Maliki Interdisciplinary Journal (MIJ) eISSN: 3024-8140
Volume 4, Issue June, 2026 pp. 1548-1560 http://urj.uin-malang.ac.id/index.php/mij/index

Analisis Tren Konsentrasi Karbon Dioksida (CO_2) di Mauna Loa Menggunakan Model *Exponential Smoothing State Space* (ETS)

M. Rafi Prima Yoga
Program Studi Matematika, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
e-mail: muhammadrafiprimayoga@gmail.com

Kata Kunci:
Karbon Dioksida (CO_2), Mauna Loa, Exponential Smoothing State Space, deret waktu, perubahan iklim.

Keywords:
Carbon Dioxide (CO_2), Mauna Loa, Exponential Smoothing State Space, time series, climate change.

A B S T R A K

Konsentrasi karbon dioksida (CO_2) di atmosfer selalu menjadi perhatian penting karena dampaknya yang besar terhadap perubahan iklim global seperti cuaca panas beberapa akhir saat ini. Di Stasiun Mauna Loa, pola konsentrasi CO_2 menunjukkan tren jangka panjang yang meningkat setiap tahunnya, disertai fluktuasi musiman yang relatif stabil. Untuk memahami secara lebih mendalam, penelitian menggunakan metode Exponential Smoothing State Space (ETS) dengan bantuan software R Studio. Model ETS mampu menangkap tren jangka panjang sekaligus pola musiman, serta memberikan hasil peramalan yang akurat dan dapat di buat acuan. Analisis residual menunjukkan bahwa model memenuhi asumsi kesalahan acak tanpa autokorelasi yang signifikan, sehingga hasil peramalan valid. Peramalan masa depan memperlihatkan peningkatan kadar CO_2 beberapa ppm per tahun menunjukkan bahwa konsentrasi karbon di atmosfer belum menunjukkan stabilisasi. Temuan ini menekankan pentingnya upaya global untuk mengurangi emisi karbon serta penerapan kebijakan lingkungan berbasis data ilmiah. Selain itu, kesadaran individu dan kolektif sangat dibutuhkan untuk mengurangi aktivitas manusia yang merusak lingkungan dan menjaga bumi agar tetap layak huni bagi generasi mendatang. Penelitian ini memberikan dasar ilmiah yang kuat untuk strategi mitigasi perubahan iklim dan pemantauan konsentrasi CO_2 di masa depan.

A B S T R A C T

Carbon dioxide (CO_2) levels in the atmosphere continue to draw global attention due to their impact on climate change. At Mauna Loa Observatory, CO_2 concentrations show a long-term increasing trend accompanied by relatively stable seasonal fluctuations. To better understand these dynamics, this study employs the Exponential Smoothing State Space (ETS) method using R Studio. The ETS model effectively captures both long-term trends and seasonal patterns, providing reliable and accurate forecasts. Residual analysis indicates that the model meets the assumptions of random errors without significant autocorrelation, confirming the validity of the predictions. Future projections suggest that CO_2 levels will continue to rise by several ppm each year, highlighting that atmospheric carbon accumulation has not yet stabilized. These findings underscore the importance of global efforts to reduce carbon emissions and implement data-driven environmental policies. In addition, individual and collective awareness is crucial to minimize harmful human activities and to preserve the Earth for future generations. This study offers a solid scientific basis for climate change mitigation strategies and for ongoing monitoring of CO_2 concentrations.

This is an open access article under the CC BY-NC-SA license.
Copyright © 2023 by Author. Published by Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

Pendahuluan

Pemanasan global saat ini merupakan fenomena yang memerlukan perhatian serius dari seluruh komunitas dunia (Pangestu & Nawirah, 2025). Penyebab utamanya yakni meningkatnya konsentrasi gas rumah kaca, khususnya karbon dioksida (CO_2) yang tiap tahun selalu naik drastis, karena $C0_2$ memiliki peran penting dalam menahan panas di atmosfer bumi. Dampaknya yakni peningkatan suhu ekstrem di berbagai wilayah dunia, termasuk Indonesia yang dalam beberapa hari terakhir mengalami cuaca panas tidak seperti biasanya, meningkatnya intensitas bencana alam, serta menurunnya kualitas udara dan juga kesehatan di berbagai ekosistem secara keseluruhan (Elmi et al., 2025)(Suheriyanto et al., 1970). Aktivitas manusia dalam sektor ekonomi, transportasi, industri, serta faktor alami memiliki hubungan sebab akibat yang sangat erat dengan peningkatan emisi CO_2 seperti pembakaran bahan bakar fosil, kegiatan industri, pembuangan dan pembakaran sampah, serta penggunaan listrik yang berlebihan (Zulaicha et al., 2020).

Stasiun Mauna Loa di Hawaii merupakan salah satu lokasi utama pemantauan kadar CO_2 sejak 1958 dan dikelola oleh NOAA. Letaknya yang jauh dari polusi menjadikannya tempat ideal untuk mengamati atmosfer global. Di stasiun ini, Charles David Keeling pertama kali mendeteksi kenaikan konsentrasi CO_2 secara berkelanjutan, sehingga datanya menjadi rujukan penting dalam penelitian perubahan iklim. Dalam beberapa tahun terakhir, pola musiman CO_2 terlihat melambat sebelum kembali meningkat, yang mengindikasikan adanya perubahan pada siklus karbon akibat faktor alam dan aktivitas manusia (Wang et al., 2020).

