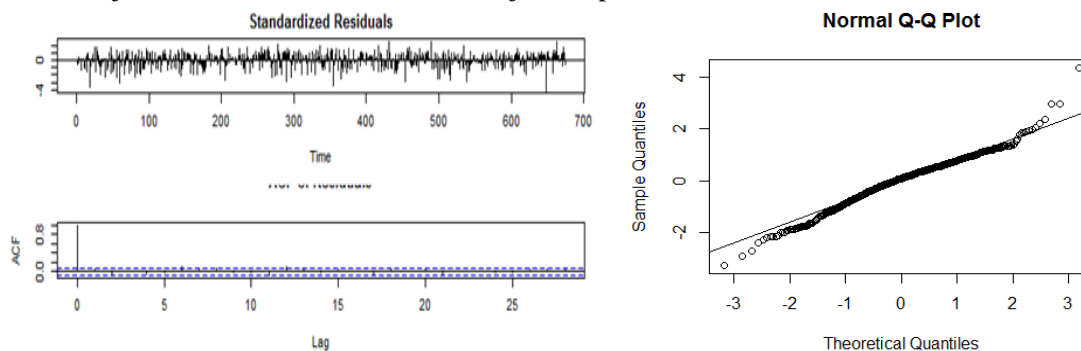


Gambar 6. Uji White Noise dan Normal ARIMA(1,1,1)

Berdasarkan Gambar 6, diketahui bahwa residual model ARIMA(1,1,1) bersifat *white noise*, hal ini ditunjukkan pada plot ACF terlihat tidak ada yang melewati batas interval pada lag > 0. Kemudian pada uji normalitas ditunjukkan pada gambar disebelah kanan. Dilihat pada gambar, sebaran residual mendekati garis disepanjang garis diagonal *q-q plot* tersebut. Maka dapat disimpulkan residual ARIMA(1,1,1) berdistribusi normal.

3.3.2. Uji Residual Model Samarinda

Hasil uji residual model Samarinda ditunjukkan pada Gambar 7, berikut.

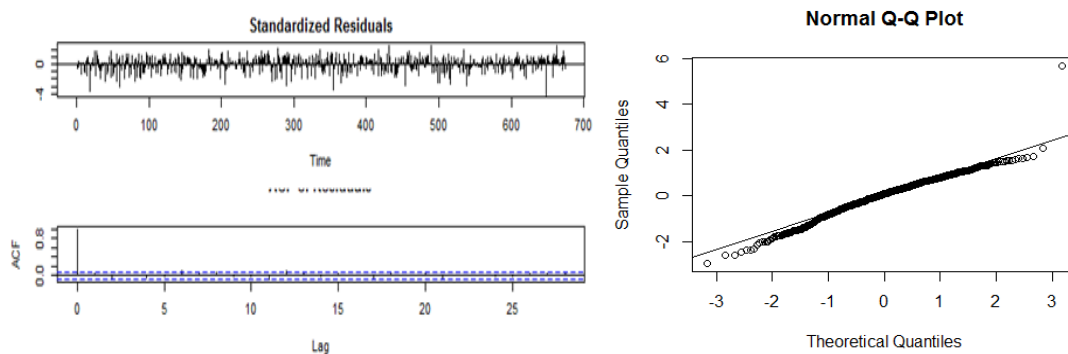


Gambar 7. Uji white noise dan normal ARIMA(1,1,1)

Berdasarkan Gambar 7, diketahui bahwa residual model ARIMA(1,1,1) pada plot ACF tidak ada yang melewati batas interval pada lag>0. Sehingga residual ARIMA(1,1,1) dikatakan bersifat *white noise*. Selanjutnya pada uji normalitas ditunjukkan pada gambar *normal q-q plot*. Dilihat pada gambar tersebut, sebaran residual mendekati garis disepanjang garis diagonal *q-q plot* tersebut. Maka dapat disimpulkan residual ARIMA(1,1,1) berdistribusi normal.

3.3.3. Uji Residual Model Berau

Pengujian residual ARIMA(3,1,0) ditampilkan pada gambar berikut.



