

Prediksi Emisi CO_2 Global Dari Pembakaran Energi dan Proses Industri Dengan Analisis Runtun Waktu

Adha Karamina Achmad^{1, a)}, Ukhti Nurul Isnaniah^{2, b)}, and Mega Silfiani^{3, c)}

Author Affiliations

^{1, 2, 3}Program Studi Statistika, Jurusan Matematika dan Teknologi Informasi, Institut Teknologi Kalimantan

Author Emails

^{a)} Corresponding author: 16211001@student.itk.ac.id

^{b)} 16211028@student.itk.ac.id

^{c)} megasilfiani@lecturer.itk.ac.id

Abstract

The concentration of carbon dioxide (CO_2) in the global atmosphere has reached an average of 41.6 parts per million (ppm), this figure shows an increase of around 6.2% compared to the level in 2011. The increasing concentration of CO_2 , which is the main component of greenhouse gasses, This will cause an increase in heat waves reflected from the earth's surface to be absorbed by the atmosphere. Time series analysis methods can help identify patterns and trends from CO_2 emission data from energy combustion and industrial processes. The data used is annual data and there are trends, so prediction analysis of the data in the next period can be carried out using double exponential smoothing, trend projection, and ARIMA. Based on the MAPE results obtained using three forecasting methods, it was found that the ARIMA method had 3.474% and the DES method had a MAPE of 2.994%, while the trend projection method had a MAPE of 2.745%. The best model using trend projection with the smallest MAPE value of 2.745% is the model using the trend projection method. Next, CO_2 emissions are forecasted for the next five years. The following are the results of forecasting using trend projection. Forecasting CO_2 emissions for the next five years using trend projection. The results of the time series plot show that there is an increasing trend pattern, there will be an increase in global CO_2 emissions over the next five years, reaching 36.44 Gt in 2027.

Keywords: ARIMA, CO_2 , MAPE

Abstrak

Konsentrasi karbon dioksida (CO_2) di atmosfer global telah mencapai angka rata-rata 41.6 part per million (ppm), angka ini menunjukkan peningkatan sekitar 6.2% jika dibandingkan dengan tingkat pada tahun 2011. Meningkatnya konsentrasi CO_2 yang merupakan komponen utama dari gas rumah kaca, maka akan menyebabkan meningkatnya gelombang panas yang dipantulkan dari permukaan bumi diserap oleh atmosfer. Metode analisis runtun waktu dapat membantu dalam mengidentifikasi pola dan trend dari data emisi CO_2 dari pembakaran energi dan proses industri. Data yang digunakan merupakan data tahunan dan terdapat tren, maka dapat dilakukan analisis prediksi data pada periode berikutnya dengan *double exponential smoothing*, *trend projection*, dan ARIMA. Berdasarkan hasil MAPE yang didapat menggunakan tiga metode peramalan, didapatkan bahwa metode ARIMA 3.474% dan metode DES memiliki MAPE sebesar 2.994% sedangkan metode *trend projection* MAPE sebesar 2.745%. Didapatkan bahwa model terbaik dalam analisis adalah menggunakan *trend projection* dengan nilai MAPE terkecil sebesar 2.745%. Selanjutnya, dilakukan peramalan emisi CO_2 lima tahun ke depan. Berikut hasil peramalan menggunakan *trend projection*. Peramalan emisi CO_2 selama lima tahun kedepan dengan *trend projection*. Hasil *time series plot* menunjukkan terdapat pola tren meningkat, terjadi peningkatan emisi CO_2 global selama lima tahun kedepan mencapai 36.44 Gt pada tahun 2027.

Kata Kunci : ARIMA, CO_2 , MAPE

PENDAHULUAN

Kenaikan suhu secara global telah menyebabkan keseimbangan alam terancam dengan serius. Suhu bumi yang meningkat dan lapisan ozon yang menipis merupakan akibat dari meningkatnya emisi gas rumah kaca (Hecke, 2019). Gas Karbon Dioksida (CO_2) merupakan salah satu gas rumah kaca yang jumlahnya semakin meningkat.

Emisi gas ini meningkat seiring dengan bertambahnya kendaraan bermotor, aktivitas industri, transportasi, dan lainnya (BMKG). Menurut Irma Fitria dan Primadina Hasanah pada penelitian sebelumnya mengenai 'Prediksi

Emisi CO_2 Dengan Analisis Runtun Waktu Tahun 2019', diprediksi emisi CO_2 akan meningkat pada periode kedepan di beberapa negara eropa (Hasanah, P & Fitria, I., (2019).

