



Pemilihan Metode Optimal Untuk Prediksi Angka Kemiskinan di Provinsi Gorontalo: Perbandingan *Double Exponential Smoothing* dan *Bayesian Structural Time Series*

Meitasya Wolah¹, Salmun K. Nasib^{1*}, Armayani Aرسال², Isran K. Hasan¹, Asriadi²,
Siti Nurmardia Abdusamad¹

¹Program Studi Statistika, Universitas Negeri Gorontalo, Bone Bolango 96554, Indonesia

²Program Studi Matematika, Universitas Negeri Gorontalo, Bone Bolango 96554, Indonesia

Info Artikel

*Penulis Korespondensi.
Email: salmun@ung.ac.id

Diterima: 12 November 2024

Direvisi: 18 Februari 2025

Disetujui: 25 Februari 2025



Under the licence
CC BY-NC-SA 4.0

Diterbitkan oleh:



Copyright ©2025 by Author(s)

Abstrak

Kajian ini mengevaluasi angka kemiskinan di Indonesia yang masih tinggi dengan fokus pada Provinsi Gorontalo yang menjadi urutan kelima sebagai provinsi termiskin di Indonesia. Meskipun angka kemiskinan ekstrem nasional menurun menjadi 1,12% pada Maret 2023, Gorontalo mencatat masih 183,71 ribu penduduk miskin dengan garis kemiskinan per kapita sebesar Rp 442.194. Tujuan penelitian ini untuk membandingkan dua teknik peramalan, yaitu *Bayesian Structural Time Series* (BSTS) dan *Double Exponential Smoothing* (DES) untuk menilai efektivitas masing-masing metode dalam memprediksi angka kemiskinan di Provinsi Gorontalo. Hasil analisis menunjukkan bahwa model *Double Exponential Smoothing* (DES) memiliki Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 6,6%, lebih rendah dibandingkan MAPE *Bayesian Structural Time Series* (BSTS) yang mencapai 7,39%. MAPE yang lebih rendah pada *Double Exponential Smoothing* (DES) menunjukkan kemampuannya yang lebih baik dalam mengidentifikasi pola data dan menghasilkan perkiraan yang lebih akurat. Meskipun BSTS mampu menangkap komponen musiman dan *Trend* dengan teknik probabilistik yang canggih, hasil ini menegaskan bahwa *Double Exponential Smoothing* (DES) adalah metode yang lebih efektif untuk memprediksi angka kemiskinan di Provinsi Gorontalo.

Kata Kunci: Peramalan, *Double Exponential Smoothing*; *Bayesian Structural Time Series*; Angka Kemiskinan

Abstract

This study evaluates the poverty rate in Indonesia which is still high focus on Gorontalo Province which is in fifth place as a province poorest in Indonesia. Even though the national extreme poverty rate is decreasing to 1.12% in March 2023, Gorontalo recorded that there were still 183.71 thousand residents poor with a per capita poverty line of IDR 442,194. Research purposes This is to compare two forecasting techniques, namely *Bayesian Structural Time Series* (BSTS) and *Double Exponential Smoothing* (DES) to assess effectiveness each method in predicting poverty rates in the Province Gorontalo. The analysis results show that the *Double Exponential model Smoothing* (DES) has a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 6.6%, lower than MAPE *Bayesian Structural Time Series* (BSTS) which reached 7.39%. Lower MAPE on *Double Exponential Smoothing* (DES) shows its better capabilities in identify data patterns and produce more accurate forecasts. Although BSTS is able to capture seasonal components and *Trends* with techniques sophisticated probabilistic, these results confirm that *Double Exponential Smoothing* (DES) is a more effective method for predicting numbers poverty in Gorontalo Province.

Keywords: Forecasting, *Double Exponential Smoothing*; *Bayesian Structural Time Series*; Poverty Figures

1. Pendahuluan

Peramalan atau *forecasting* merupakan prediksi nilai-nilai atau *varibel* berdasarkan nilai yang diketahui dari variabel tersebut atau variabel yang berhubungan untuk mendukung pengambilan keputusan[1]. Time series adalah salah satu teknik prediksi yang paling sering digunakan, karena memberikan hasil prediksi yang baik yang telah terbukti dengan jelas menggunakan data di masa lalu[2]. Beberapa masalah terkait nilai masa lalu yaitu Angka Kemiskinan.

Angka kemiskinan ekstrem berpotensi meningkatkan kejadian *stunting*. Oleh karena itu, pencegahan *stunting* harus dimulai dari akar penyebab kemiskinan ekstrem. Angka kemiskinan ekstrem secara nasional turun menjadi 1,12% pada Maret 2023 dari 1,74% pada September 2022, menandakan perbaikan yang positif. Ini mengindikasikan kemungkinan penurunan lebih lanjut menjadi 0,3% pada tahun 2023 [3]. Meskipun secara nasional Angka Kemiskinan menurun tetapi ada beberapa daerah di Indonesia yang tidak mengalami penurunan salah satunya di Provinsi Gorontalo. Menurut [4], jumlah penduduk miskin di Provinsi Gorontalo tercatat sebesar 183,71 ribu orang, mengalami penurunan sebanyak 3,64 ribu orang dibandingkan September 2022, serta penurunan sebesar 1,73 ribu orang dibandingkan Maret 2022. Garis kemiskinan pada periode ini adalah Rp 442.194,- per kapita per bulan, dengan komposisi garis kemiskinan makanan sebesar Rp 339.799,- atau 76,84 persen, dan garis kemiskinan bukan makanan sebesar Rp 102.395,- atau 23,16 persen. Informasi ini menunjukkan bahwa meskipun terjadi penurunan jumlah penduduk miskin akan tetapi sampai dengan tahun 2024 gorontalo masih masuk urutan ke-5 sebagai provinsi termiskin di Indonesia[5].

Beberapa peneliti juga menggunakan metode *Exponential Smoothing* dan *Bayesian Structural Time Series* pada peramalan, yaitu pada Penelitian [6] tentang Peramalan Garis Kemiskinan Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta Menggunakan Metode *Double Exponential Smoothing* menghasilkan nilai MAPE 1,8%. Ini menunjukkan model peramalan menggunakan metode DES adalah akurat. Sedangkan penelitian menggunakan metode *Bayesian Structural Time Series* yaitu pada penelitian [7] Membandingkan dua metode peramalan yaitu SARIMA dan *Bayesian Structural Time Series* untuk memprediksi data time series pada jumlah penumpang kereta api PT KAI di wilayah Jawa pada penelitian ini menghasilkan Nilai MAPE model SARIMA adalah 4,77% sedangkan *Bayesian Structural Time Series* adalah 5,25% yang artinya model SARIMA menghasilkan peramalan yang lebih akurat dibandingkan *Bayesian Structural Time Series*.