Gambar 8. Uji *white noise* dan normal ARIMA(3,1,0)

Berdasarkan hasil Gambar 8, diketahui bahwa residual model ARIMA(3,1,0) pada plot ACF tidak ada yang melewati batas interval pada lag>0. Maka residual ARIMA(3,1,0) dikatakan bersifat *white noise*. Selanjutnya pada uji normalitas ditunjukkan pada gambar *normal q-q plot*. Normalitas ditandai dengan sebaran residual mendekati garis di sepanjang garis diagonal *q-q plot*. Maka dapat disimpulkan residual ARIMA(3,1,0) berdistribusi normal.

3.4. Model Terbaik

1. Model Terbaik Peramalan Suhu Udara Balikpapan

Setelah dilakukan uji residual model, diperoleh model terbaik peramalan suhu udara Balikpapan adalah model ARIMA(1,1,1). Model ini dapat dituliskan kedalam persamaan matematis sebagai berikut.

$$y_t = 1,3374y_{t-1} - 0,3374y_{t-2} + 0,9677e_{t-1} + e_t.$$

Untuk mengetahui akurasi peramalan dilakukan dengan menghitung *error*. Nilai *error* diperoleh dari data lapangan dikurangkan dengan data hasil peramalan. Persen *error* dari hasil ramalan diperoleh dari nilai MAPE yaitu sebesar 2,11%. Nilai tersebut kurang dari 10 <10, artinya model ARIMA(1,1,1) memiliki tingkat akurasi peramalan yang tinggi.

2. Model Terbaik Peramalan Suhu Udara Samarinda

Setelah uji residual model, diperoleh model terbaik peramalan suhu udara Samarinda adalah model ARIMA(1,1,1). Model ini dapat dituliskan kedalam persamaan matematis sebagai berikut.

$$y_t = 1,334y_{t-1} - 0,3341y_{t-2} + 0,9638 e_{t-1} + e_t.$$

Untuk mengetahui akurasi peramalan dilakukan dengan menghitung *error*. Persen *error* dari hasil ramalan diperoleh dari nilai MAPE yaitu sebesar 3,02%. Nilai tersebut masih dibawah 10%, artinya model ARIMA(1,1,1) memiliki tingkat akurasi peramalan yang tinggi.

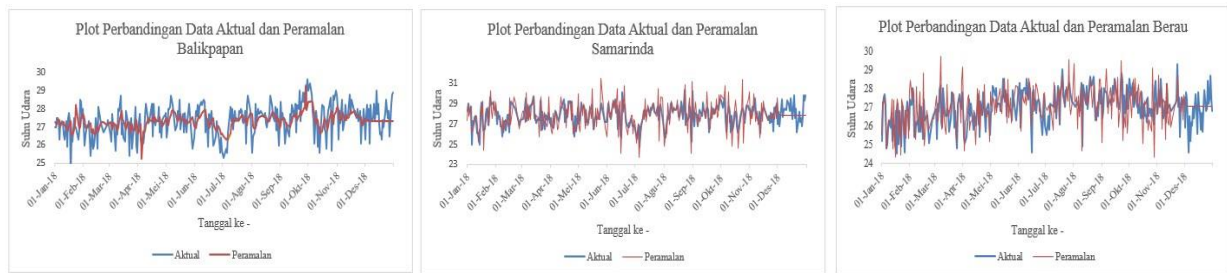
3. Model Terbaik Peramalan Suhu Udara Berau

Setelah dilakukan estimasi parameter model dan uji residual model, diperoleh model terbaik untuk meramalkan suhu udara Berau adalah model ARIMA(3,1,0). Diperoleh persamaan matematis sebagai berikut.

$$y_t = 0,3393y_{t-1} + 0,2727y_{t-2} + 0,1589y_{t-3} + 0,2291y_{t-4} + e_t.$$

Dengan tingkat akurasi didapatkan dari MAPE sebesar 3,02%. Nilai inipun masih dibawah 10%. Dapat simpulkan bahwa ARIMA(3,1,0) memiliki tingkat peramalan akurasi yang tinggi.

Adapun plot data *in sample* dan hasil peramalan dari masing-masing kota ditampilkan pada Gambar berikut.



Gambar 9. Plot Perbandingan Data Aktual dan Peramalan Suhu Udara Kalimantan Timur

3.5. Regresi Linear Berganda

Pada analisis regresi linear berganda variabel bebas yang digunakan adalah suhu udara Kaltim dan variabel terikat yang digunakan adalah konsumsi energi listrik Kaltim. Data konsumsi energi listrik yang digunakan ialah data harian rata-rata konsumsi energi listrik Kalimantan Timur. Variabel X_1 (suhu udara Balikpapan), X_2 (suhu udara Samarinda), X_3 (suhu udara Berau), dan Y (konsumsi energi listrik). Berikut adalah hasil dari regresi linear berganda.

