

PREDIKSI EMISI GAS RUMAH KACA PADA SEKTOR ENERGI DI INDONESIA MENGUNAKAN MODEL ARIMA

Prediction Of Greenhouse Gas Emissions In The Energy Sector In Indonesia Using The Arima Model

Agnes Pramita^{1,a}, Nur Kholisoh², Rohil Agatha Lusia³

¹Universitas Bangka Belitung [Email: agnespramita5717@gmail.com]

²Universitas Bangka Belitung [Email: channelissanukhosa@gmail.com]

³Universitas Bangka Belitung [Email: rohilagtah@gmail.com]

^aagnespramita@gmail.com

ABSTRAK

Perubahan cuaca ekstrem menjadi masalah global yang sangat memprihatinkan, termasuk di Indonesia. Salah satu penyebab hal ini adalah emisi Gas Rumah Kaca (GRK) yang diproduksi oleh aktivitas manusia. Berdasarkan data BPS tahun 2021, sektor energi merupakan salah satu penyumbang emisi GRK yang terbanyak di Indonesia. Tujuan penelitian ini adalah untuk memprediksi tingkat emisi GRK yang dihasilkan dari sektor energi dengan menggunakan model ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average). Adapun data yang digunakan yaitu data historis dari tahun 2000 – 2019 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia. Berdasarkan hasil analisis, diperoleh bahwa grafik hasil prediksi emisi gas rumah kaca di Indonesia mengalami peningkatan secara signifikan hingga tahun 2030. Artinya pada tahun-tahun mendatang sektor energi masih diprediksi sebagai penyumbang utama emisi GRK di Indonesia.

Kata kunci: Emisi Gas Rumah Kaca, ARIMA, Energi

ABSTRACT

Extreme weather changes are a global problem of great concern, including in Indonesia. One cause of this is Green House Gas (GHG) emissions produced by human activities. Based on 2021 BPS data, the energy sector is one of the largest contributors to GHG emissions in Indonesia. The aim of this research is to predict the level of GHG emissions resulting from the energy sector using the ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) model. The data used is historical data from 2000 – 2019 obtained from the Indonesian Central Statistics Agency (BPS). Based on the analysis results, it was found that the predicted graph for greenhouse gas emissions in Indonesia has increased significantly until 2030. This means that in the coming years the energy sector is still predicted to be the main contributor to GHG emissions in Indonesia.

Keywords: Greenhouse Gas Emissions, ARIMA, Energy

1. PENDAHULUAN

Munculnya istilah pemanasan global bukan karena tidak ada alasan. Eksploitasi berlebihan dan tak bertanggung jawab yang dilakukan oleh manusia menjadi salah satu alasan adanya istilah tersebut. Jadi, alam akan bereaksi secara perlahan. Pemanasan global ini merupakan fenomena peningkatan temperatur global dari tahun ketahun karena terjadinya efek rumah kaca (*greenhouse effect*) yang disebabkan oleh meningkatnya emisi gas-gas seperti karbon dioksida (CO₂), metana (CH₄), dinitro oksida (N₂O), dan klorofluorokarbon (CFC) sehingga energi matahari terperangkap dalam atmosfer bumi.

Perubahan iklim dan pemanasan global menjadi perhatian global yang dalam beberapa dekade terakhir. Salah satu faktor utama yang menyebabkan perubahan iklim adalah emisi Gas Rumah Kaca (GRK). Peningkatan suhu global dapat menyebabkan berbagai dampak negatif seperti perubahan pola cuaca ekstrim, kenaikan permukaan air laut, dan kerusakan ekosistem. Emisi GRK dihasilkan oleh berbagai sektor kegiatan manusia dan memiliki kontribusi yang berbeda-beda terhadap pemanasan global.

Pada periode 2000-2019, Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia mencatat data emisi GRK menurut jenis sektor di Indonesia. Dalam data tersebut ada enam sektor yang berkontribusi dalam menghasilkan emisi GRK yaitu energi, *Industrial Processes and Product Use* (IPPU), pertanian, *Forestry and other Land Use* (FOLU), kebakaran hutan dan limbah [1]. Pada data tersebut, sektor energi merupakan penyumbang terbesar emisi GRK di Indonesia. Sumber energi yang banyak digunakan pada sektor energi adalah batu bara, minyak bumi dan gas alam. Sektor energi tersebut yang memiliki potensi besar dalam menghasilkan emisi GRK.