Berdasarkan uraian sebelumnya, metode *Exponential Smoothing* dan *Bayesian Structural Time Series* (BSTS) dipilih penulis untuk memodelkan angka kemiskinan di Provinsi Gorontalo. Pemilihan ini didasarkan pada fleksibilitas kedua metode dalam memodelkan *Trend* dan variasi musiman yang sering terjadi pada angka kemiskinan sehingga mampu menangani fluktuasi dan pola musiman dalam data angka kemiskinan di Provinsi Gorontalo, sehingga menghasilkan analisis yang akurat dan informatif.

2. Metode Penelitian

2.1 Uji Stasioner

Secara umum, hasil uji ADF memberikan nilai t-statistik yang dapat dibandingkan dengan nilai kritis dari distribusi ADF untuk membuat keputusan apakah menolak hipotesis nol atau tidak [8] *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) memiliki hipotesis sebagai berikut

H_0 : Data tidak *stasioner*

H_1 : Data *stasioner*

dengan statistik uji :

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \delta_i \Delta y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Keterangan :

Δy_t : Diferensiasi pertama dari deret waktu $y_t - y_{t-1}$

α : Konstanta

β : Koefisien untuk *Trend* waktu.

Γ : Koefisien *autoregresi* untuk y_{t-1}

$\delta_i (i = 1, \dots, p - 1)$: Koefisien AR untuk diferensiasi lag terdahulu Δy_{t-i} .

ε_t : Galat (*error*).

2.2 Metode Double Exponential Smoothing

Analisis *eksponensial smoothing* adalah metode untuk menganalisis data deret waktu dan implementasi peramalan memberikan nilai bobot dari observasi sebelumnya untuk memprediksi nilai periode berikutnya [9]. Metode ini menggunakan bobot *historis* untuk melakukan peramalan, dimana bobotnya berubah secara eksponensial berdasarkan data *historis* [10]. Persamaan *Double Exponential Smoothing* dapat di tulis sebagai berikut :

$$S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + T_{t-1})$$

$$T_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

$$F_{t+k} = S_t + kT_t$$

Keterangan :

S_t : Level pada periode t

X_t : Nilai aktual pada periode t

T_t : *Trend* pada periode t .

α : Parameter smoothing untuk level ($0 < \alpha < 1$).

β : Parameter smoothing untuk *Trend* ($0 < \beta < 1$).

F_{t+k} : Nilai peramalan untuk k periode ke depan.

k : Jumlah periode ke depan yang diramalkan.

Langkah-langkah Implementasi langkah-langkah yang Untuk melakukan peramalan menggunakan *Double Exponential Smoothing*, menurut [7]:

- Pilih nilai awal untuk S_1 dan T_1 . Biasanya, S_1 diinisialisasi dengan nilai data pertama X_1 , dan T_1 bisa diinisialisasi dengan rata-rata perubahan awal (misalnya, selisih antara nilai kedua dan pertama).
- Hitung nilai level dan *Trend* untuk setiap periode t menggunakan persamaan diatas.
- Lakukan peramalan untuk periode ke depan k menggunakan persamaan peramalan.

2.3 Metode Bayesian Structural Time Series

Bayesian Structured Time Series (BSTS) adalah teknik yang menggunakan prediktor eksternal untuk memodelkan data deret waktu menggunakan berbagai komponen struktural seperti *Trend*, musiman, dan regresi [11]. Pendekatan ini dianggap lebih baik dibandingkan model klasik karena mampu memperbaiki estimasi dengan mempertimbangkan ketidakpastian/keragaman dimasa lalu dan masa depan menurut [12].

Makrof Chain Monte Carlo (MCMC) adalah metode untuk mengambil sampel distribusi posterior model *bayesian* yang kompleks, termasuk model deret waktu terstruktur [11]. Menurut [13] Algoritma *Metropolis-Hastings* adalah salah satu teknik dalam Metode Markov Chain Monte Carlo (MCMC) yang digunakan untuk menghasilkan sampel dari distribusi posterior atau distribusi target yang kompleks

Langkah-langkah Algoritma *Metropolis-Hastings*:

- Inisialisasi: Mulai dari nilai awal tertentu untuk parameter θ , biasanya disebut θ_0 .
- Iterasi: Pada setiap iterasi, kita menghasilkan nilai kandidat untuk nilai parameter baru (θ^*) berdasarkan kondisi saat ini.
- Propose: a. Pilih nilai kandidat (θ^*) dari distribusi proposal $q(\theta^* | \theta_t)$. b. Distribusi proposal ini bisa dipilih secara bebas, tetapi harus memungkinkan eksplorasi ruang parameter yang luas.
- Hitung Rasio Penerimaan (α): Hitung rasio penerimaan (α) sebagai berikut:

$$\alpha = \frac{P(Y|\theta^*)P(\theta^*)q(\theta_t|\theta^*)}{P(Y|\theta_t)P(\theta_t)q(\theta^*|\theta_t)}$$

Keterangan :

$P(Y|\theta)$: Likelihood dari data yang diamati Y diberikan parameter θ

$P(\theta)$: Distribusi prior untuk parameter θ

$q(\theta^*|\theta_t)$: Distribusi proposal yang digunakan untuk memilih nilai kandidat θ^*

(θ_t) : Nilai parameter pada iterasi saat ini

e) Terima atau Tolak Proposal:

a. Terima θ^* dengan probabilitas $\min(1,\alpha)$.

b. Jika θ^* diterima, atur $\theta_{t+1} = \theta^*$.

c. Jika θ^* ditolak, atur $\theta_{t+1} = \theta_t$.

f) Iterasi Berikutnya: Ulangi langkah-langkah 3-5 untuk iterasi berikutnya hingga jumlah iterasi yang diinginkan tercapai.

Persamaan *Trend*

Komponen *Trend* menggambarkan perubahan jangka panjang dalam data. BSTS dapat menggunakan *Trend* lokal atau linier. dengan model :

$$\begin{aligned}\mu_t &= \mu_{t-1} + \beta_{t-1} + \eta_t \\ \beta_t &= \beta_{t-1} + \zeta_t\end{aligned}$$

Keterangan :

μ_t : Level *Trend* pada waktu t .