Tabel 7. Regresi Linear Berganda

Model Regresi	Variabel Bebas	Variabel Terikat	Coefficient	P-value	R-Square	Analisis Korelasi
1	Intercept	Y	-423,429	6,51e-12	0,3972	
	X_1		15,662	1,47e-10		0,49
	X_2		2,375	0,256		0,38
	X_3		11,518	5,43e-09		0,32

Berdasarkan Tabel 7, diperoleh persamaan regresi sebagai berikut:

$$\hat{Y} = -423,429 + 15,662X_1 + 2,375X_2 + 11,518X_3$$

Interpretasi dari persamaan tersebut adalah sebagai berikut:

- Konstanta bernilai -423,429 menyatakan bahwa apabila nilai suhu udara Balikpapan, Samarinda dan Berau dianggap tidak ada atau sama dengan 0°C , maka tidak ada kehidupan, sehingga konsumsi energi listrik bernilai negatif. Nilai suhu udara di tiap kota tidak mungkin bernilai 0°C .
- Nilai koefisien regresi untuk variabel suhu udara Balikpapan pada persamaan regresi menunjukkan nilai 15,662 (bernilai positif). Artinya, jika variabel X_2 (suhu udara Samarinda) dan X_3 (suhu udara Berau) nilainya tetap dan suhu udara Balikpapan meningkat 1°C , maka konsumsi energi listrik meningkat sebesar 15,662 MW. Dengan kata lain semakin panas, maka semakin tinggi konsumsi energi listrik.
- Nilai koefisien regresi untuk variabel suhu udara Samarinda pada persamaan regresi menunjukkan nilai 2,375 (bernilai positif). Artinya, jika variabel X_1 (suhu udara Balikpapan) dan X_3 (suhu udara Berau) nilainya tetap dan suhu udara Samarinda meningkat 1°C , maka konsumsi energi listrik meningkat sebesar 2,375 MW. Dengan kata lain semakin panas, maka semakin tinggi konsumsi energi listrik.
- Nilai koefisien regresi untuk variabel suhu udara Berau pada persamaan regresi menunjukkan nilai 11,518 (bernilai positif). Artinya, jika variabel X_1 (suhu udara Balikpapan) dan X_2 (suhu udara Samarinda) nilainya tetap suhu udara Berau meningkat 1°C , maka konsumsi energi listrik meningkat sebesar 11,518 MW. Dengan kata lain semakin panas, maka semakin tinggi konsumsi energi listrik.

Adapun nilai dari *R-square* yang diperoleh pada Tabel diatas adalah 0,39. Hal ini menunjukkan bahwa pengaruh variabel suhu udara terhadap konsumsi energi listrik secara simultan adalah sebesar 0,39 atau 39%. Sedangkan sisanya 61% dipengaruhi oleh variabel lainnya.

3.6. Uji t

Uji *t* berguna untuk mengetahui pengaruh variabel bebas terhadap variabel terikat secara parsial. Hipotesis yang digunakan dalam uji *t* ialah H_0 : Parameter $\rho = 0$ (tidak terdapat pengaruh parsial variabel

bebas terhadap variabel terikat) dan H_1 : Parameter $\rho \neq 0$ (terdapat pengaruh parsial variabel bebas terhadap variabel terikat). Adapun dasar pengambilan keputusan dalam uji t , yaitu gagal tolak H_0 apabila nilai dari uji t -hitung $\leq t$ -tabel, sebaliknya jika tolak H_0 apabila nilai dan t -hitung $\geq t$ -tabel.

3.7. Uji F

Uji F berguna untuk mengetahui pengaruh variabel bebas terhadap variabel terikat secara simultan. Hipotesis yang digunakan dalam uji F ialah H_0 : Parameter $\rho = 0$ (tidak terdapat pengaruh simultan variabel bebas terhadap variabel terikat) dan H_1 : Parameter $\rho \neq 0$ (terdapat pengaruh simultan variabel bebas terhadap variabel terikat). Adapun dasar pengambilan keputusan dalam uji F , yaitu gagal tolak H_0 apabila nilai dari uji F -hitung $\leq F$ -tabel, sebaliknya jika tolak H_0 apabila nilai dan F -hitung $\geq F$ -tabel. Berikut adalah hasil dari uji t dan uji F .