Matematika mempunyai peran penting dalam peramalan dan pola pikir manusia (Budi et al., 2024). Banyak model peramalan yang memberikan penekanan lebih pada data yang terbaru dibandingkan data lama, karena data terbaru dianggap paling mewakili kondisi yang sedang terjadi. Model seperti ini disebut *exponential smoothing*, karena pengaruh data lama menurun secara eksponensial seiring waktu (Shi, 2022). Dalam konteks tersebut, analisis deret waktu (*time series analysis*) menjadi cara yang efektif untuk memahami perubahan dan dinamika yang terjadi di atmosfer dengan lebih mendalam. Pendekatan ini memungkinkan peneliti untuk mengidentifikasi tren, variasi musiman, serta variabel acak yang terdapat dalam data lingkungan (Shumway, 1985). ETS diharapkan mampu menghasilkan peramalan yang lebih tepat dan mencerminkan pola sebenarnya yang akan terjadi di masa depan (Sihombing et al., 2022).

Model ETS memiliki keunggulan karena dapat menyesuaikan dengan data yang berfluktuasi dan mengandung noise, serta mampu memperbarui komponen tren dan musiman secara dinamis sesuai perubahan pola data (Shumway, 1985). Beberapa penelitian terdahulu telah menunjukkan bahwa ETS sering memberikan hasil yang lebih akurat dibandingkan model lainnya seperti ARIMA, terutama pada data yang tidak linear dan dipengaruhi variasi waktu musiman (Garima Jain & Mallick, 2017). Komponen model ETS yang terdiri dari *Error* (E), *Trend* (T), dan *Seasonality* (S) memungkinkan analisis yang lebih tepat terhadap perubahan iklim jangka panjang (Prapcoyo et al., 2023).

Penerapan model ETS di berbagai bidang menunjukkan hasil yang cukup baik. Misalnya pula seperti beberapa penelitian terdahulu di Indonesia, model ini telah berhasil digunakan untuk mengambarkan emisi karbon nasional (Aripiyanto et al., 2024), memperkirakan pertumbuhan PDRB provinsi (Mohamad et al., 2025), memprediksi indeks harga konsumen (Maknunah et al., 2024), hingga meramalkan volume ekspor kulit mentah (Burhan & Uswantoro, 2025).

Berdasarkan berbagai alasan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis tren dan pola musiman konsentrasi CO_2 di Stasiun Mauna Loa menggunakan model *Exponential Smoothing State Space* (ETS). Dengan menggunakan pendekatan model ETS, diharapkan dapat diperoleh gambaran yang lebih akurat dan menyeluruh tentang perubahan jangka panjang mengenai konsentrasi CO_2, serta dapat dijadikan dasar dalam perumusan kebijakan mitigasi perubahan iklim yang didukung oleh bukti ilmiah.

Metode Penelitian

Metode ETS dipilih karena mampu memberikan analisis yang akurat, responsif terhadap perubahan waktu, serta tepat dalam menangkap pola tren dan musiman pada data CO_2 yang kompleks dan tidak stasioner. Model ini lebih fleksibel dalam memisahkan komponen level, tren, dan musiman secara dinamis, sehingga tidak hanya menghasilkan peramalan yang baik, tetapi juga memberikan pemahaman lebih mendalam terhadap dinamika konsentrasi CO_2.

Data dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data sekunder bulanan konsentrasi karbon dioksida (CO_2) di Stasiun Mauna Loa Hawaii sejumlah 811 data, yang diperoleh dari Scripps CO_2 Program dan NOAA *Earth System Research Laboratory* (ESRL) pukul 08.15 WIB hari kamis 16 Oktober 2025 pada laman situs *National Library of Madicine: National Center for Biotechnology Information*. Periode data yang digunakan mencakup tahun 1958 hingga 2025, dengan satuan parts per million (ppm). Data ini dipilih karena sifatnya yang konsisten, panjang, dan menjadi standar global dalam pemantauan perubahan atmosferik. (NOAA Global Monitoring Laboratory, 2025).

Metode Analisis

Penelitian diawali dengan melakukan kajian teori dari buku dan artikel jurnal terkait model yang dipilih. Metode utama yang digunakan dalam penelitian ini *adalah Exponential Smoothing State Space* (ETS). Model *Exponential Smoothing State Space* (ETS) adalah pengembangan modern dari metode *Exponential Smoothing* klasik yang digunakan dalam analisis deret waktu untuk meramalkan data dengan pola tren dan musiman. Berbeda dari versi klasiknya, ETS yang disusun dalam kerangka *state space* menjadikannya lebih formal, fleksibel, dan juga mudah dioptimalkan secara statistik, sehingga menghasilkan suatu ramalan yang lebih akurat dan efisien (Setyowibowo et al., 2022).

Terdapat beberapa jenis metode *Exponential Smoothing. Single Exponential Smoothing* digunakan untuk peramalan jangka pendek pada data yang stabil tanpa

tren. *Double Exponential Smoothing* diterapkan pada data yang memiliki tren karena melakukan pemulusan dua kali untuk menyesuaikan perubahan arah. *Sedangkan Triple Exponential Smoothing* digunakan untuk data yang memiliki tren sekaligus pola musiman yang berulang secara periodik. Pemulusan dilakukan sebanyak tiga kali dengan melibatkan tiga parameter utama, yaitu alfa (α), beta (β), dan gamma (γ). Keunggulan metode ketiga ini terletak pada kemampuannya menangkap pola tren dan musiman secara bersamaan, sehingga mampu menghasilkan hasil peramalan yang lebih halus, stabil, dan mendekati kondisi sebenarnya dibandingkan metode lainnya (Yuwono & Yulianto, 2022). Sedangkan model *Exponential Smoothing State Space* (ETS) merupakan pengembangan dari ketiga model tersebut, di mana proses pemulusannya disusun dalam kerangka model statistik yang lebih terstruktur, fleksibel, dan dinamis jadi model ETS terus diperbarui secara berkelanjutan mengikuti perubahan data dari waktu ke waktu.