Pada 14 April 2023, Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) Indonesia memperkirakan bahwa indeks Ultraviolet (UV) sinar matahari akan mencapai kategori ekstrim di beberapa wilayah Indonesia. Dalam rentang waktu antara pukul 08:00 WIB sampai dengan 14:00 WIB yang mengalami peningkatan suhu maksimal, berkisar 33 hingga 35 derajat Celsius. Oleh karena itu, pemerintah Indonesia berkomitmen untuk menurunkan Emisi GRK sebesar 29% atau 834 juta ton ekuivalen karbon dioksida (CO₂e) pada tahun 2030 dari kondisi *Business as Usual*. Pada tahun 2021, Indonesia berhasil menurunkan emisi GRK dari sektor energi sebesar 70 Juta Ton CO₂e, telah melebihi target yang ditetapkan sebesar 104 % [2].

Adapun penelitian yang telah dilakukan berkaitan dengan emisi GRK salah satunya oleh Anifah *et al.*, pada tahun 2021 yang mengestimasi emisi GRK di Balikpapan. Berdasarkan penelitian ini penurunan emisi GRK sebesar 62,34% dengan proses daur ulang dan pengomposan sampah. Selain itu, dalam upaya menurunkan emisi GRK, pemerintah Indonesia telah menaungi beberapa fasilitas pembiayaan dan pendanaan perubahan iklim antara lain *The Green Climate Fund* dan Badan Pengelola Dana Lingkungan Hidup. Pemerintah juga berupaya untuk menggerakkan transisi energi Indonesia dengan mengurangi pemanfaatan energi fosil dan perencanaan Energi Baru Terbarukan (EBT) jangka panjang (Pusdatin, 2020).

Penelitian sebelumnya oleh Asy'ari, Sitanggang and Musyafa' pada tahun 2023 memprediksi daya listrik menggunakan model *Autoregressive*. Model ini diasumsikan cocok untuk jenis data fluktuatif. Sejalan dengan penelitian tentang peramalan konsumsi energi listrik yang menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*. Hasil yang didapatkan yakni metode peramalan terbaik untuk meramalkan konsumsi energi listrik golongan I4 adalah metode ARIMA dengan model ARIMA (1,1,0) dimana nilai RSME yang dihasilkan sebesar 1.775.81. Model ARIMA memiliki kekuatan dan fleksibilitas yang tinggi dalam menganalisis berbagai data deret waktu dan nilai ramalan yang dihasilkan lebih akurat. Jadi, metode ARIMA diduga cocok digunakan jika observasi dari deret waktu saling berhubungan satu sama lain. [5]

Oleh karena itu, akan dilakukan penelitian untuk mengetahui prediksi emisi GRK yang berfokus pada sektor energi di Indonesia dengan menggunakan model ARIMA. Dengan harapan dapat menjadi acuan untuk menentukan langkah pengurangan penggunaan sumber daya energi yang menimbulkan banyak Emisi GRK serta dapat dijadikan saran atau masukan untuk pemerintah.

2. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini digunakan jenis data sekunder dengan pendekatan kualitatif. Data yang digunakan adalah data emisi GRK menurut jenis sektor energi (ribu ton CO₂e) di Indonesia dari tahun 2000 sampai 2019. Data tersebut didapatkan dari Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia. Untuk metode analisis yang digunakan pada penelitian ini adalah analisis deret waktu. Data tersebut diolah dengan menggunakan metode peramalan (*forecasting*). Metode peramalan (*forecasting*) yang digunakan pada tahapan analisis deret waktu adalah metode ARIMA. Model ARIMA digunakan untuk menganalisis data historis emisi GRK pada sektor energi dalam memprediksi tingkat emisi GRK hingga 2030.

2.1. Model Time Series (Deret Waktu)

Model *time series* merupakan representasi statistik dari pengamatan yang diambil secara berurutan dalam internal waktu yang sama (Montgomery, 2015).