μ_{t-1} : Level *Trend* pada waktu $t - 1$.

β_t : Slope atau kecenderungan *Trend* pada waktu t .

β_{t-1} : Slope atau kecenderungan *Trend* pada waktu $t - 1$.

$\eta_t \sim N(0, \sigma^2_\eta)$: Kesalahan pada level *Trend* pada waktu t .

$\zeta_t \sim N(0, \sigma^2_\zeta)$: Kesalahan pada slope *Trend* pada waktu t .

2.4 Ukuran Ketepatan Hasil Ramalan

Mean Absolute Percentage *Error* (MAPE) adalah metrik evaluasi yang umum digunakan dalam peramalan dan pemodelan prediktif, terutama dalam konteks analisis deret waktu. MAPE mengukur persentase rata-rata kesalahan prediksi relatif terhadap nilai sebenarnya dalam suatu kumpulan data [14]. Semakin rendah nilai MAPE, semakin baik kinerja model prediktifnya [15]. terhadap waktu. Model *Cox* dapat dituliskan sebagai berikut:

a) Persiapkan Data

b) Hitung Selisih Absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi untuk setiap observasi: Selisih Absolut = $|Y_i - \hat{Y}_i|$

c) Hitung Persentase Kesalahan untuk setiap observasi dengan membagi selisih absolut dengan nilai aktual, kemudian mengalikan dengan 100%

$$\text{Persentase Kesalahan} = \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y} \times 100\%$$

d) Hitung MAPE Jumlahkan semua persentase kesalahan yang dihitung pada langkah sebelumnya, lalu bagi dengan jumlah total observasi:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y} \times 100\%$$

Keterangan :

n : Jumlah total observasi dalam dataset.

Y_i : Nilai aktual observasi ke- i .

\hat{Y}_i : Nilai prediksi dari observasi ke- i .

Semakin kecil nilai MAPE, semakin baik kinerja model prediktifnya. Khususnya dalam konteks persentase kesalahan absolut rata-rata MAPE, nilai MAPE yang lebih kecil berarti persentase kesalahan rata-rata yang lebih kecil antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya. Hal ini menunjukkan

bahwa model prediktif cenderung lebih akurat dalam memprediksi atau memperkirakan nilai target [16].

2.5 Objek Penelitian

Objek Penelitian Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan objek penelitian Tingkat kemiskinan Provinsi Gorontalo. Secara kuantitatif akan dipelajari dinamika tingkat kemiskinan dengan melakukan perbandingan metode peramalan menggunakan analisis *Exponential Smoothing* dan *Bayesian Structural Time Series*. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Tahun 2004-2024. Dalam proses analisis ini dibutuhkan perangkat keras dan perangkat lunak yang bersesuaian. Perangkat keras yang akan digunakan adalah Komputer PC, sedangkan perangkat lunak yang akan digunakan adalah *software R*.

2.6 Tahapan Penelitian

Langkah - langkah dan prosedur analisis yang digunakan dalam penelitian ini sebagai berikut:

- a) Input Data
- b) Melakukan Uji *Stasioner* untuk menentukan apakah suatu data time series (deret waktu) bersifat *stasioner* atau tidak yaitu dengan Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk memastikan bahwa data time series memenuhi asumsi *stasioneritas*
- c) Pengujian Metode *Exponential Smoothing* untuk memprediksi berdasarkan data *historis* dengan memberi bobot lebih pada observasi terkini dan kurangi bobot pada observasi lama.
- d) Pengujian Metode *Bayesian Structural Time Series* untuk peramalan data time series yang menggabungkan model struktural dengan pendekatan Bayesian.
- e) Menghitung Nilai MAPE untuk menilai akurasi model peramalan
- f) Perbandingan Metode analisis *Exponential Smoothing* dan *Bayesian Structural Time Series*.
- g) Interpretasi Hasil setelah melalui proses sebelumnya maka interpretasi hasil menjadi langkah terakhir untuk menjelaskan dan menyimpulkan hasil hasil yang telah diperoleh.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Data Penelitian

Data kemiskinan di Provinsi Gorontalo menunjukkan dinamika yang signifikan selama beberapa tahun terakhir, yang mencerminkan perubahan kondisi sosial dan ekonomi di wilayah tersebut. Berdasarkan data yang tercatat pada kurun waktu tertentu dapat di lihat bahwa angka kemiskinan di Provinsi Gorontalo mengalami penurunan

Tabel 1. Ringkasan Statistik

Ringkasan	Min.	1st Qu	Median	Mean	3rd Qu	Max
Data	165.1	185.0	192.4	202.0	205.4	273.8

Tabel 1 menyajikan statistik deskriptif dari data angka kemiskinan yang digunakan. Nilai minimum tercatat sebesar 165.1, menunjukkan angka kemiskinan terendah dalam dataset. Rata-rata (mean) angka kemiskinan selama periode tersebut adalah 202.0, yang memberikan gambaran umum tentang tingkat kemiskinan yang dialami selama periode tersebut. Sementara itu, nilai maksimum sebesar 273.8 mencerminkan angka kemiskinan tertinggi yang tercatat

3.2 Uji Asumsi

Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) adalah sebuah metode statistik yang digunakan untuk menguji keberadaan unit root dalam suatu deret waktu. Uji ini merupakan perluasan dari uji *Dickey-Fuller* yang lebih sederhana, dengan tambahan komponen untuk mengatasi masalah autokorelasi pada residual [17].

Tabel 2 *Augmented Dickey-Fuller (ADF)*

P-Value	0,01971
---------	---------

Tabel 2 menunjukkan hasil pengujian stasioneritas data menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF). Pada pengujian ini, salah satu output penting yang diperoleh adalah nilai P-Value, yang dalam hal ini tercatat sebesar 0,01971. Nilai P-Value ini memiliki interpretasi yang signifikan dalam konteks pengujian hipotesis. Dengan P-Value sebesar 0,01971, kita dapat membandingkannya dengan tingkat signifikansi yang umum digunakan, seperti 0,05. Karena P-Value ini lebih kecil dari 0,05, kita menolak hipotesis nol (H_0) dan menerima hipotesis alternatif (H_1). Ini berarti bahwa terdapat bukti yang cukup untuk menyatakan bahwa data yang diuji adalah stasioner.