Sebagaimana yang dijelaskan oleh (Hyndman & Khandakar, 2008) dan (Shumway, 1985). Model ETS secara umum ditulis dalam bentuk suatu notasi ETS (E, T, S) seperti berikut:

E (*Error*) yakni menunjukkan jenis kesalahan baik additif atau multiplikatif,
T (*Trend*) yakni menunjukkan bentuk tren baik tidak ada, additif, atau multiplikatif,
S (*Seasonal*) yakni menunjukkan bentuk musiman baik tidak ada, additif, atau multiplikatif.

Persamaan umum model ETS dituliskan sebagai berikut:

$$y_t = (l_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-12})(1 + \varepsilon_t)$$

Dengan residual (multiplikatif) seperti berikut:

$$\varepsilon_t = \frac{y_t}{(l_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-12})} - 1$$

Serta dengan pembaruan komponen state:

$$l_t = l_{t-1} + b_{t-1} + \alpha(l_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-12})\varepsilon_t$$
$$b_t = b_{t-1} + \beta(l_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-12})\varepsilon_t$$
$$s_t = s_{t-12} + \gamma(l_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-12})\varepsilon_t$$

keterangan:
$y_t =$ nilai observasi/data asli pada waktu ke-t,
$\ell_t =$ level pada waktu ke-t/posisi rata-rata data saat ini,
$b_t =$ tren (*slope*)/seberapa cepat data berubah dari waktu ke waktu,
$s_t =$ komponen musiman/pola berulang,
$\varepsilon_t =$ komponen error acak/selisih antara data asli dan prediksi model,
$\alpha =$ parameter pengatur seberapa cepat nilai rata-rata (level) menyesuaikan perubahan data,
$\beta =$ parameter pengontrol perubahan tren dari waktu ke waktu,
$\gamma =$ parameter pengatur seberapa cepat pola musiman diperbarui.

Tahapan metode analisis dimulai dengan eksplorasi data awal melalui visualisasi tren dan pola musiman untuk mengenali struktur umum data. Selanjutnya dilakukan pemilihan model ETS optimal berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Bayesian Information Criterion* (BIC), model dengan nilai AIC/BIC terendah dianggap sebagai yang paling sesuai (Sihombing et al., 2022). Kemudian dilakukan pemeriksaan

residual menggunakan uji Ljung–Box serta analisis ACF–PACF. CF digunakan untuk melihat apakah kesalahan model di satu waktu masih berkaitan dengan kesalahan pada waktu sebelumnya. Jika masih ada kemiripan pola, berarti model belum menangkap pola data dengan baik. PACF melihat hubungan yang lebih "murni" antara kesalahan pada satu waktu dengan beberapa waktu sebelumnya, setelah pengaruh lag-lag lain dihilangkan. Ini membantu mengetahui apakah masih ada pola tersisa yang belum terakomodasi model. Sementara itu, uji Ljung–Box dipakai untuk memastikan secara statistik apakah pola yang terlihat tersebut benar-benar signifikan atau tidak. Jika tidak signifikan, berarti residual sudah acak dan model dapat dikatakan sesuai.(Aslam & Afghani, 2024).

Penelitian ini menggunakan bantuan *software* RStudio yang bersifat *open-source* dan dapat dijalankan pada berbagai perangkat seperti Windows, Linux, dan macOS. Analisis dilakukan dengan menginstal serta memanggil paket forecast, tseries, ggplot2, readr, dan zoo (Hyndman & Khandakar, 2008) dan (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Kemudian lakukan beberapa tahap sebagai langkah-langkah seperti berikut:

a. Persiapan Data
b. Visualisasi dan Dekomposisi
c. Uji Stasioneritas
d. Pemodelan ETS
e. Uji Kelayakan dan Evaluasi Model
f. Peramalan dan Visualisasi

Melalui seluruh tahapan analisis tersebut, model *Exponential Smoothing State Space* (ETS) mampu menangkap karakteristik utama data deret waktu konsentrasi CO_2, baik dari sisi tren jangka panjang maupun fluktuasi musiman yang terjadi setiap tahun. Setelah proses analisis selesai, dilakukan penjelasan lebih lanjut mengenai alasan pemilihan model ETS sebagai metode utama dalam penelitian ini, beserta keunggulannya dalam menganalisis data lingkungan yang bersifat dinamis dan kompleks.

Alasan Pemilihan Model ETS

Alasan pemilihan model ETS didasarkan pada keunggulannya dalam mengidentifikasi struktur data lingkungan yang kompleks, terutama ketika terdapat pola musiman dan tren jangka panjang terhadap waktu yang dinamis. Model ini juga lebih stabil terhadap fluktuasi data jangka pendek dibandingkan model lain yang berbasis regresi ataupun ARIMA klasik (Hyndman & Khandakar, 2008). Selain itu, ETS memberikan pemahaman yang lebih jelas terhadap perubahan level, tren, dan pola waktu musiman, sehingga cocok digunakan untuk analisis ilmiah yang tidak hanya berfokus pada prediksi, tetapi juga pada pemahaman mendalam terhadap dinamika perubahan konsentrasi CO_2.