Meningkatnya konsentrasi CO_2 yang merupakan komponen utama dari gas rumah kaca, maka akan menyebabkan meningkatnya gelombang panas yang dipantulkan dari permukaan bumi diserap oleh atmosfer (Pratama, 2019). Berdasarkan informasi yang diperoleh dari Badan Penerbangan dan Antariksa Amerika Serikat (NASA) pada tanggal 17 Mei 2022 konsentrasi karbon dioksida (CO_2) di atmosfer global telah mencapai angka rata-rata 41.6 part per million (ppm), angka ini menunjukkan peningkatan sekitar 6.2% jika dibandingkan dengan tingkat pada tahun 2011 (Kata Data, 2022). Peningkatan suhu rata-rata permukaan bumi akan menjadi salah satu akibatnya (Samiaji Toni, 2010).

Pengukuran emisi CO_2 dilakukan secara berkala setiap tahun sebagai informasi yang digunakan untuk kontrol terhadap lingkungan. Pembahasan dari emisi gas ini telah menjadi perhatian dari beberapa negara maju dan komunitas lingkungan. Proses prediksi emisi CO_2 global melibatkan berbagai faktor yang kompleks, penggunaan analisis runtun waktu menjadi relevan dalam kasus ini. Metode analisis runtun waktu dapat membantu dalam mengidentifikasi pola dan trend dari data emisi CO_2 dari pembakaran energi dan proses industri. Hal ini penting untuk memahami perubahan seiring waktu dan memprediksi perilaku masa depan dari emisi CO_2 (Hasanah, P & Fitria, I., (2019).

Beberapa metode runtun waktu adalah *double exponential smoothing*, *trend projection*, dan ARIMA. Metode *double exponential smoothing* memiliki kelebihan tidak memerlukan sampel besar untuk menghasilkan prediksi (Silfiani & Rante, 2023). *Trend Projection* memiliki kemampuan untuk mengenali pola dan arah tren dari data historis, sehingga mampu menyajikan informasi mengenai kecenderungan perubahan dalam suatu periode waktu tertentu (Haviz & Aliyah, 2023). Teknik ARIMA mampu mengatasi data non-stationary yang artinya data tersebut memiliki tren atau pola yang berubah seiring waktu, ARIMA memiliki kemampuan untuk mengeliminasi tren dan musiman dalam data, sehingga dapat menghasilkan peramalan dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi (Hasanah, P & Fitria, I., (2019). Berdasarkan uraian ini maka dilakukan prediksi atau estimasi besarnya emisi CO_2 yang dihasilkan dari pembakaran energi dan proses industri secara global. Sehingga dapat diprediksi besarnya beban lingkungan yang diakibatkan oleh pembakaran energi dan proses industri tersebut.

METODE PENELITIAN

Pemilihan metode untuk memprediksi data runtun waktu tergantung pada sifat dan karakteristik data. Data yang digunakan merupakan data tahunan dan terdapat tren, maka dapat dilakukan analisis prediksi data pada periode berikutnya dengan *double exponential smoothing*, *trend projection*, dan ARIMA.

ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)

Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan salah satu metode yang dikembangkan oleh George Box dan Gwilym yang biasa disebut dengan metode Box-Jenkins pada tahun 1970 (Iriawan & Astuti, 2006). Metode ARIMA merupakan teknik peramalan yang cocok untuk memprediksi keadaan dalam jangka pendek. Penggunaannya sangat disarankan dalam situasi peramalan jangka pendek karena metode ARIMA memiliki tingkat ketepatan yang tinggi. Metode ini memungkinkan penentuan hubungan statistik yang kuat antara variabel yang ingin diprediksi dengan nilai yang digunakan dalam peramalan. Namun, dalam konteks peramalan jangka panjang, tingkat ketepatan ARIMA cenderung menurun. Dalam jangka waktu yang cukup lama, nilai peramalan seringkali stabil dan tidak mengalami variasi yang signifikan (Razak et al., 2009). Nilai yang digunakan pada ARIMA untuk peramalan yaitu menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat (Razak et al., 2009).