Adapun rumus *Autocorrelation Function (ACF)* dapat dilihat pada persamaan berikut [6]:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \text{Corr}(X_t, X_{t+k}) \quad (1)$$

Dengan :

ρ_k = nilai ACF pada lag ke - k

γ_k = kovarian pada lag ke - k

γ_0 = varian

Selain itu, terdapat *Partial Autocorrelation Function (PACF)* yang digunakan untuk mengukur tingkat keeratan antara X_t dan X_{t+k} , dimana pengaruh dari masing-masing lag dianggap terpisah. Persamaan fungsi autokorelasi parsial adalah sebagai berikut:

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_{j-1}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_{j-1}} \quad (2)$$

$$\phi_{kj} = \phi_{k-1,j} - \phi_{kk} \phi_{k-1,j-1} \quad (3)$$

untuk:

$j: 1, 2, \dots, k - 1$

dengan :

ϕ_{kk} = nilai PACF pada lag ke - k

k = time lag

2.2. Identifikasi Model melalui Plot ACF dan PACF

Autocorrelation Function (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) digunakan untuk mengidentifikasi model ARIMA yang sesuai untuk data deret waktu [7]. ACF mengukur korelasi antara observasi pada suatu waktu dengan observasi pada waktu sebelumnya, sedangkan PACF mengukur korelasi antara observasi pada suatu waktu dengan observasi pada waktu sebelumnya setelah menghilangkan korelasi melalui waktu yang lebih pendek.

Proses pemilihan model yang tepat dilakukan dengan mengidentifikasi orde AR dan MA pada grafik ACF dan PACF [8] sebagai berikut:

- 1) Jika autokorelasi secara eksponensial melemah menjadi nol berarti terjadi proses AR (p).
- 2) Jika autokorelasi parsial melemah secara eksponensial berarti terjadi proses MA (q).
- 3) Jika keduanya melemah berarti terjadi proses ARIMA ($p,0,q$).

2.3. Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model *Autoregressive* adalah model yang menyatakan bahwa data pada periode sekarang dipengaruhi oleh data pada periode sebelumnya. Model *Autoregressive* dengan ordo p disingkat dengan AR (p).

Model *Moving Average* menyatakan hubungan antara nilai pengamatan dari kesalahan peramalan sekarang dan masa lalu yang berurutan, persamaan itu dinamakan *Moving Average Model*. Model *Moving Average* dengan ordo q disingkat MA (q).

Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) ialah gabungan dari model AR(p) dan MA(q) sehingga memiliki asumsi bahwa data periode sekarang dipengaruhi oleh data periode lampau dan nilai lampau kesalahannya. Model ARMA dengan ordo p dan q ditulis ARMA (p,q) atau ARMA ($p,0,q$). Menurut Mulyono dalam [9], bentuk umum dari model ARMA adalah :

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (4)$$

dengan:

Z_t = Variabel time series

μ = Konstanta

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ = Koefisien parameter moving average ke- q

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ = Koefisien parameter autoregressive ke- p

e_{t-q} = Sisaan pada saat ke- $t - q$

Selain menggunakan metode transformasi dalam melakukan kestasioneran data, salah satu cara yang umum dipakai adalah dengan menggunakan metode pembedaan (*differencing*). Metode *differencing* adalah metode untuk membentuk suatu data baru yang diperoleh dengan cara mengurangi nilai pengamatan pada waktu t dengan nilai pengamatan pada waktu sebelumnya ($t-1$), yang dapat ditulis dalam persamaan (Anggraini, 2015):

$$W_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (5)$$

Proses ARIMA digunakan apabila time series tidak stasioner. Secara umum persamaan model ARIMA adalah [10]:

$$W_t = \mu + \phi_1 W_{t-1} + \phi_2 W_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (6)$$

Dengan W_t seperti pada persamaan (5)

2.4. Root Mean Square Error (RMSE)

Root Mean Square Error (RMSE) merupakan besarnya tingkat kesalahan hasil prediksi, dimana semakin kecil (mendekati 0) nilai RMSE maka hasil prediksi akan semakin akurat (Sulaiman dan Juarna, 2021). RMSE dapat digunakan untuk mencari tahu seberapa besar kesalahan pada data dari model yang digunakan. RMSE dapat dijadikan sebagai indikator ketidakcocokan dalam pemodelan. RMSE dapat dicari dengan menggunakan [11] :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_i^n (x_i - \hat{x})^2}{n}} \quad (7)$$