Berbagai penelitian sebelumnya juga menunjukan kelebihan ETS dalam konteks peramalan data lingkungan dan ekonomi. Burhan dan Uswantoro (2025) menunjukkan bahwa ETS menghasilkan hasil prediksi ekspor yang lebih stabil dibandingkan *Moving*

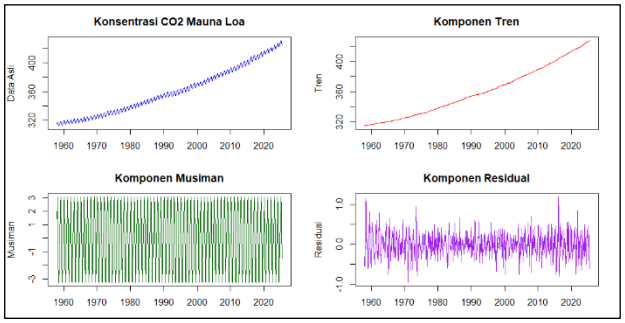
Average, sementara As'ad dkk (2025) membuktikan bahwa model ini mampu memberikan estimasi yang akurat terhadap pertumbuhan PDRB Jawa Timur. Maknunah dkk (2024) juga menemukan bahwa ETS efektif dalam memproyeksikan indeks harga konsumen nasional, dan Prapcoyo dkk (2023) menegaskan performa superior ETS dibandingkan *Double Exponential Smoothing* dalam peramalan harga minyak mentah.

Pembahasan

Analisis tren konsentrasi karbon dioksida (CO_2) di Stasiun Mauna Loa dilakukan menggunakan model *Exponential Smoothing State Space* (ETS). Model ini dipilih karena mampu mengidentifikasi dinamika data deret waktu yang mengandung tren dan musiman tanpa memerlukan proses diferensiasi. Proses ini dilakukan melalui beberapa tahapan analisis menggunakan *software* RStudio, dimulai dari eksplorasi data hingga pemodelan serta peramalan. Hasil analisis kemudian dijelaskan secara bertahap berdasarkan *output* dan visualisasi grafik yang dihasilkan seperti berikut:

```
> # Cek struktur
> head(df); str(df)
  year month decimal.date average deseasonalized ndays  sdev   unc
1 1958     3     1958.203  315.71         314.44    -1 -9.99 -0.99
2 1958     4     1958.288  317.45         315.16    -1 -9.99 -0.99
3 1958     5     1958.370  317.51         314.69    -1 -9.99 -0.99
4 1958     6     1958.455  317.27         315.15    -1 -9.99 -0.99
5 1958     7     1958.537  315.87         315.20    -1 -9.99 -0.99
6 1958     8     1958.622  314.93         316.21    -1 -9.99 -0.99
'data.frame':   810 obs. of  8 variables:
 $ year           : int  1958 1958 1958 1958 1958 1958 1958 1958 1958 1958 ...
 $ month          : int  3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 ...
 $ decimal.date   : num  1958 1958 1958 1958 1959 ...
 $ average        : num  316 317 318 317 316 ...
 $ deseasonalized: num  314 315 315 315 315 ...
 $ ndays          : int  -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 ...
 $ sdev           : num  -9.99 -9.99 -9.99 -9.99 -9.99 -9.99 -9.99 -9.99 -9.99 -9.99 ...
 $ unc            : num  -0.99 -0.99 -0.99 -0.99 -0.99 -0.99 -0.99 -0.99 -0.99 -0.99 ...
```

Gambar di atas menunjukkan *output* head(df) dan str(df) dari dataset Mauna Loa CO_2 yang terdiri dari 810 observasi dengan 8 variabel utama. Variabel year dan month masing-masing merepresentasikan tahun serta bulan pengamatan, sedangkan decimal.date menunjukkan waktu dalam bentuk desimal yang menggabungkan keduanya. Kolom *average* berisi rata-rata bulanan konsentrasi CO_2 (ppm) yang menjadi bahan utama analisis deret waktu ini. Sementara itu, kolom deseasonalized menunjukkan nilai CO_2 yang telah dihilangkan efek musiman sehingga hanya menggambarkan komponen tren murni. Adapun variabel ndays, sdev, dan unc berfungsi sebagai informasi tambahan, namun pada data ini tampak berisi nilai konstan seperti -1 atau -9.99 yang menandakan data tidak tersedia atau bersifat placeholder. Oleh karena itu, hanya variabel *average* yang digunakan untuk pembentukan model ETS karena memiliki nilai yang lengkap, kontinu, dan relevan yang akan digunakan untuk analisis. Secara keseluruhan, struktur data ini sudah sesuai dengan format deret waktu bulanan yang siap untuk dianalisis lebih lanjut.