Autoregressive (AR)

Model *autoregressive* berdasarkan asumsi bahwa data pada saat ini dipengaruhi oleh data pada periode sebelumnya sehingga variabel pada periode t diregresikan terhadap nilai-nilai variabel tersebut pada periode sebelumnya. Model *autoregressive* dengan urutan p dapat disingkat sebagai $AR(p)$ atau $ARIMA(p,0,0)$ (Halim, 2006). Persamaan (1) merupakan model dari AR (Salwa et al., 2018).

$$z_t = \mu + \phi_1 z_{t-1} + \phi_2 z_{t-2} + \dots + \phi_p z_{t-p} + a_t \quad (1)$$

di mana:

- z_t : Deret waktu stasioner
- μ : Konstanta
- z_{t-p} : Variabel bebas
- ϕ_p : Koefisien parameter *autoregressive* ke- p
- a_t : Sisaan pada saat ke- t

Moving Average (MA)

Model *Moving Average* (MA) dengan orde q ditulis $ARIMA(0,0,q)$, Model $MA(q)$ melibatkan variabel residual (kesalahan prediksi) dari q periode sebelumnya untuk memprediksi nilai pada periode sekarang. Persamaan (2) merupakan model dari MA (Salwa et al., 2018).

$$z_t = \mu + \alpha_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2)$$

di mana:

- z_t : Deret waktu stasioner
- μ : Konstanta
- a_{t-p} : Variabel bebas
- θ_p : Koefisien parameter *moving average* ke- l
- a_t : Sisaan pada saat ke- t
- z_{t-p} : Variabel bebas
- ϕ_p : Koefisien parameter *autoregressive* ke- p

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) digunakan dengan asumsi bahwa data dalam deret waktu harus bersifat stasioner, yang berarti variasi rata-rata dari data tersebut adalah konstan (Salwa et al., 2018). Namun, saat data tidak bersifat stasioner maka perlu dilakukan proses *differencing* agar data dapat menjadi stasioner. Model-model seperti *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), dan *Autoregressive Moving Average* (ARMA) tidak menggunakan *differencing*. Oleh karena itu, untuk mengatasi permasalahan ini digunakan model campuran yang dikenal sebagai *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) atau $ARIMA(p, d, q)$. Model ARIMA ini efektif dalam menjelaskan proses *differencing* karena memungkinkan penggunaan deret waktu yang stasioner sebagai fungsi linier dari nilai-nilai lampau dan nilai saat ini, serta mengakomodasi kesalahan dari nilai-nilai lampau (Salwa et al., 2018).

$$\phi_p(B) D^d Z_t = \mu + \theta_q(B) a_t \quad (3)$$

di mana:

- Φ_p : Koefisien parameter *autoregressive* ke- p

- B : Operator *backshift*
 z_t : Deret waktu stasioner
 μ : Konstanta
 a_t : Variabel bebas
 θ_p : Koefisien parameter *moving average* ke-1
 a_t : Sisaan pada saat ke- t
 p : Derajat *autoregressive*
 q : Derajat *moving average*
 d : Tingkat *differencing*

Double Exponential Smoothing (DES)

Pada metode perataan eksponensial ganda (*double exponential smoothing*) oleh Brown, terdapat parameter α yang berkisar antara 0 dan 1. Semakin banyak data yang digunakan dalam perhitungan ramalan, maka kesalahan persentase ramalan akan semakin kecil, dan sebaliknya (Sinaga & Irawati, 2018). Adapun tahapan melakukan *double exponential smoothing* sebagai berikut (Sinaga & Irawati, 2018):