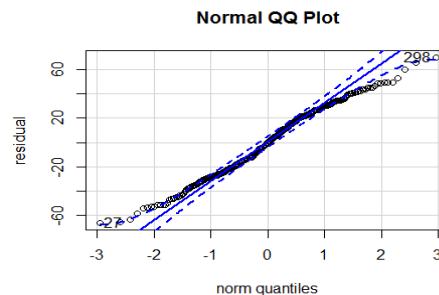
Tabel 8. Uji t dan Uji F

Variabel Bebas	Variabel Terikat	t-Hitung	t-Tabel	Keputusan Uji t	F-Hitung	F-Tabel	Keputusan Uji F
X_1	Y	6,649	1,967452	Tolak H_0	63,48	3,024132	Tolak H_0
X_2		2,087		Tolak H_0			Tolak H_0
X_3		6,015		Tolak H_0			Tolak H_0

3.8. Uji Asumsi Klasik

a. Uji Normalitas

Uji normalitas bertujuan untuk mengetahui residual berdistribusi normal. Pengujian normalitas menggunakan uji grafis yaitu normal QQ plot. Berikut hasil uji normalitas ditampilkan pada Gambar berikut.



Gambar 10. Uji normalitas residual model regresi

b. Uji Asumsi Klasik

Berikut uji asumsi klasik untuk multikolinieritas, heteroskedastisitas dan autokorelasi.

Tabel 9. Uji Asumsi Klasik

Model Regresi	Variabel Terikat	Variabel Bebas	P -value Heteroskedastisitas	VIF Multikolinieritas	P -value Autokorelasi
1	Y	X_1	0,5503	1,690	2,2e-16
		X_2		1,665	
		X_3		1,231	

Berdasarkan Tabel 9, diketahui bahwa untuk uji asumsi klasik pada heteroskedastisitas nilai nilai p -value hasil uji heteroskedastisitas model regresi lebih besar dari $\alpha = 0,05$. Sehingga dapat diartikan bahwa model regresi tidak terjadi heteroskedastisitas.

Selanjutnya diketahui nilai VIF dari multikolinieritas X_1, X_2 dan X_3 kurang dari 10, artinya tidak terjadi korelasi yang tinggi antara variabel bebas dalam setiap model regresi. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model regresi tidak mengalami masalah multikolinieritas.

Uji asumsi klasik yang terakhir adalah uji autokorelasi. Berdasarkan Tabel 9, nilai p -value kurang dari taraf signifikan $\alpha = 0,05$. Dengan kata lain, model regresi terdapat masalah autokorelasi. Hal ini tidak memenuhi uji autokorelasi, maka estimator t dapat dikatakan hanya *linear unbiased estimator* (LUE).

3.9. Nilai Proyeksi Konsumsi Energi Listrik Provinsi Kalimantan Timur

Proyeksi konsumsi energi listrik diperoleh dari hasil peramalan suhu udara disetiap kota yang sudah didapatkan dari perhitungan di atas, kemudian dimasukkan ke dalam persamaan regresi. Berikut merupakan Tabel proyeksi konsumsi energi listrik pada periode Desember 2018.

Tabel 10. Proyeksi Konsumsi Energi Listrik Kalimantan Timur

Tanggal	Konsumsi Energi Listrik (MW)	Tanggal	Konsumsi Energi Listrik (MW)	Tanggal	Konsumsi Energi Listrik (MW)
1-Des-18	362,12	11-Des-18	362,99	23-Des-18	362,99
2-Des-18	363,06	13-Des-18	362,99	25-Des-18	362,99
3-Des-18	362,48	14-Des-18	362,99	26-Des-18	362,99
4-Des-18	363,24	15-Des-18	362,99	27-Des-18	362,99
5-Des-18	362,87	16-Des-18	362,99	28-Des-18	362,99
6-Des-18	362,99	17-Des-18	362,99	29-Des-18	362,99
7-Des-18	362,87	18-Des-18	362,99	30-Des-18	362,99
8-Des-18	362,99	19-Des-18	362,99	31-Des-18	362,99
9-Des-18	362,99	20-Des-18	362,99		
10-Des-18	362,99	21-Des-18	362,99		