Lalu pada gambar ketiga di atas menunjukkan hasil dekomposisi deret waktu konsentrasi CO_2 Mauna Loa menggunakan metode STL *(Seasonal-Trend decomposition using Loess*) yakni memecah data deret waktu menjadi beberapa komponen utama agar kita bisa lebih mudah memahami pola yang terkandung di dalamnya, awalnya terdiri dari 1 grafik utama yang disusun oleh 3 komponen yakni tren, musiman, dan residual. Grafik sebelah kiri atas menunjukkan data asli dengan pola peningkatan konsentrasi CO_2 secara konsisten sepanjang waktu. Grafik sebelah kanan atas menggambarkan tren yang meningkat hampir eksponensial, ini menunjukan bahwa kadar CO_2 di atmosfer terus bertambah secara signifikan dari tahun ke tahun. Grafik sebelah kiri bawah menunjukkan pola musiman yang berfluktuasi secara periodik dan stabil sepanjang periode pengamatan sebelumnya berlangsung. Artinya, adanya variasi musiman yang konsisten setiap tahunnya yang dipengaruhi oleh siklus alami penyerapan dan pelepasan CO_2 oleh tumbuhan secara global. Sementara itu, grafik sebelah kanan bawah merupakan residual (komponen sisa) yang merepresentasikan variasi acak setelah tren dan musiman dihilangkan. Nilai residual tampak berfluktuasi kecil di sekitar nol tanpa pola tertentu, menunjukkan bahwa dekomposisi telah berhasil memisahkan struktur utama data dengan baik. Secara keseluruhan, hasil ini memperlihatkan bahwa model STL mampu menggambarkan dengan jelas tren jangka panjang dan pola musiman dalam data CO_2 Mauna Loa.

```
ETS(M,A,A)

Call:
ets(y = ts_co2)

  Smoothing parameters:
    alpha = 0.5498
    beta  = 0.0076
    gamma = 0.1042

  Initial states:
    l = 314.7036
    b = 0.076
    s = 0.6438 0.0478 -0.8212 -1.9041 -3.0258 -2.7028
           -1.178 0.6707 2.1133 2.6937 2.2742 1.1884

  sigma:  9e-04

     AIC     AICc      BIC
3592.616 3593.389 3672.466

Training set error measures:
                    ME      RMSE       MAE         MPE       MAPE      MASE
Training set 0.02222206 0.3175715 0.2494424 0.00586235 0.06939051 0.1489487
                   ACF1
Training set 0.08789157
> cat("\nKomponen Model ETS:\n")

Komponen Model ETS:
> print(fit_ets$components)
[1] "M"     "A"     "A"     "FALSE"
> cat("\nParameter Model ETS:\n")

Parameter Model ETS:
> print(fit_ets$par)
       alpha         beta        gamma            l            b
  0.549753528  0.007579839  0.104221543 314.703557022  0.076030584
          s0           s1           s2           s3           s4
  0.643788759  0.047792496 -0.821184702 -1.904124815 -3.025763886
          s5           s6           s7           s8           s9
 -2.702774474 -1.178042593  0.670691334  2.113321937  2.693695850
         s10
  2.274224784
```

Pada gambar keempat di atas menunjukkan hasil pemodelan *Exponential Smoothing State Space* (ETS) yang diterapkan pada data konsentrasi CO_2 Mauna Loa menunjukkan hasil yang cukup baik Nilai parameter pemulusan yang dihasilkan adalah $\alpha = 0.5498$, $\beta = 0.0076$, dan $\gamma = 0.1042$. Nilai α yang sedang menunjukkan bahwa model memberi bobot cukup seimbang antara data terbaru dan sebelumnya dalam memperbarui nilai ramalan. Nilai β yang sangat kecil menandakan bahwa perubahan tren stabil dari waktu ke waktu, sedangkan nilai γ yang kecil hingga sedang

memperlihatkan adanya variasi musiman yang tidak terlalu kuat namun tetap signifikan.

Nilai AIC, AICc, dan BIC yang masing-masing sebesar 3592.616, 3593.389, dan 3672.466 menunjukkan bahwa model ini sudah efisien secara kompleksitas dan cocok digunakan untuk data ini. Hasil ukuran kesalahan pelatihan *(training error)* memperlihatkan nilai RMSE = 0.3176, MAE = 0.2494, dan MAPE = 0.0694, yang mengindikasikan tingkat kesalahan relatif kecil, sehingga model memiliki ketepatan prediksi yang cukup baik. Nilai ACF1 sebesar 0.0879 yang mendekati nol menunjukkan tidak terdapat autokorelasi yang kuat pada residual. Kemudian nilai musiman (s_0 sampai s_{11}) menunjukkan bulan-bulan tertentu CO_2 cenderung lebih tinggi atau lebih rendah. Beberapa bulan punya nilai positif berarti CO_2 biasanya tinggi, dan beberapa bulan negatif biasanya rendah. Dengan demikian, model ETS menunjukkan kalau CO_2 trennya naik secara pelan tapi konsisten, dengan pola musiman tahunan yang cukup jelas dan stabil.

Persamaan umum model ETS nya yakni,

$$y_t = (l_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-12})(1 + \varepsilon_t)$$

Residual (multiplikatif) dinyatakan sebagai berikut:

$$\varepsilon_t = \frac{y_t}{(l_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-12})} - 1$$

Dengan pembaruan state sebagai berikut:

$$l_t = l_{t-1} + b_{t-1} + \alpha(l_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-12})\varepsilon_t$$
$$b_t = b_{t-1} + \beta(l_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-12})\varepsilon_t$$
$$s_t = s_{t-12} + \gamma(l_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-12})\varepsilon_t$$

Parameter dari output *fit_ets$par* didapatkan nilai berikut:

$$\alpha = 0.549753528, \quad \beta = 0.007579839, \quad \gamma = 0.104221543$$

Dengan keadaan awal yakni,

$$\ell_0 = 314.703557022, \quad b_0 = 0.076030584$$

Serta nilai musiman awal yakni,

$$(s_1, s_2, \dots, s_{12}) = (0.6438, 0.0478, -0.8212, -1.9041, -3.0258, -2.7028, -1.1780, 0.6707, 2.1133, 2.6937, 2.2742, 1.1884)$$