1. Menentukan *smoothing* pertama

$$S'_t = \alpha X_t + (1 - \alpha) S'_{t-1} \quad (4)$$

2. Menentukan *smoothing* kedua

$$S''_t = \alpha S'_t + (1 - \alpha) S''_{t-1} \quad (5)$$

3. Menentukan besarnya konstanta α

$$\alpha_t = \alpha S'_t + (S'_t - S''_t) = 2S'_t - S''_t \quad (6)$$

4. Menentukan besarnya *slope*

$$b'_t = \frac{\alpha}{1 - \alpha} (S'_t - S''_t) \quad (7)$$

5. Menentukan besarnya *forecast*

$$F_{t+p} = \hat{Y}_{t+p} = a_t - b_t p \quad (8)$$

Trend Projection

Metode Trend Projection merupakan teknik peramalan yang melibatkan penyesuaian garis tren berdasarkan data historis, lalu menggunakannya untuk memproyeksikan ke masa depan. Metode *trend projection* dikenal juga sebagai metode tren garis lurus. Pendekatan metode *trend projection* termasuk dalam kategori peramalan kuantitatif, di mana prediksi didasarkan pada data kuantitatif masa lalu (Aritonang et al., 2022). Metode *trend projection* menghitung kemiringan garis tren (b) dan titik di mana garis tersebut memotong sumbu y (a), dan menghasilkan persamaan garis lurus. Berikut model umum dari *trend projection* (Aritonang et al., 2022):

$$z_t = a + bX \quad (9)$$

di mana:

- a : nilai sumbu horizontal (waktu)
 b : nilai sumbu vertikal (permintaan)
 X : variabel bebas

PEMBAHASAN

Statistika Deskriptif

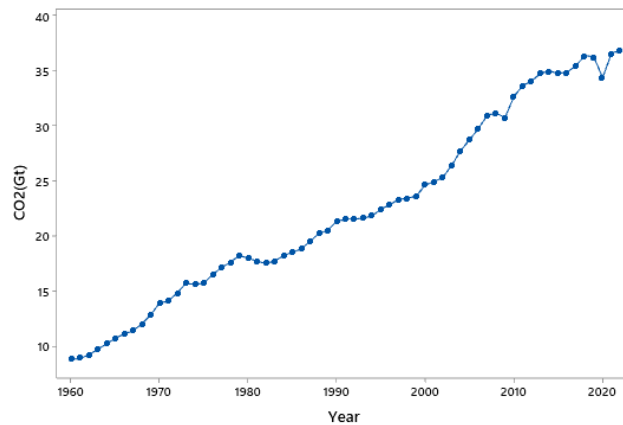
Berikut merupakan ringkasan dari hasil karakteristik data karbon dioksida global dari tahun 1960 hingga tahun 2022.

Tabel 1. Statistika Deskriptif

	N	N*	Mean	Std. Deviasi	Median	Max	Min	Varians
CO_2	63	0	22.36	8.50	21.50	36.80	8.80	72.36

Sumber : data diolah 2023 (Ms. Excel).

Terdapat 63 tahun data yang diobservasi, dengan rata-rata emisi CO_2 selama 63 tahun adalah 22.36 dan nilai tengahnya 21.5. Emisi CO_2 terendah adalah 8.80 pada tahun 1960 dan tertinggi adalah 36.8 pada tahun 2022. Data yang digunakan memiliki varians sebesar 72.36 dan standar deviasi sebesar 8.5. Berikut hasil *time series plot* dari data emisi CO_2 dari tahun 1960 hingga 2020.

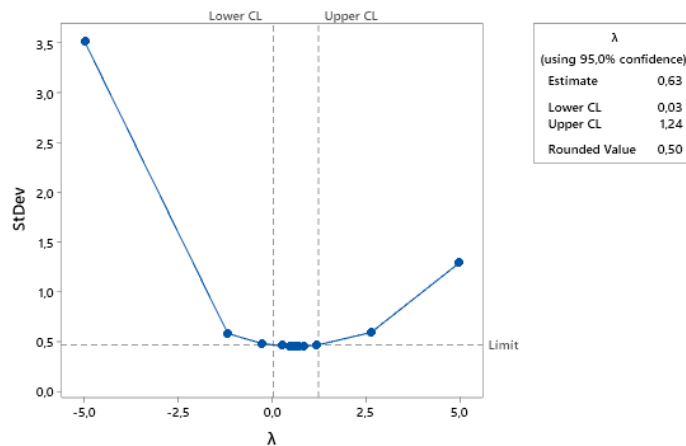


Gambar 1. *Time series plot*

Dapat diketahui berdasarkan *time series plot* di atas, emisi CO_2 meningkat dari tahun 1960 hingga 2019, terdapat penurunan emisi CO_2 pada tahun 2020.