3.3 Analisis Time Series Dengan Metode Double Exponential Smoothing

a. Pembagian Data

Pembagian data dilakukan dengan menggunakan metode Pembagian data latih dan data uji, di mana data dari tahun 2004 hingga 2019 digunakan sebagai data latih, sedangkan data dari tahun 2020 hingga 2024 digunakan sebagai data uji. Pembagian ini dilakukan dengan mempertimbangkan Trend dalam data untuk memastikan model dapat menangkap pola yang terjadi dalam angka kemiskinan dan dapat mengetahui seberapa baik model melakukan presiksi selama periode tersebut [18].

b. Inisialisasi Parameter

Inisialisasi parameter ini adalah langkah awal dalam mengimplementasikan model Holt's, yang menggabungkan komponen level dan *trend* untuk menghasilkan prakiraan deret waktu yang lebih akurat. Berdasarkan hasil inisialisasi yang diperoleh dari fungsi holt's, diperoleh dua nilai penting yaitu level (S_1) dan *Trendd* (t_1) yang akan dimanfaatkan untuk keperluan peramalan di masa mendatang [5]

$$S_1 = X_1 = 266.8237$$

$$t_1 = X_2 - X_1 = -4.8049$$

Tingkat perhitungan (S_1) yang tercatat pada periode awal berjumlah 266.8237. Hal ini menunjukkan bahwa nilai dasar data deret waktu pada titik waktu awal (periode awal) diperkirakan sebesar 266.8237, nilai level ini merupakan estimasi awal yang menunjukkan posisi rata-rata data pada periode pertama sebelum memperhitungkan *trend* yang ada. Nilai *trend* yang dihitung (t_1) sebesar -4.8049 merupakan selisih antara nilai data pada periode kedua (X_2) dan periode pertama (X_1).

c. Pengoptimalan Parameter

Pengoptimalan parameter dalam model statistik dapat dilakukan menggunakan metode trial and error meskipun demikian, pendekatan ini sering kali memakan waktu dan kurang efisien. Oleh karena itu, dengan memanfaatkan *Software R*, kita dapat melakukan pengoptimalan dengan lebih efektif dan efisien [5].

Tabel 3. Pengoptimalan Parameter

No	Parameter (α)	Parameter (β)
1.	0.9996	2×10^{-4}

Hasil pengoptimalan parameter α dan β adalah sebagai berikut: Parameter α bernilai 0.9996, yang mencerminkan akurasi tinggi dari model yang dikembangkan. Sementara itu, parameter β bernilai 2×10^{-4} .

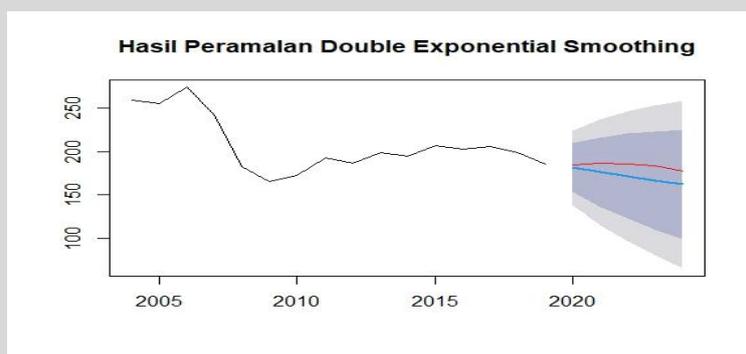
d. Hasil Peramalan Dengan Metode *Duble Exponential Smoothing*

Setelah parameter optimasi berhasil diperoleh, langkah selanjutnya adalah melakukan peramalan menggunakan metode *Double Exponential Smoothing* yang dikembangkan oleh holt dengan menggunakan *software R*. Berikut tabel hasil ramalan pada data uji sejak tahun 2020-2024.

Tabel 4. Hasil Ramalan *Double Exponetial Smoothing*

No	Tahun	Aktual	Prediksi	Error
1.	2020	185.02	181.2271	3.792857
2.	2021	186.29	176.4215	9.868485
3.	2022	185.44	171.6159	13.824113
4.	2023	183.72	166.8103	16.909742
5.	2024	177.99	162.0046	15.985370

Dari Tabel 4 terlihat bahwa pada tahun 2020, nilai aktual adalah 185.02, dengan prediksi 181.2271 dan *error* sebesar 3.792857. Meskipun *error* relatif kecil, ada kecenderungan meningkatnya *error* pada tahun-tahun berikutnya.



Gambar 1. Plot Hasil Ramalan DES

Pada awal periode, hasil peramalan cukup mendekati data aktual. Namun, di pertengahan periode, terdapat perbedaan yang signifikan antara hasil peramalan dan data aktual. Menjelang akhir periode, perbedaan antara hasil peramalan dan data aktual kembali mengecil.

3.4 Analisis Dengan Metode *Bayesian Structural Time Series*

a. Inisialisasi Nilai Awal

Pada tahap awal analisis dengan menggunakan metode *Bayesian Structural Time Series* (BSTS), Inisialisasi nilai awal ini bertujuan untuk memberikan estimasi awal yang relevan terhadap perilaku variabel yang sedang dianalisis, yaitu angka kemiskinan di Gorontalo [19]. Inisialisasi ini dilakukan dengan menggunakan *software R*

Tabel 5. Parameter Model dan Deviasi Standar

No	Keterangan	Nilai
1.	Prior (Mean)	207.69
2.	Prior (SD)	32.2256
3.	Beta (<i>Trendd</i>)	-3.7382
4.	Deviasi Standar dari Perubahan Angka Kemiskinan	20.37945

Pada Tabel 5, nilai prior (mean) ditetapkan sebesar 207.69. Deviasi standar (SD) dari prior adalah 32.2256, parameter beta (*trend*) menunjukkan nilai -3.7382 dan deviasi standar dari perubahan angka kemiskinan adalah 20.37945.

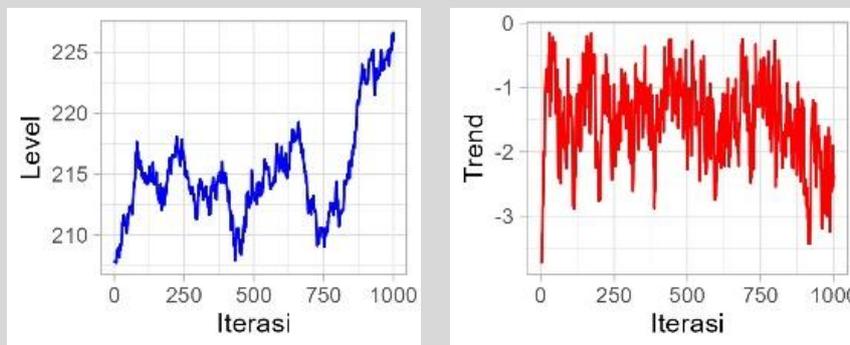
b. Hasil Iterasi *Metropolis-Hastings*

Metropolis-Hastings adalah algoritma sampling yang termasuk dalam kelas *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC), digunakan untuk menghasilkan sampel dari distribusi probabilitas target yang sulit dievaluasi secara langsung, khususnya dalam konteks *bayesian*. *Metropolis-Hastings* berguna untuk sampling dari distribusi posterior, menghindari evaluasi konstanta normalisasi, serta menawarkan fleksibilitas dalam penggunaan berbagai distribusi proposal [19].