Dimana:

- \hat{x} = nilai hasil prediksi
- x_i = nilai observasi ke-i
- n = banyaknya data

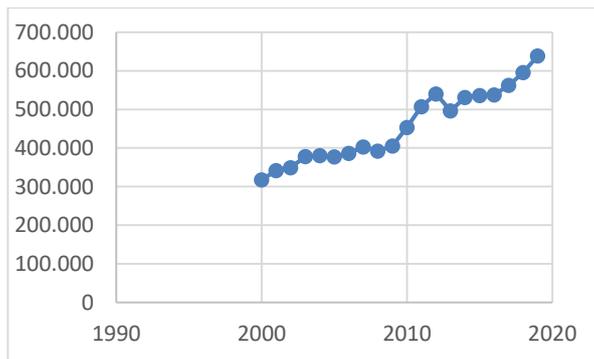
2.5. Cek Diagnosa

Pada tahap ini dilakukan pengujian asumsi residual yang meliputi uji *white noise*. Model dikatakan sesuai apabila plot ACF dan PACF untuk e_t tidak menunjukkan suatu pola tertentu (*white noise*). Suatu proses dikatakan *white noise* (proses yang bebas dan identik) jika bentuk variabel acak yang berurutan tidak saling berkorelasi dan mengikuti distribusi tertentu. Rata-rata $E(e_t) = \mu$ dari proses ini diasumsikan bernilai nol dan mempunyai variasi yang konstan yaitu $var(e_t) = \sigma_e^2$ dan nilai kovariansi untuk proses ini $\gamma_k = cov(a_t, a_{t+k})$ untuk $k \neq 0$ (Azeilla dkk,2018).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Data Tingkat Emisi Gas Rumah Kaca pada Sektor Energi di Indonesia

Adapun tingkat emisi Gas Rumah Kaca (GRK) pada sektor energi di Indonesia setiap tahunnya mengalami kenaikan secara terus-menerus (tren naik). Data emisi GRK pada sektor energi di Indonesia tersaji pada Gambar 1.



Gambar 1. Plot data tingkat emisi GRK pada sektor energi di Indonesia dari tahun 2000 sampai dengan 2019

Berdasarkan Gambar 1 dapat terlihat bahwa data belum stasioner karena terdapat peningkatan emisi gas rumah kaca pada sektor energi yang cukup tinggi pada tahun 2011 serta pada tahun 2019 dan terus naik. Selanjutnya, untuk melakukan analisis data lebih lanjut, kriteria dan jenis data perlu ditinjau melalui analisis deskriptif. Berikut hasil statistik deskriptif disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Analisis Statistika Deskriptif

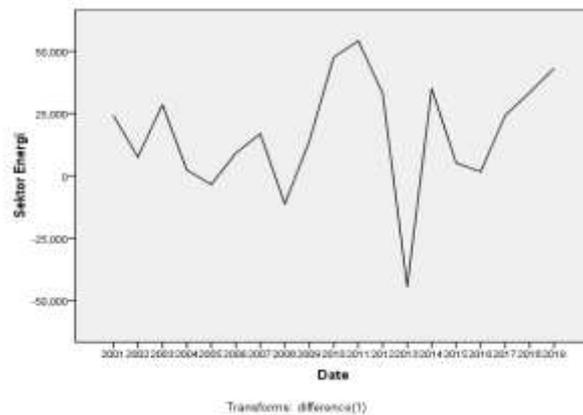
Ketentuan	Tingkat Kemiskinan
Mean	456,512.10
Standar Deviasi	94,674.303
Minimum	317,609
Maksimum	638,808

Berdasarkan Tabel 1 hasil analisis deskriptif dapat menggambarkan karakteristik data, salah satunya nilai *standar deviasi* dari emisi GRK. Nilai *standar deviasi* emisi GRK sebesar 94,674.303. Hal ini

mengidentifikasi bahwa kedekatan data dari sampel dengan rata-rata data emisi GRK sebesar 94,674.303.