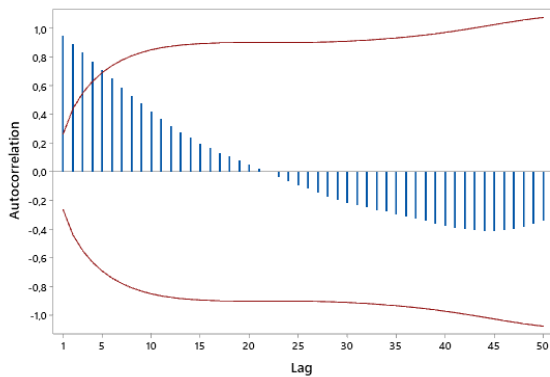
Identifikasi Data *Time Series*

Dilakukan identifikasi stasioneritas data dalam varians menggunakan visualisasi *Box-Cox* dan dilakukan identifikasi stasioneritas data dalam rata-rata menggunakan plot ACF. Identifikasi perlu dilakukan untuk memahami pola data agar metode yang digunakan tepat. Berikut hasil identifikasi data.

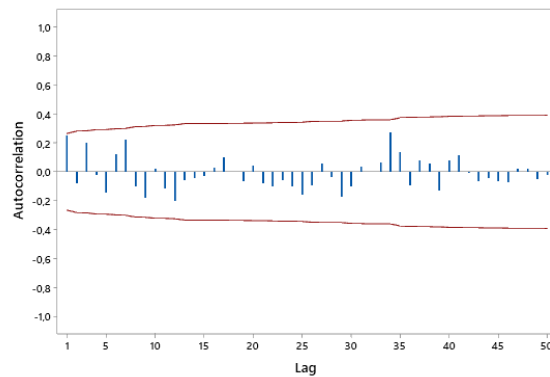


Gambar 2. *Box-Cox Transformation*

Stasioner data dalam varians dapat dilihat melalui nilai UCL dan LCL, dikatakan data stasioner dalam varians jika nilai LCL dan UCL melewati angka 1 ($\lambda=1$). Selain melihat dari nilai UCL dan LCL stasioner dalam varians dapat dilihat melalui nilai *Rounded-Value*, jika nilai *Rounded-Value* di antara -1 hingga 1 maka data dikatakan stasioner dalam varians. Berdasarkan hasil *Box-Cox* di atas, nilai UCL (1.24) dan LCL (0.63) diantara angka satu artinya data stasioner dalam varians dan berdasarkan nilai *Rounded-Value* diperoleh sebesar 0.50 sehingga dapat dikatakan data stasioner dalam varians.



Gambar 3. *ACF plot CO2*

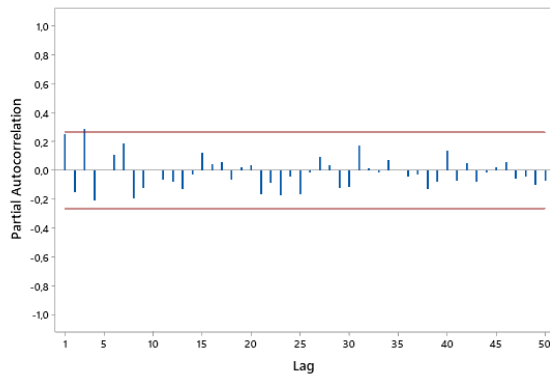


Gambar 4. *ACF plot CO2 (Differencing)*

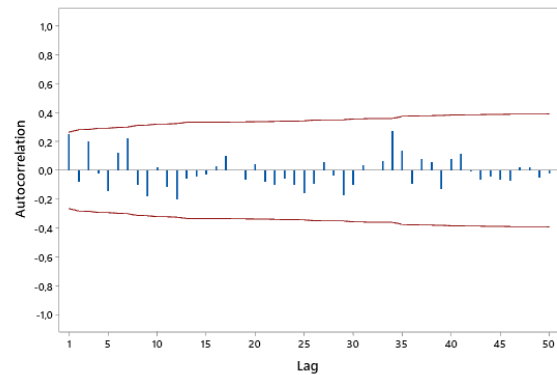
Differencing data diperlukan apabila data tidak stasioner dalam rata-rata. Berdasarkan hasil plot fungsi Autokorelasi di atas, terlihat adanya tren penurunan (*dash down*), yang menunjukkan bahwa data tidak stasioner dalam rata-rata sehingga *differencing* diperlukan. Gambar 3 merupakan hasil plot fungsi Autokorelasi sebelum *differencing* dan Gambar 4 menunjukkan hasil plot fungsi Autokorelasi setelah data *differencing*. Terlihat perbedaan yang signifikan setelah dilakukan *differencing* yaitu tidak terdapat tren menurun pada data sehingga dapat dikatakan data sudah stasioner dalam rata-rata.