Adapun nilai MAPE dari proyeksi konsumsi energi listrik adalah sebesar 11,9%. Nilai ini diantara 10% sampai 20%. Hal ini berarti bahwa tingkat akurasi dari peramalan masuk kategori peramalan baik.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan di atas, diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

- 1) Model terbaik untuk peramalan suhu udara Balikpapan, Samarinda dan Berau ialah secara berturut-turut ARIMA(1,1,1), ARIMA(1,1,1) dan ARIMA(3,1,0).
- 2) Hasil peramalan suhu udara dari berbagai kota menunjukkan tingkat akurasi peramalan yang tinggi. Dikarenakan pada nilai MAPE yang dihasilkan kurang dari 10%.
- 3) Rata-rata kenaikan suhu udara, jika suhu udara meningkat 1°C, maka konsumsi energi listrik Kalimantan Timur secara umum meningkat sebesar 9,851 MW.
- 4) Dalam hal proyeksi konsumsi energi listrik, diperoleh nilai MAPE sebesar 11,9%. Nilai ini berada di antara nilai 10% sampai 20%. Hal ini berarti bahwa tingkat akurasi dari peramalan masuk kategori peramalan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Sugiyono, "Penanggulangan Pemanasan Global di Sektor Penggunaan Energi," *J. Sains Teknol. Inf.*, vol. 7, no. 2, pp. 15–19, 2006.
- [2] S. Han, S. Yoo, and S. Kwak, "The role of the four electric power sectors in the Korean national economy: an input – output analysis," *Energy Policy*, vol. 32, pp. 1531–1543, 2004.
- [3] M. Rosadi and A. B. Syamsul, "Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Konsumsi Listrik di Indonesia," *J. Sains Teknol. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 273–286, 2019.
- [4] S. Anwar, "Peramalan Suhu Udara Jangka Pendek di Kota Banda Aceh dengan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)," *J. Res. Gate*, vol. 5, no. 1, pp. 6–12, 2017.
- [5] A. Machmudin and B. S. S. Ulama, "Peramalan Temperatur Udara di Kota Surabaya dengan Menggunakan ARIMA dan Artificial Neural Network," *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 1, no. 1, 2012.
- [6] T. Ahmed, K. M. Muttaqi, and A. P. Agalgaonkar, "Climate change impacts on electricity demand in the State of New South Wales, Australia," *Appl. Energy*, vol. 98, pp. 376–383, 2012.
- [7] T. Timoteus Gultom, "Pemenuhan Sumber Tenaga Listrik Di Indonesia," *J. Ilm. Res. Sains*, vol. 3, no. 1, 2017.
- [8] M. Nizam, "Pembangkit Listrik Terdistribusi (Distributed Generation) Sebagai Upaya Pemenuhan Kebutuhan Energi Listrik di Indonesia," *J. Kanika*, vol. 7, no. 1, pp. 1–7, 2008.
- [9] H. Lutkepohl and M. Kratzig, *Applied Time Series Econometrics*. New York: Cambridge University Press, 2004.

- [10] R. Fitri, G. Rohman, and S. Mujilawati, "Sistem Prediksi Jumlah Pengunjung Wisata Wego Kec. Sugio Kab.Lamongan Menggunakan Metode Fuzzy Time Series," *JOUTICLA*, vol. 3, no. 2, pp. 67–74, 2017.
- [11] R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*. Australia: Monash University, 2018.
- [12] L. A. Faizah and setiawan, "Pemodelan Inflasi di Kota Semarang, Yogyakarta, dan Surakarta dengan pendekatan GSTAR," *J. SAINS DAN SENI POMITS*, vol. 2, no. 2, 2013.
- [13] N. R. Draper, H. Smith, and B. Sumantri, *Analisis Regresi Terapan Ed ke-2*. Semarang: Gramedia, 1992.
- [14] D. N. Gujarati, *Basic Econometrics Fourth Edition*. U.K: The McGraw Hill Companies, 2004.
- [15] I. Ghozali, *Aplikasi Analisis Multivariate dengan Program SPSS*. Jakarta: Badan Penerbit Universitas Diponegoro, 2011.