Tabel 6. Ringkasan Hasil Iterasi MCMC

No	Paarameter	Nilai
1.	Iterasi	1000
2.	Likelihood Saat Ini	-76.56
3.	Likelihood Usulan	1000
4.	Prior Saat Ini	-76.56
5.	Prior Usulan	-8.56
6.	Alpha	1.1658
7.	Diterima	TRUE

Pada iterasi ke-1000, likelihood saat ini adalah -76.56, lebih baik dari likelihood usulan -76.40, menunjukkan estimasi yang lebih akurat. Nilai prior tetap di -8.56, dan alpha tercatat 1.1658, menunjukkan pengaruh prior yang moderat. Usulan diterima (TRUE), mencerminkan efisiensi proses estimasi.



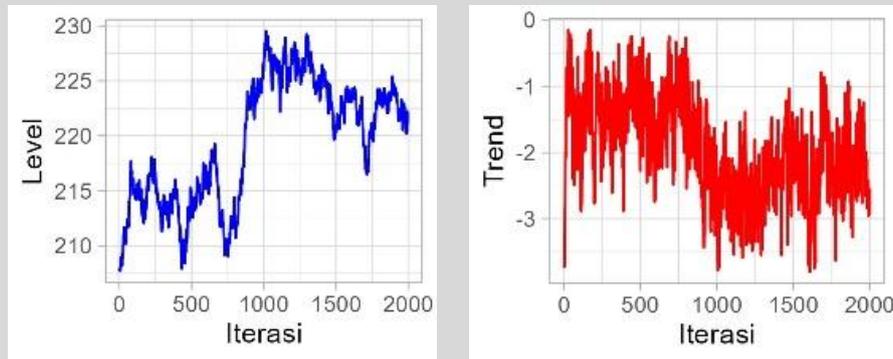
Gambar 2. Trace Plot Leve dan *Trendd*

Mengacu pada Gambar 2 plot *Trend* untuk Iterasi menunjukkan pola yang berubah-ubah dengan volatilitas yang signifikan selama 1000 iterasi. Garis *Trend* menunjukkan lonjakan dan penurunan tajam, menandakan nilai parameter tidak stabil dan mengalami perubahan besar selama proses sampling, meskipun dilihat pada tabel 4.5 usulan di terima akan tetapi trace plot level dan *Trendd* masih menunjukkan bahwa algoritma *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) mungkin belum mencapai distribusi *stasioner*, dan perlu dilakukan lebih banyak iterasi atau penyesuaian pada proses sampling untuk mendapatkan estimasi parameter yang lebih stabil dan dapat diandalkan.

Tabel 7. Ringkasan Hasil Iterasi MCMC

No	Paarameter	Nilai
1.	Iterasi	2000
2.	Likelihood Saat Ini	-76.87
3.	Likelihood Usulan	-77.78
4.	Prior Saat Ini	-8.47
5.	Prior Usulan	-8.46
6.	Alpha	0.393
7.	Diterima	TRUE

Pada iterasi ke-2000, likelihood saat ini tercatat -76.87 , yang lebih buruk dibandingkan dengan likelihood usulan -77.82 , menunjukkan bahwa model usulan tidak lebih baik dalam menjelaskan data. Nilai prior saat ini adalah -8.47 , sementara prior usulan sedikit lebih baik di -8.46 , menunjukkan perubahan kecil dalam informasi awal. Alpha tercatat sebesar 0.3923 , yang menunjukkan pengaruh prior yang moderat terhadap estimasi. Usulan tidak diterima (FALSE), mencerminkan proses estimasi pada iterasi ini tidak berhasil meningkatkan model.



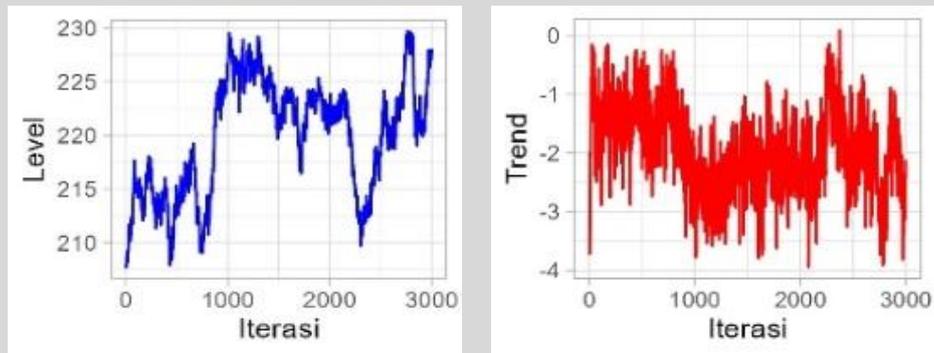
Gambar 3. Trace Plot Leve dan *Trend*

Berdasarkan Gambar 3, plot *Trend* untuk Iterasi yang ditampilkan, terlihat bahwa pola *Trend* berfluktuasi sangat signifikan dengan perubahan nilai yang tajam selama rentang 2000 iterasi. Pola volatil ini menunjukkan bahwa algoritma *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) yang digunakan belum mencapai konvergensi ke distribusi *stasioner* yang diinginkan. Sederhananya, rantai Markov dari algoritma MCMC belum sepenuhnya mencapai distribusi tujuan yang seharusnya.