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Penelitian ini menggunakan data keseluruhan sebanyak 63 data emisi CO_2 dari tahun 1960 hingga 2022, digunakan sebanyak 53 data *training* dan 5 data *testing*. Hasil *time series plot* menunjukkan adanya tren meningkat sehingga model peramalan yang cocok adalah ARIMA (p,d,q). Berikut hasil estimasi model ARIMA berdasarkan plot ACF dan PACF.



Gambar 5. PACF plot CO2



Gambar 6. ACF plot CO2 (Differencing)

Gambar 5 plot PACF (*autocorrelation function*) menunjukkan terdapat 1 lag yang keluar dari batas yaitu pada lag ke-3 maka dapat dikatakan adanya unsur *moving average* atau AR([3]) pada model. Selanjutnya, hasil plot ACF pada Gambar 4 menunjukkan tidak ada lag yang keluar dari batas artinya model ini tidak terdapat unsur *moving average* atau MA(0). Karena telah dilakukan *differencing* untuk nilai $d(1)$, sehingga estimasi model ARIMA yang sesuai dengan hasil plot ACF dan PACF adalah ARIMA ([3], 1, 0). Selanjutnya dilakukan percobaan untuk mencari model ARIMA terbaik menggunakan bantuan komputasi SAS, berikut ringkasan model yang diperoleh.

Tabel 2. Model ARIMA

Model	Estimasi Parameter	Uji Ljung-Box	Tests for Normality
ARIMA (0,1,3)	Tidak Signifikan	Tidak Signifikan	Normal
ARIMA (3,1,0)	Signifikan	Signifikan	Normal
ARIMA (7,1,0)	Signifikan	Signifikan	Normal

Sumber : data diolah 2023 (SAS Studio)

Didapatkan model ARIMA terbaik yang memenuhi syarat *Conditional Least Squares Estimation*, *Conditional Least Squares Estimation*, dan *Test for Normality* adalah ARIMA (3,1,0) dan ARIMA (7,1,0). Setelah didapatkan nilai prediksi maka selanjutnya dilakukan perhitungan nilai MAPE, berikut hasil perhitungan MAPE ARIMA (3,1,0) dan ARIMA (7,1,0).

Tabel 4. MAPE dan RMSE metode DES

Mode	Nilai Prediksi Emisi CO ₂	MAPE	RMSE
ARIMA ([3],1,0)	35.17	3.474%	1.289
	35.02		
	35.17		
	35.14		
	35.06		
ARIMA ([7],1,0)	34.01	4.196%	1.702
	33.92		
	34.56		
	36.50		
	36.80		

Sumber : data diolah 2023 (Ms. Excel)

diperoleh nilai MAPE model ARIMA ([3],1,0) sebesar 4.474% dengan nilai RMSE 1.289 sedangkan untuk model ARIMA ([7],1,0) sebesar 4.196% dengan nilai RMSE 1.702, karena nilai error ARIMA ([3],1,0) lebih kecil dibandingkan model ARIMA (7,1,0) maka model tersebut dipilih sebagai model terbaik dalam memprediksi emis CO₂ menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).

Double Exponential Smoothing (DES)

Untuk mendapatkan hasil terbaik dalam prediksi emisi CO_2 maka dilakukan juga analisis *double exponential smoothing*. Diperoleh data sebagai berikut.

Tabel 4. Parameter DES

Parameter	Value
α (Level)	1.49223
γ (trend)	0.03710

Didapat nilai parameter pemulusan tingkat pertama atau level sebesar 1.49 dan pemulusan tingkat kedua tau *trend* sebesar 0.037. Berdasarkan kedua parameter di atas maka diperoleh nilai MAPE dan RMSE yang didapat:

Tabel 5. MAPE dan RMSE metode DES

Nilai Prediksi Emisi CO_2	MAPE	RMSE
35.98	2.994%	1.367
36.47		
36.95		
37.44		
37.92		

Sumber : data diolah 2023 (Ms. Excel)

Menurut Mutiara Widhika Astuti dalam penelitian mengenai peramalan penjualan kue pada toko Roemah Snack Mekarsari dengan Metode Single Exponential Smoothing, suatu model dikatakan sangat baik jika nilai MAPE yang diperoleh kurang dari 10% dan dikatakan baik jika nilai MAPE diperoleh kurang dari 20% (Widhika Astuti et al., 2018). Berdasarkan hasil pengujian didapatkan MAPE sebesar 2.994% atau 3%, dapat dikatakan hasil pengujian menggunakan *double exponential smoothing* akurasi peramalan termasuk ke dalam klasifikasi baik karena memiliki nilai MAPE kurang dari 20%. Berikut *smoothing plot* yang dihasilkan.