Sehingga secara umum untuk model matematis akhirnya sebagai berikut:

$$\ell_t = \ell_{t-1} + b_{t-1} + 0.549753528(\ell_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-12})\varepsilon_t$$
$$b_t = b_{t-1} + 0.007579839(\ell_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-12})\varepsilon_t$$
$$s_t = s_{t-12} + 0.104221543(\ell_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-12})\varepsilon_t$$

Contoh perhitungan untuk Januari 1958 dengan nilai observasi yakni,

$$y_1 = 315.71$$

Pertama hitung *One-Step Forecast*,

$$f_1 = l_0 + b_0 + s_{12}$$
$$f_1 = 314.703557022 + 0.076030584 + 1.188375310$$
$$f_1 = 315.967962916$$

Kemudian hitung residual,

$$\varepsilon_1 = \left(\frac{315.71}{315.967962916}\right) - 1$$
$$\varepsilon_1 = -0.000816421113$$

Selanjutnya hitung pembaruan state,

Level:

$$l_1 = l_0 + b_0 + \alpha f_1 \varepsilon_1$$
$$l_1 = 314.703557022 + 0.076030584 + (0.549753528)(315.967962916)(-0.000816421113)$$
$$l_1 = 314.637771583$$

Trend:

$$b_1 = b_0 + \beta f_1 \varepsilon_1$$
$$b_1 = 0.076030584 + (0.007579839)(315.967962916)(-0.000816421113)$$
$$b_1 = 0.074075267$$

Musiman:

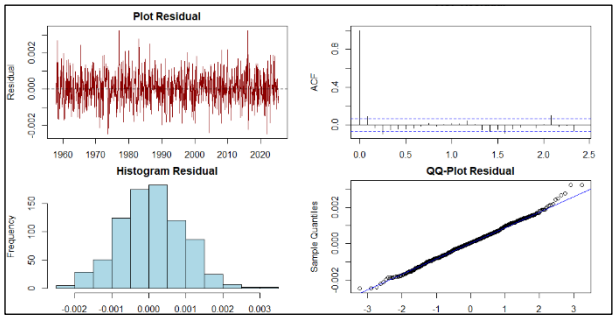
$$s_1 = s_{12} + \gamma f_1 \varepsilon_1$$
$$s_1 = 1.188375310 + (0.104221543)(315.967962916)(-0.000816421113)$$
$$s_1 = 1.161490017$$

Perhitungan di atas hanya contoh langkah awal dengan menggunakan model ETS. Selanjutnya seluruh proses estimasi dilakukan otomatis oleh komputer melalui optimasi maksimum likelihood, yang menghitung dan menyesuaikan nilai level, tren, serta musiman di setiap periode secara efisien untuk memperoleh model terbaik dengan galat terkecil

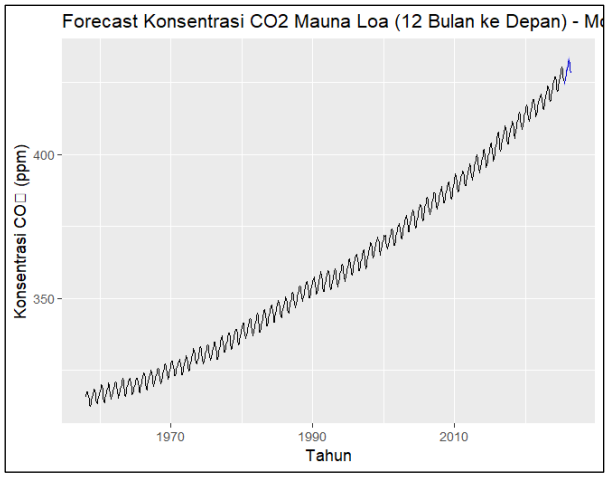
```
--- Kriteria Informasi ---
> cat("AIC:", fit_ets$aic, "\nBIC:", fit_ets$bic, "\nAICc:", fit_ets$aicc, "\n")
AIC: 3592.616
BIC: 3672.466
AICc: 3593.389
> cat("\n--- Akurasi Model ETS ---\n")

--- Akurasi Model ETS ---
> print(accuracy(fit_ets))
                     ME      RMSE       MAE         MPE       MAPE      MASE
Training set 0.02222206 0.3175715 0.2494424 0.00586235 0.06939051 0.1489487
                    ACF1
Training set 0.08789157
> # Uji Ljung-Box (autokorelasi)
> cat("\n--- Uji Ljung-Box ---\n")

--- Uji Ljung-Box ---
> print(Box.test(residuals(fit_ets), lag = 20, type = "Ljung-Box", fitdf = 0))

        Box-Ljung test

data:  residuals(fit_ets)
X-squared = 36.223, df = 20, p-value = 0.01448

> # Uji Normalitas Residual
> cat("\n--- Uji Normalitas (Shapiro-Wilk) ---\n")

--- Uji Normalitas (Shapiro-Wilk) ---
> print(shapiro.test(residuals(fit_ets)))

        Shapiro-Wilk normality test

data:  residuals(fit_ets)
W = 0.9975, p-value = 0.2597
```