Tabel 8. Ringkasan Hasil Iterasi MCMC

No	Paarameter	Nilai
1.	Iterasi	3000
2.	Likelihood Saat Ini	-76.48
3.	Likelihood Usulan	-76.37
4.	Prior Saat Ini	-8.55
5.	Prior Usulan	-8.57
6.	Alpha	1.0926
7.	Diterima	TRUE

Pada iterasi ke-3000, likelihood saat ini tercatat -76.48 , yang lebih baik dibandingkan dengan likelihood usulan -76.37 , menunjukkan bahwa model saat ini lebih akurat dalam menjelaskan data. Nilai prior saat ini adalah -8.55 , sementara prior usulan sedikit lebih rendah di -8.57 , menunjukkan perubahan yang moderat dalam informasi awal. Alpha tercatat 1.0926 , menandakan pengaruh prior yang signifikan terhadap hasil. Usulan diterima (TRUE), mencerminkan efisiensi dan efektivitas proses estimasi yang digunakan.



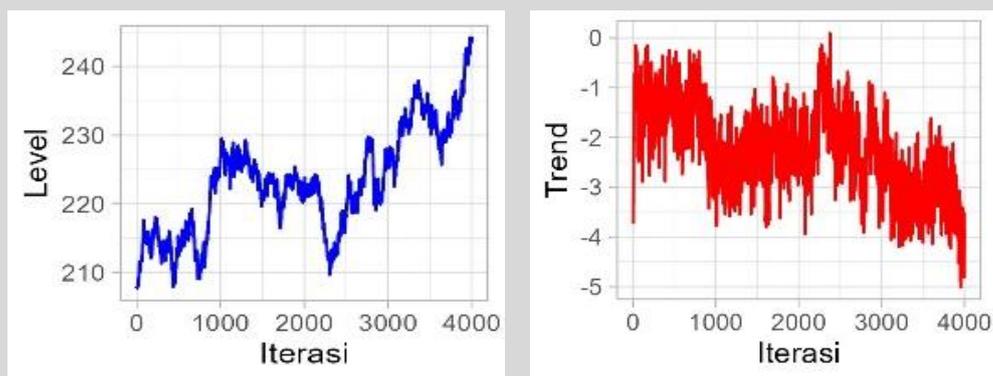
Gambar 4. Trace Plot Leve dan *Trendd*

Berdasarkan Gambar 4, plot *Trend* untuk Iterasi yang ditampilkan, terlihat bahwa pola *Trend* masih berfluktuasi sangat signifikan dengan perubahan nilai yang tajam selama rentang 3000 iterasi. Garis *Trend* pada grafik menunjukkan lonjakan dan penurunan nilai yang ekstrem, menunjukkan bahwa nilai parameter yang diestimasi tidak stabil dan mengalami perubahan besar selama proses sampling. Pola volatil ini menunjukkan bahwa algoritma *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) yang digunakan belum mencapai konvergensi ke distribusi *stasioner* yang diinginkan

Tabel 9. Ringkasan Hasil Iterasi MCMC

No	Paarameter	Nilai
1.	Iterasi	4000
2.	Likelihood Saat Ini	-77.60
3.	Likelihood Usulan	-77.04
4.	Prior Saat Ini	-8.46
5.	Prior Usulan	-8.47
6.	Alpha	1.7328
7.	Diterima	TRUE

Pada iterasi ke-4000, likelihood saat ini tercatat -77.60, yang menunjukkan bahwa model saat ini memiliki kecocokan yang baik, meskipun nilai ini lebih buruk dibandingkan likelihood usulan yang lebih baik di -77.04. Nilai prior saat ini adalah -8.46, sedangkan prior usulan sedikit lebih rendah di -8.47, menunjukkan kesamaan dalam informasi awal yang diberikan untuk kedua model. Alpha tercatat sebesar 1.7328, yang menunjukkan pengaruh prior yang lebih besar dalam mempengaruhi distribusi parameter. Usulan pada iterasi ini diterima (TRUE), yang mencerminkan bahwa model usulan dianggap lebih baik dan dapat diterima, ini menunjukkan bahwa proses estimasi berjalan dengan efisien dan mampu menghasilkan banyak iterasi yang valid dalam rangkaian MCMC.



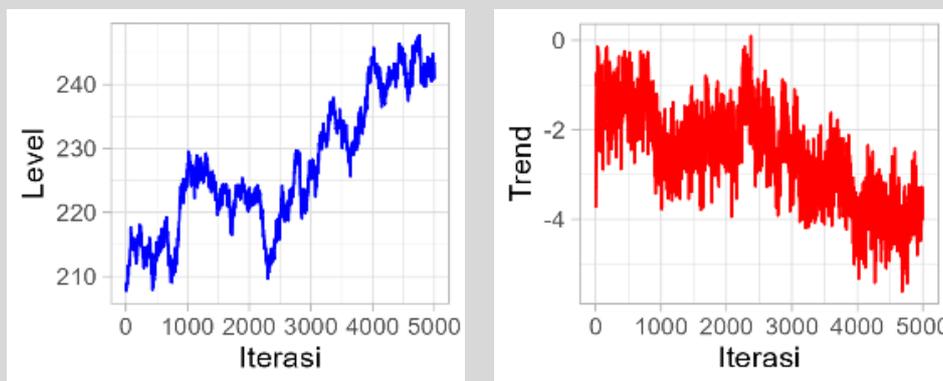
Gambar 5. Trace Plot Leve dan *Trend*

Pada Gambar 5, tampak bahwa pola *Trend* dari variabel *Trend* masih mengalami banyak perubahan, dengan nilai yang sangat tajam dan ekstrem selama 4000 iterasi. Ini menunjukkan bahwa parameter yang diestimasi masih belum stabil dan mengalami perubahan signifikan sepanjang proses pengambilan sampel. Sedangkan pola *Trend* untuk variabel *Level* menunjukkan stabilitas yang lebih baik selama rentang iterasi yang sama, meskipun masih ada beberapa perubahan. Secara keseluruhan, pola *Trend* yang sangat fluktuatif pada grafik menunjukkan bahwa algoritma *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) yang digunakan belum mencapai konvergensi yang baik menuju distribusi *stationer* yang diinginkan. Untuk meningkatkan konvergensi, diperlukan analisis dan penyesuaian lebih lanjut terhadap algoritma MCMC yang diterapkan.