3.2. Kestasioneran data

Kestasioneran data dapat dilihat dari hasil *output* yang naik/turun secara teratur dan konstan. Selain itu, data yang stasioner dapat dipengaruhi oleh nilai *varians* yang sama terhadap naik/turunnya data dan *mean* pada data tersebut. Jika kestasioneran data tersebut tidak konstan atau tidak stasioner, maka hasil *output* akan naik/turun tidak beraturan, nilai *varians* dan *mean* tidak selaras dengan naik/turunnya hasil *output* data.

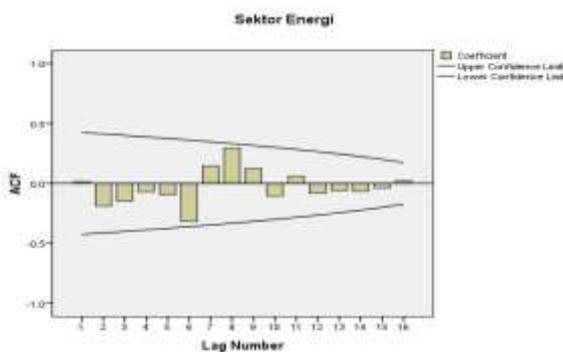


Gambar 2. Plot data tingkat emisi GRK pada sektor energi di Indonesia yang *dif* (1) diasumsikan telah stasioner.

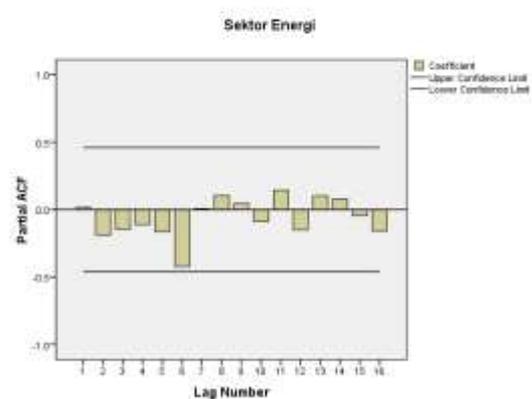
Berdasarkan **Gambar 2** data mengalami fluktuatif atau naik turun dengan kata lain dapat diasumsikan telah stasioner setelah dilakukan *differencing* sebanyak 1 kali.

3.3. Identifikasi Model

Identifikasi model ARIMA memerlukan perhitungan dari hasil ACF dan PACF yang telah diasumsikan stasioner. Perilaku ACF menunjukkan bahwa setelah lag 1 secara drastis menurun mendekati nol sedangkan pada PACF mendekati nol setelah lag pertama.



Gambar 3. Plot ACF (*Autocorrelation Fungsi*)



Gambar 4. Plot PACF (*Partial Autocorrelation Fungsi*)

Plot ACF disajikan pada Gambar 3 terjadi *cut off* pada lag ke-2 dalam plot ACF artinya data teridentifikasi model *Moving Average* (MA) yang bernilai 2. Selanjutnya, pada Gambar 4 terlihat bahwa pada plot PACF terjadi *cut off* pada lag ke-2 dalam plot ACF, artinya data teridentifikasi model AR. Identifikasi model awal berdasarkan identifikasi plot ACF dan PACF dengan metode *trial and error* diperoleh

tujuh model yang nantinya akan dilakukan *overfitting* untuk menentukan model terbaik. Adapun identifikasi model sementara dapat dilihat pada Tabel 2 berikut :

Tabel 2. Model ARIMA yang teridentifikasi

Model	Keterangan	RMSE
ARIMA (0,1,0)	AR=0, I=1, MA=0	23359,512
ARIMA (1,1,0)	AR=1, I=1, MA=0	24033,955
ARIMA (1,1,1)	AR=1, I=1, MA=1	24129,998
ARIMA (0,1,2)	AR=0, I=1, MA=2	22456,114
ARIMA (2,1,1)	AR=2, I=1, MA=1	22582,835
ARIMA (1,1,2)	AR=1, I=1, MA=2	22893,108
ARIMA (2,1,2)	AR=2, I=1, MA=2	23393,184