Untuk memastikan model ETS yang terbentuk layak digunakan dalam peramalan, dilakukan dua pengujian utama terhadap residual, yaitu uji autokorelasi (*Ljung–Box test)* dan uji normalitas (*Shapiro–Wilk test).* Hasil uji *Ljung–Box* menunjukkan nilai statistik χ^2 = 36.223 dengan *p-value = 0.01448*. Karena nilai *p < 0.05*, maka hipotesis nol (H_0) yang menyatakan bahwa tidak ada autokorelasi ditolak. Artinya, terdapat autokorelasi pada residual model. Tetapi karena nilai autokorelasi (ACF1 = 0.0879)

relatif kecil, hal ini tidak begitu mempengaruhi kestabilan model secara keseluruhan. Dengan demikian model masih dapat dianggap cukup baik secara praktis untuk tujuan peramalan jangka menengah. Selanjutnya, hasil uji normalitas *Shapiro–Wilk* memberikan nilai $W = 0.9975$ dengan *p-value* $= 0.2597$. Karena $p > 0.05$, maka H_0 diterima yang berarti residual model berdistribusi normal. Kondisi ini menunjukkan bahwa kesalahan prediksi model bersifat acak *(random)* dan tidak memiliki pola tertentu, sehingga asumsi dalam pemodelan *time series* telah terpenuhi. Secara keseluruhan dari beberapa rangkaian uji kelayakan model dapat dinyatakan bahwa model ETS layak digunakan karena residualnya bersifat acak, berdistribusi normal, serta memiliki kesalahan prediksi yang rendah.



Hasil uji kelayakan melalui grafik diagnostik residual menunjukkan bahwa model ETS sudah memodelkan data dengan baik. Plot residual menyebar acak di sekitar nol tanpa pola tertentu, dan grafik ACF menunjukkan sebagian besar lag berada dalam batas kepercayaan, sehingga residual bersifat white noise. Histogram dan QQ-Plot juga memperlihatkan distribusi yang mendekati normal. Dengan demikian, model ETS dinyatakan layak digunakan untuk peramalan karena residualnya acak, tidak berkorelasi, dan berdistribusi normal.



Terakhir pada gambar keenam di atas menunjukkan hasil peramalan konsentrasi CO_2 selama 12 bulan mendatang dengan menggunakan model ETS. Pada kurva terdapat garis hitam yang menunjukkan data asli masa lalu dan garis biru menunjukkan hasil prediksi. Didapatkan suatu hasil yang menunjukkan tren kenaikan yang berkelanjutan dan pola musiman yang konsisten setiap tahun. Hasil proyeksi menunjukkan bahwa konsentrasi CO_2 bisa diperkirakan akan terus meningkat

beberapa ppm setiap tahunnya dalam beberapa tahun ke depan. Hal ini memperkuat bukti bahwa penumpukan karbon di atmosfer masih berlangsung tanpa tanda-tanda stabilisasi yang dapat menimbulkan suatu ancaman di masa depan terhadap peningkatan laju perubahan iklim di Bumi.

Secara keseluruhan, model ETS berhasil mengidentifikasi pola utama deret waktu CO_2, yaitu tren kenaikan jangka panjang dan pola musiman tahunan yang stabil. Berdasarkan uji residual dan nilai AIC, model ini terbukti memiliki kemampuan prediksi yang baik untuk peramalan jangka pendek maupun panjang. Hasil ini sejalan dengan penelitian sebelumnya bahwa peningkatan CO_2 dipengaruhi aktivitas manusia yang terus berlangsung. Dengan demikian, model ETS tidak hanya efektif untuk analisis peramalan, tetapi juga menjadi dasar ilmiah dalam perumusan kebijakan pengurangan emisi karbon.

Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil analisis, model *Exponential Smoothing State Space* (ETS) dengan bantuan RStudio berhasil menggambarkan tren konsentrasi CO_2 di Stasiun Mauna Loa periode 1958–2025 secara baik. Model ini mampu menangkap tren kenaikan jangka panjang yang signifikan serta pola musiman tahunan yang stabil. Parameter pemulusan dan nilai AIC, AICc, serta BIC menunjukkan bahwa model sudah sesuai dan efisien. Hasil uji *Ljung–Box* dan *Shapiro–Wilk* menyatakan residual bersifat acak dan berdistribusi normal, sehingga model layak digunakan untuk peramalan. Prediksi menunjukkan kadar CO_2 akan terus meningkat setiap tahun tanpa tanda stabilisasi, yang berarti akumulasi gas rumah kaca masih berlanjut dan berpotensi mempercepat perubahan iklim.

Sebagai saran, penelitian selanjutnya dapat membandingkan ETS dengan metode lain seperti ARIMA, SARIMA, atau *Neural Network Time Series* (NNETS) agar diperoleh hasil yang lebih akurat. Hasil ini juga diharapkan menjadi dasar dalam penguatan kebijakan mitigasi emisi karbon secara berkelanjutan.