Trend Projection

Dilakukan analisis regresi untuk mendapatkan model regresi, yang selanjutnya digunakan untuk meramalkan nilai prediksi emisi CO_2 . Didapatkan persamaan model regresi sebagai berikut.

$$Y_{emisi\ CO_2} = 7.743 + 0.4555(X)$$

Tabel 6. Coefficients regression

Term	Coefficients	SE Coefficients	T-Value	P-Value	Pengaruh
Intercept	7.743	0.343	22.56	0.000	Signifikan
X	0.456	0.010	45.01	0.000	

Dapat diambil keputusan berdasarkan model regresi, jika setiap tahun emisi CO_2 akan meningkat sebesar 7.743 Gt dengan kata lain tiap bertambahnya waktu (tahun) maka emisi CO_2 diperkirakan akan naik. Berdasarkan Tabel 5 didapatkan *P-Value* sebesar 0.000, karena *P-Value* kurang dari alfa (0.05) maka terdapat pengaruh signifikan antara emisi CO_2 dan waktu (X). Berikut hasil MAPE dan RMSE peramalan menggunakan metode *trend projection*.

Tabel 7. MAPE dan RMSE metode *trend projection*

Nilai Prediksi Emisi CO_2	MAPE	RMSE
8.199	2.745%	1.096
8.199		
8.199		
8.199		
8.199		

Sumber : data diolah 2023 (Ms. Excel)

Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilihat dari nilai MAPE terkecil metode *ARIMA*, *double exponential smoothing* dan *trend projection* yang selanjutnya digunakan untuk meramal nilai emisi CO_2 lima tahun ke depan. Hasil MAPE ketiga model yang didapatkan sebagai berikut.

Tabel 8. *Mean Absolute Percentage Error*

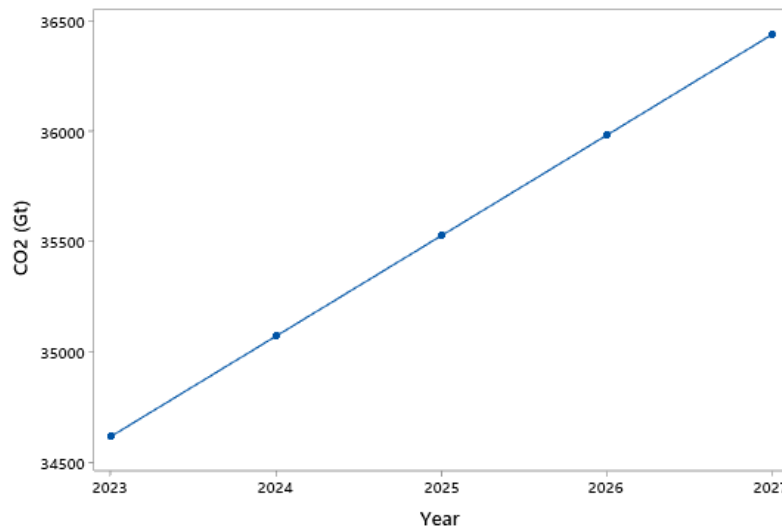
Metode	MAPE
ARIMA	3.474%
Double Exponential Smoothing	2.994%
Trend Projection	2.745%

Sumber : data diolah 2023 (Ms. Excel)

Berdasarkan hasil MAPE yang didapat menggunakan tiga metode peramalan, didapatkan bahwa model terbaik menggunakan *trend projection* dengan nilai MAPE terkecil sebesar 2.745%. Selanjutnya, dilakukan peramalan emisi CO_2 lima tahun ke depan. Berikut hasil peramalan menggunakan *trend projection*.