3.4. Model Terbaik

Hasil penaksiran parameter model ARIMA (0,1,2) berdasarkan RMSE diperoleh koefisien AR 0 = 0, MA 1 = 0,359, MA 2 = 0,642, dan konstanta = 15430,718 serta untuk hasil signifikansi kurang dari 0,05. Sehingga diperoleh persamaan untuk model ARIMA (0,1,2) dan dapat ditulis menjadi:

$$w_t = 15430,718 + 0w_0 + e_t - 0,359e_{t-1} - 0,642e_{t-2}$$

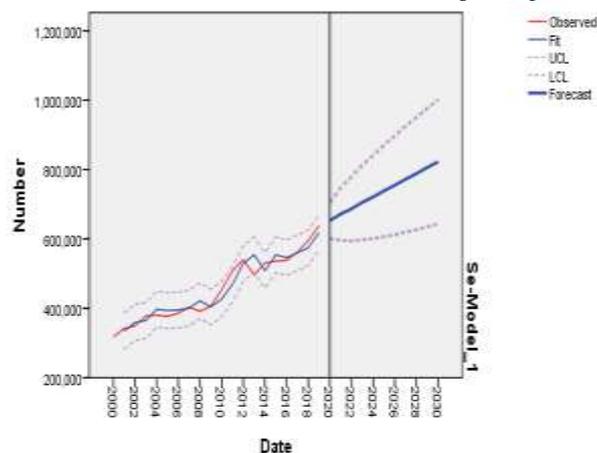
Selanjutnya Model ARIMA (0,1,2) ini digunakan untuk memprediksi tingkat emisi GRK pada sektor energi di Indonesia.

3.5. Uji White Noise

Berdasarkan *p-value* yang didapatkan menunjukkan bahwa residual model ARIMA (0,1,2) tidak menunjukkan suatu pola tertentu atau *white noise*, dimana *p-value* = 0,00 < 0,05. Sehingga dapat dikatakan bahwa model tersebut telah stasioner dan memenuhi asumsi residual *white noise*.

3.6. Prediksi Tingkat Emisi Gas Rumah Kaca pada Sektor Energi di Indonesia

Dalam penelitian ini prediksi tingkat emisi gas rumah kaca pada sektor energi di Indonesia dilakukan dari tahun 2000 hingga 2030 sesuai model ARIMA (0,1,2) disajikan pada Gambar 5.



Gambar 5. Prediksi tingkat emisi GRK pada tahun 2000-2030 di Indonesia

Dapat dilihat dari Gambar 5 bahwa berdasarkan hasil prediksi masih terjadi peningkatan emisi gas rumah kaca terkonfirmasi hingga tahun 2030. Hasil prediksi ini berada diantara *upper control limit* (batas atas) dan *lower control limit* (batas bawah). Hal ini mengatakan bahwa tingkat emisi GRK pada sektor energi di Indonesia diprediksi akan terus bertambah dan belum ada tanda-tanda terjadi penurunan. Seperti terlihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Prediksi tingkat emisi gas rumah kaca pada tahun 2000-2030 di Indonesia

Periode	Prediksi Emisi Gas Rumah Kaca (ton CO ₂ e)
2020	636697,86
2021	634751,17
2022	650181,88
2023	665612,60
2024	681043,32
2025	696474,04
2026	711904,75
2027	727335,47
2028	742766,19
2029	758196,91
2030	773627,63

Berdasarkan Tabel 3 dapat dilihat bahwa peningkatan emisi GRK pada sektor energi akan meningkat seiring perkembangan zaman yang diringi perkembangan-perkembangan terbaru.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil prediksi yang diperoleh dari tahun 2000 sampai dengan tahun 2030 diketahui bahwa terjadi peningkatan emisi GRK pada sektor energi di Indonesia setiap tahunnya. Model yang cocok dalam memprediksi peningkatan emisi GRK pada sektor energi di Indonesia sesuai dengan nilai RSME terkecil yaitu model ARIMA (0,1,2). Sehingga terjadinya peningkatan emisi GRK sampai 8 tahun kedepan harus mendapatkan perhatian khusus dan lebih serius oleh pemerintah, dengan antisipasi untuk mengurangi emisi GRK dapat mengganti sumber energi yang sekarang menjadi sumber energi diperbarui untuk mengurangi emisi GRK yang dihasilkan dari sektor energi demi mengurangi kerusakan lapisan ozon bumi dan untuk menjaga kualitas udara, serta kelangsungan hidup manusia