Daftar Pustaka

Aripiyanto, S., Khairani, D., & Hartono, A. (2024). CO2 Emission Forecasting in Indonesia Until 2030: Evaluation of ETS Smoothing Prediction Models and Their Implications for Global Climate Change Mitigation. *Journal of Applied Data Sciences*, *5*(1), 46–55. https://doi.org/10.47738/jads.v5i1.154

Aslam, F. M., & Afghani, F. A. (2024). Comparing Monthly Rainfall Prediction in West Sumatra Using SARIMA, ETS, LSTM, and XGBoosting Methods. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, *7*(1), 14. https://doi.org/10.13057/ijas.v7i1.83187

Budi, I. S., Aini, Q., Irawan, W. H., & Abdussakir, A. (2024). Analisis Kesulitan Guru Matematika dalam Proses Mengajar Kelas IV di Sekolah MI Sunan Giri Merjosari Lowokwaru Malang. *As-Sabiqun*, *6*(1), 53–64. http://repository.uin-malang.ac.id/20709/

Burhan, G. F., & Uswantoro, W. B. (2025). Eksplorasi Model Exponential Smoothing State Space (ETS) dan Moving Average Untuk Memprediksi Ekspor Kulit Mentah

Indonesia: Studi Data Comtrade. *Journal of Industrial Engineering and Technology*, *1*(2), 93–98. https://doi.org/10.36277/jietech.v1i2.44

Elmi, S., Yanti, R., Mardainis, & Asnal. (2025). Prediksi Emisi Co2 Di Indonesia Menggunakan Pendekatan Hybrid Arima Dan LSTM. *Jurnal Ilmiah BETRIK*, *16*(02), 95–108.

Garima Jain, E., & Mallick, B. (2017). A Study of Time Series Models ARIMA and ETS. *International Journal of Modern Education and Computer Science*, *9*(4), 57–63. https://doi.org/10.5815/ijmecs.2017.04.07

Hyndman, R. J., & Khandakar, Y. (2008). Journal of Statistical Software Automatic Time Series Forecasting: The forecast Package for R. *Journal of Statistical Software*, *27*(3), 1. http://www.jstatsoft.org/

Maknunah, J., As, M., Setyowibowo, S., Farida, E., & Dwi Mumpuni, I. (2024). Indonesian Consumer Price Index (Cpi) Forecasting Using an Exponenntial Smoothing-State Space Model Technology of Information, STMIK PPKIA Pradnya-Paramita. *Business and Accounting Research (IJEBAR) Peer Reviewed-International Journal*, *8*(4), 1217–1227. https://jurnal.stie-aas.ac.id/index.php/IJEBAR

Mohamad, A., Setyowibowo, S., Dwi Mumpuni, I., Farida, E., & Maknunah, J. (2025). Peramalan Produk Domestik Regional Bruto Provinsi Jawa Timur Untuk Triwulan Kedepan Dengan Model ETS. *KONSTELASI: Konvergensi Teknologi Dan Sistem Informasi*, *5*(1), 1–15. https://doi.org/10.24002/konstelasi.v5i1.11656

Pangestu, A. D., & Nawirah. (2025). Carbon Emission Disclosure, Corporate SocialResponsibility, Green Accounting : Firm ValueModerated by Profitability. *Owner: Riset & Jurnal Akuntansi*, *9*(2), 1175–1186. http://repository.uin-malang.ac.id/23563/

Prapcoyo, H., As, M., Setyowibowo, S., & Farida, E. (2023). Forecasting Performance of Double Exponential Smoothing Model and ETS Model for Predicting Crude Oil Prices Kinerja Peramalan Model Double Exponensial Smoothing dan Model ETS untuk Memprediksi Harga Crude Oil. *Jurnal Informatika Dan Teknologi Informasi*, *20*(2), 202–214. https://doi.org/10.31515/telematika.v20i2.8104

Setyowibowo, S., As'ad, M., Sujito, & Farida, E. (2022). *Prediksi Indek Harga Konsumen Kota Malang Dengan Model Exponensial Smoothing-State Space*. *13*(November 2021), 41–48.

Shi, Y. (2022). Forecasting mortality rates with the penalized exponential smoothing state space model. *Journal of the Operational Research Society*, *73*(5), 955–968.

Shumway, R. H. (1985). *Time Series Analysis and its Forecasting*. 112.

Sihombing, P. R., Lestari, W. P., Nursaskiawati, M. A., & Indryani, E. (2022). Perbandingan Performa ETS dan ARIMA dalam Pemodelan Harga CPO. *Jurnal Ekonomi Dan Statistik Indonesia*, *2*(2), 207–211. https://doi.org/10.11594/jesi.02.02.08

Suheriyanto, D., Madapuri, G. N., & Wahyudi, D. (1970). Identification of Tree Species and Their Potential as Carbon Stock in Three Urban Forests of Malang City, Indonesia. *Jurnal Biota*, *10*(1), 44–51. http://repository.uin-malang.ac.id/17440/

Wang, K., Wang, Y., Wang, X., He, Y., Li, X., Keeling, R. F., Ciais, P., Heimann, M., Peng, S., Chevallier, F., Friedlingstein, P., Sitch, S., Buermann, W., Arora, V. K., Haverd, V., Jain, A. K., Kato, E., Lienert, S., Lombardozzi, D., … Piao, S. (2020). Causes of slowing-down seasonal CO2 amplitude at Mauna Loa. *Global Change Biology*, *26*(8),

4462–4477. https://doi.org/10.1111/gcb.15162

Yuwono, N. R., & Yulianto, S. (2022). Comparison of Various Exponential Smoothing Methods for COVID Forecasting in Indonesia. *Jurnal Penerapan Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, *1*(2), 155–165.

Zulaicha, A. U., Sasana, H., & Septian, Y. (2020). Analyze Of CO2 Emission Determination in Indonesia 1990-2018. *Program Studi Teknik Mesin Jurusan Teknik Mesin Fakultas Sains Dan Teknologi Universitas Sanata Dharma Yogyakarta*, *2*(2), 487–500.