Tabel 10. Ringkasan Hasil Iterasi MCMC

No	Paarameter	Nilai
1.	Iterasi	5000
2.	Likelihood Saat Ini	-76.57
3.	Likelihood Usulan	-76.40
4.	Prior Saat Ini	-8.56
5.	Prior Usulan	-8.56
6.	Alpha	1.1976
7.	Diterima	5000

Pada iterasi ke-5000, likelihood saat ini tercatat -76.57, yang menunjukkan kekuatan model saat ini dalam menjelaskan data. Nilai ini sedikit lebih buruk dibandingkan dengan likelihood usulan yang lebih baik di -76.40, menandakan bahwa model usulan memiliki kecocokan yang lebih baik meskipun keduanya tetap dalam rentang yang serupa. Nilai prior saat ini dan prior usulan keduanya berada di -8.56, menunjukkan konsistensi dalam informasi awal yang diberikan untuk kedua model. Alpha, yang tercatat sebesar 1.1976, menunjukkan pengaruh moderat dari prior dalam proses sampling. Menurut [20], konvergensi dapat dinyatakan jika estimasi parameter stabil dan likelihood menunjukkan perbaikan. Dengan pada iterasi ini diterima (TRUE), menunjukkan bahwa model usulan lebih baik dan layak untuk diterima.



Gambar 6. Trace Plot Leve dan *Trend*

Berdasarkan Gambar 6, meskipun masih mengalami fluktuasi tetapi Pada rentang 4000-5000 iterasi tersebut grafik menunjukkan *Trend* nilai yang semakin stabil dan berada dalam rentang yang lebih sempit, mengarah ke konvergensi. Meskipun masih ada beberapa lonjakan, secara umum pola pergerakan sudah lebih konsisten dibandingkan dengan awal-awal iterasi. Secara visual, proses sampling pada rentang tersebut sudah menunjukkan perbaikan yang cukup signifikan.

c. Distribusi Proposaal

Distribusi proposal adalah distribusi probabilitas yang digunakan untuk menyajikan nilai-nilai baru untuk parameter yang akan diestimasi dalam proses sampling MCMC. Distribusi proposal penting untuk membuat algoritma *Metropolis-Hastings* lebih efisien dan konvergen [21].

Tabel 11. Ringkasan Hasil *Metropolis-Hastings*

No	Ringkasan	Min.	1 st Qu.	Median	Mean	3 rd Qu.	Max.
1.	Likelihood Saat ini	-95.41	-78.39	-77.34	-77.76	-76.70	-75.99
2.	Likelihood Usulan	-100.66	-79.05	-77.64	-78.24	-76.87	-75.99
3.	Prior Saat ini	-8.775	-8.558	-8.474	-8.486	-8.410	-8.325
4.	Prior Usulan	-8.775	-8.559	-8.475	-8.486	-8.410	-8.326
5.	Rasio Penerimaan	0.00001	0.45079	0.86255	1.05983	1.12540	239.59979

Pada Tabel 11, kita dapat melihat ringkasan statistik dari beberapa parameter penting dalam proses estimasi menggunakan algoritma *Metropolis-Hastings*. Likelihood Saat Ini berkisar antara -95,41 hingga -75,99, dengan median -77,34, menunjukkan kemampuan model saat ini dalam menjelaskan data. Likelihood Usulan berkisar antara -100,66 hingga -75,99, dengan median -77,64, menunjukkan kemampuan model usulan dalam menjelaskan data. Prior Saat Ini dan Prior Usulan memiliki nilai yang relatif stabil, berkisar antara -8,775 hingga -8,325, menandakan informasi awal yang digunakan dalam estimasi. Rasio Penerimaan memiliki rentang yang luas, dari 0,00001 hingga 239,59979, dengan median 0,86255, mencerminkan efisiensi algoritma dalam melakukan eksplorasi parameter.

d. Penerimaan Proposal

Penerimaan proposal dalam MCMC (*Markov Chain Monte Carlo*) adalah ketika kita menerima atau menolak usulan parameter baru sesuai dengan kriteria tertentu, seperti likelihood atau prior. Proses ini penting untuk menentukan langkah-langkah dalam algoritma MCMC yang digunakan untuk sampling dari distribusi posterior [22].

Tabel 12. Ringkasan Status Diterima

No	Status Diterima	0	1
1.	Jumlah	1442	3558

Dari tabel tersebut, kita dapat melihat bahwa: Jumlah usulan proposal yang ditolak (status diterima = 0) adalah 1442. Jumlah usulan proposal yang diterima (status diterima = 1) adalah 3558. Hal ini menunjukkan bahwa dari total 5000 iterasi, 3558 usulan (sekitar 71,16%) diterima, sedangkan 1442 usulan (sekitar 28,84%) ditolak. Rasio penerimaan yang cukup tinggi, yaitu 71,16%, mengindikasikan bahwa algoritma *Metropolis-Hastings* telah berjalan dengan efektif dalam mengeksplorasi ruang parameter dan menghasilkan usulan yang diterima dengan baik. Hal ini dapat membantu meningkatkan efisiensi dan konvergensi proses estimasi.

e. Deskripsi Posterior

Distribusi posterior sangat penting dalam analisis statistik. Ini memberikan estimasi yang lebih akurat tentang parameter yang diteliti dan mencerminkan ketidakpastian yang terkait dengan estimasi tersebut [21]. Dalam penelitian ini, nilai posterior digunakan untuk memperkirakan tingkat dan *Trend* angka kemiskinan menggunakan aplikasi R. Ini memberikan informasi tentang perkiraan dinamika pada angka kemiskinan.

Tabel 13. Ringkasan Posterior untuk Level dan *Trend*

No	Ringkasan	Min.	1 st Qu	Median	Mean	3 rd Qu.	Max.
1.	Posterior Level	203.5	220.7	225.2	224.2	229.6	238.2
2.	Posterior <i>Trendd</i>	-4.8327	-2.9544	-2.4168	-2.3309	-1.7836	0.5206

Tabel 13 merangkum hasil posterior model *Bayesian Structural Time Series* untuk meramalkan angka kemiskinan. Posterior level menunjukkan estimasi tingkat kemiskinan yang stabil, dengan rata-rata 224,2 dan median 225,2, dalam rentang 203,5–238,2. Posterior *Trendd* mengindikasikan penurunan kemiskinan dengan rata-rata -2,33 dan median -2,42, meskipun terdapat fluktuasi dalam rentang -4,83 hingga 0,52. Analisis ini menggambarkan kondisi terkini (level) dan arah perubahan (*Trendd*) angka kemiskinan, memberikan wawasan untuk prediksi di masa depan. Untuk melihat interval kepercayaan pada hasil posterior menggunakan bantuan aplikasi R dapat dilihat pada tabel 14 berikut.