5. UCAPAN TERIMA KASIH

Terimakasih kepada Jurusan Matematika Universitas Bangka Belitung karena telah memberi wadah publikasi artikel ilmiah ini. Serta Dosen Pembimbing yang telah membantu dalam penulisan artikel ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Wahyudi, "Emisi Gas Rumah Kaca (Grk) Dari Pembakaran Terbuka Sampah Rumah Tangga Menggunakan Model Ippc," *J. Litbang Media Inf. Penelitian, Pengemb. dan IPTEK*, vol. 15, no. 1, pp. 65–76, 2019, doi: 10.33658/jl.v15i1.132.
- [2] Kementerian ESDM, "Inventarisasi Emisi GRK Bidang Energi," *Inventar. Emisi Gas Rumah Kaca Sekt. Energi Tahun 2020*, p. 41, 2020.
- [3] E. M. Anifah, I. D. W. S. Rini, R. Hidayat, and M. Ridho, "Estimasi Emisi Gas Rumah Kaca (Grk) Kegiatan Pengelolaan Sampah Di Kelurahan Karang Joang, Balikpapan," *J. Sains & Teknologi Lingkung.*, vol. 13, no. 1, pp. 17–33, 2021, doi: 10.20885/jstl.vol13.iss1.art2.
- [4] M. K. Asy'ari, V. S. S. Sitanggang, and A. Musyafa', "Perancangan Sistem Prediksi Daya Listrik PLTB Sidrap Menggunakan Model Autoregressive," *Semin. Nas. Tek. Elektro, Sist. Informasi, dan Tek. Inform.*, pp. 144–151, 2023, [Online]. Available: <http://ejurnal.itats.ac.id/snestik/article/view/4048>

-
- [5] F. Annasiah and M. Prastuti, “Peramalan Konsumsi Energi Listrik untuk Sektor Industri di PT PLN (Persero) Area Gresik Menggunakan Metode Time Series Regression dan ARIMA,” vol. 12, no. 1, 2023.
- [6] R. Rahmadayanti, B. Susilo, and D. Puspitaningrum, “PERBANDINGAN KEAKURATAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA) DAN EXPONENTIAL SMOOTHING PADA PERAMALAN PENJUALAN SEMEN DI PT. SINAR ABADI,” vol. 3, no. 1, pp. 23–36, 2015.
- [7] R. Amelia, E. Kustiawan, I. Sulistiana, and D. Y. Dalimunthe, “Forecasting Rainfall in Pangkalpinang City Using Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous (Sarimax),” *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 16, no. 1, pp. 137–146, 2022, doi: 10.30598/barekengvol16iss1pp137-146.
- [8] L. Susanti, S. J. Pririzki, and Z. Zeleansi, “PREDIKSI HARGA CABAI RAWIT MERAH SEBAGAI KEBUTUHAN PANGAN MASYARAKAT DI KOTA PANGKALPINANG,” pp. 140–145, 2022.
- [9] D. Wahyuni, H. Stevanus, S. Pririzki, and R. Amelia, “Perbandingan Metode Arima Dan Exponential Smoothing Dalam Memprediksi Harga Lada Putih Di Kota Pangkalpinang Provinsi Kepulauan Bangka Belitung: Comparison of Arima and Exponential Smoothing Methods in Predicting the Price of White Pepper in Pangkalpinang,” *Fraction J. Teor. dan Terap. Mat.*, vol. 1, no. 1 SE-Articles, pp. 1–9, 2021, [Online]. Available: <http://fraction.ubb.ac.id/index.php/fraction/article/view/1>
- [10] D. Wahyuni, R. A. Lusia, Z. Zeleansi, D. Deti, and ..., “Aplikasi Model Arima Dalam Memprediksi Jumlah Kasus Penyebaran Covid-19 Di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung,” *Proc. ...*, pp. 112–117, 2021, [Online]. Available: <https://journal.ubb.ac.id/index.php/snppm/article/download/2717/1589>
- [11] T. O. Hodson, “Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not,” *Geosci. Model Dev.*, vol. 15, no. 14, pp. 5481–5487, 2022, doi: 10.5194/gmd-15-5481-2022.