Tabel 8. *Forecast emisi CO_2*

Periode	Forecast emisi CO_2
2023	34.62
2024	35.07
2025	35.53
2026	35.98
2027	36.44



Gambar 7. *Time series forecast emisi CO_2*

Berdasarkan plot Gambar 7, menunjukkan peramalan emisi CO_2 selama lima tahun kedepan dengan *trend projection*. Hasil *time series plot* menunjukkan terdapat pola tren meningkat, terjadi peningkatan emisi CO_2 global selama lima tahun kedepan mencapai 36.44 Gt pada tahun 2027.

KESIMPULAN

Melalui hasil perbandingan error metode *ARIMA*, *double exponential smoothing* dan *trend projection* dihasilkan peramalan model terbaik menggunakan metode *trend projection* dengan tingkat error sebesar 2.745%. Peramalan emisi CO_2 global diprediksi akan meningkat pada lima tahun ke depan sehingga perlu tindakan pencegahan untuk mengurangi tingkat emisi.

REFERENSI

- Hecke, V. and Tanja. (2009) 'Time series analysis to forecast temperature change' in *International peer reviewed article*, Belgium: University College Ghent.
- Halim, S. (2006). Diktat time series analysis. Surabaya: Universitas Kristen Petra.
- Iriawan, N., & Astuti, S. P. (2006). Mengolah data statistik dengan mudah menggunakan minitab 14. Yogyakarta: Andi.
- Pradana, M. S., Rahmalia, D., & Prahastini, E. D. A. (2020). Peramalan Nilai Tukar Petani Kabupaten Lamongan dengan Arima. *Jurnal Matematika*, 10(2), 91. <https://doi.org/10.24843/jmat.2020.v10.i02.p126>
- Razak, F. A., Shitan, M., Hashim, A. H., & Abidin, I. Z. (2009). Load forecasting using time series models. *Jurnal Kejuruteraan*, 21, 53–62.
- Salwa, N., Tatsara, N., Amalia, R., & Zohra, A. F. (2018). Peramalan Harga Bitcoin Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average). *Journal of Data Analysis*, 1(1), 21–31.
- Sinaga, H. D., & Irawati, N. (2018). Perbandingan Double Moving Average Dengan Double Exponential Smoothing Pada Peramalan Bahan Medis Habis Pakai. *Artkel*, IV(2), 197–204.
- Aritonang, F. S., Sarkis, I. M., & Situmorang, A. (2022). Peramalan Penyediaan Jumlah Vaksin Untuk Balita Dengan Metode Trend Projection di Dinas Kesehatan Kabupaten Toba. *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, 2(1), 39–45.
- Istiqomah, W., & Darsyah, M. Y. (2018). Efektivitas Metode Arima dan Exponential Smoothing untuk Meramalkan Nilai Tukar Petani di Jawa Tengah. *Prosiding Seminar Nasional Mahasiswa Unimus*, 1(1), 343–350.
- Widhika Astuti, M., Sofro, A., & Oktaviarina, A. (2018). Peramalan Penjualan Kue Pada Toko Roemah Snack Mekarsari Dengan Metode Single Exponential Smoothing. *Jurnal Ilmiah Matematika*, 6(2), 70–74. <https://ejournal.unesa.ac.id/index.php/mathunesa/article/view/24010>
- Hasanah, P., & Fitria, I. (2019). Prediksi Emisi CO2 dengan Analisis Runtun Waktu. *SPECTA Journal of Technology*, 1(1), 22–16. <https://doi.org/10.35718/specta.v1i1.72>
- Pratama, R. (2019). Efek rumah kaca terhadap bumi. *Buletin Utama Teknik*, 14(2), 120–126.
- Kata Data. (2022, Juni 14). Konsentrasi CO2 di Atmosfer Terus Naik, Ini Rinciannya. Data Boks. <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2022/06/14/konsentrasi-co2-di-atmosfer-terus-naik-ini-rinciannya>
- Samiaji, T. (2011). *Gas Co 2 Di Wilayah Indonesia*. 12(2), 68–75.
- Haviz, N., & Aliyah, S. (2023). Penerapan Metode Trend Projection Dalam Peramalan Penjualan Pada Pt . Wira Dwika Berbasis Web. 1, 281–294.
- Yunita, D. W. (2018). Peramalan Nilai Tukar Petani Di Jawa Timur Menggunakan Arima Box Jenkins. 1–81.