Tabel 14. Interval Kredibel 95% untuk Level dan *Trend*

No	Parameter	2.5%	97.5%
1.	Level	206.8573	234.8374
2.	<i>Trendd</i>	-3.8177	-0.3873

Untuk parameter level, rentang interval kepercayaan adalah antara 206.8573 dan 234.8374. Ini menunjukkan bahwa 95% yakin bahwa nilai sebenarnya dari tingkat kemiskinan berada di antara dua angka tersebut, menunjukkan ketidakpastian estimasi. Sementara itu, rentang kredibel untuk parameter *Trend* berada di antara -3.8177 dan -0.3873. Ini menunjukkan kemungkinan penurunan jumlah orang miskin, dengan angka negatif di bawah, tetapi juga kemungkinan meningkatnya jumlah orang miskin di atas yang mendekati nol.

f. Peramalan Dengan Metode *Bayesian Structural Time Series*

Tabel 15 menunjukkan hasil prediksi angka kemiskinan menggunakan metode *Bayesian Structural Time Series*. Tabel ini berisi data aktual, prediksi dari model, dan kesalahan prediksi untuk setiap tahun yang diteliti menggunakan bantuan aplikasi R.

Tabel 15. Hasil Ramalan *Bayesian Structural Time Series*

No	Tahun	Aktual	Prediksi	Error
1.	2020	185.02	181.31	3.71
2.	2021	186.29	175.77	10.52
3.	2022	185.44	170.16	15.28
4.	2023	183.72	164.52	19.20
5.	2024	177.99	159.14	18.85

Dari tabel diatas, pada tahun 2020, angka kemiskinan sebenarnya adalah 185.02, sedangkan prediksi modelnya adalah 181.31, dengan selisih prediksi sebesar 3.71. Kesalahan ini menunjukkan bahwa model dapat memperkirakan angka kemiskinan pada tahun tersebut dengan cukup akurat. Namun, seiring waktu, kesalahan prediksi cenderung meningkat. Pada tahun 2021, diperkirakan angka aktual 186.29 akan berubah menjadi 175.77, mengakibatkan kesalahan sebesar 10.52. Pada tahun 2022, perkiraan angka sebesar 185.44 diperkirakan akan turun menjadi 170.16, dengan selisih sebesar 15.28. Pada tahun 2023, angka kemiskinan yang awalnya 183.72 diprediksi akan menjadi

164.52, dengan selisih sebesar 19.20. Pada tahun 2024, angka sebenarnya 177.99 diperkirakan akan berubah menjadi 159.14, menyebabkan kesalahan sebesar 18.85.



Gambar 7. Plot Hasil Ramalan BSTS

Gambar 7 menunjukkan Plot perbandingan peramalan antara nilai aktual dan prediksi pada data uji 2020-2024. Pada nilai aktual Terdapat fluktuasi tingkat kemiskinan selama periode tersebut, dengan beberapa tahun menunjukkan peningkatan atau penurunan yang signifikan. Prediksi yang dihasilkan menunjukkan *Trend* penurunan tingkat kemiskinan yang lebih stabil dibandingkan dengan nilai aktual yang lebih bervariasi.

3.5 Ukuran Ketepatan Ramalan

MAPE merupakan alat yang efisien dan banyak digunakan untuk menilai kinerja model ramalan. Model yang memiliki MAPE yang kecil mampu memberikan estimasi yang lebih tepat, mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik, dan mengurangi risiko kesalahan dalam analisis [23].

a. Metode *Double Exponential Smoothing*

Tabel 16 menyajikan ukuran ketepatan peramalan yang diukur dengan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) menggunakan bantuan aplikasi R.

Tabel 16. Mean Absolute Percentage Error

No	Metode	Nilai
1.	MAPE	6.6%

Hasil analisis menunjukkan bahwa nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk prediksi angka kemiskinan menggunakan metode *Double Exponential Smoothing* adalah 6.6%. Ukuran ini penting untuk menilai seberapa efektif model dalam memprediksi angka kemiskinan, dan nilai yang rendah ini menunjukkan keandalan model dalam menghasilkan hasil.

b. Metode Bayesian Structural Time Series

Tabel 17 menyajikan ukuran ketepatan peramalan yang diukur dengan Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

Tabel 17. Mean Absolute Percentage Error

No	Metode	Nilai
1.	MAPE	7.39%

Hasil analisis menunjukkan MAPE sebesar 7.39% untuk prediksi angka kemiskinan menggunakan metode *Bayesian Structural Time Series*, yang menunjukkan estimasi cukup akurat dengan deviasi rata-rata rendah.

4. Kesimpulan

Double Exponential Smoothing merupakan model yang lebih baik dalam memprediksi tingkat kemiskinan, berdasarkan hasil evaluasi dari dua model peramalan yaitu *Double Exponential Smoothing* dan *Bayesian Structural Time Series* (BSTS). Dengan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 6,6%, model *Double Exponential Smoothing* mengungguli BSTS yang memiliki MAPE sebesar 7,39%. Model *Double Exponential Smoothing* dapat menghasilkan perkiraan yang lebih akurat dengan rata-rata kesalahan yang relatif rendah. *Double Exponential Smoothing* merupakan model yang lebih baik dalam memprediksi tingkat kemiskinan, berdasarkan hasil evaluasi dari dua model peramalan yaitu *Double Exponential Smoothing* dan *Bayesian Structural Time Series* (BSTS). Sebaliknya, nilai MAPE yang lebih tinggi menunjukkan bahwa BSTS lebih rentan terhadap variabilitas data meskipun menggunakan pendekatan yang lebih canggih dan dapat menangkap *Trend* dan komponen musiman. Hal ini dapat mengurangi efektivitasnya ketika tujuan peramalan adalah untuk menghasilkan perkiraan yang cepat dan mudah. Setelah membandingkan kedua model tersebut, dapat dikatakan bahwa *Double Exponential Smoothing* memiliki kinerja yang lebih baik dalam memprediksi tingkat kemiskinan. Ini merupakan pilihan yang lebih baik untuk diterapkan di dunia nyata dalam prediksi tingkat kemiskinan. Oleh karena itu, model Pemulusan Eksponensial Ganda disarankan sebagai pendekatan terbaik untuk peramalan yang lebih tepat dan dapat dipercaya.

Referensi

- [1] G. R. Shinde, A. B. Kalamkar, P. N. Mahalle, N. Dey, J. Chaki, and A. E. Hassanien, "Forecasting Models for Coronavirus Disease (COVID-19): A Survey of the State-of-the-Art," *SN Comput. Sci.*, vol. 1, no. 4, pp. 1–15, 2020.
- [2] J. Homepage, A. Emiro, I. K. Hasan, N. Achmad, P. Korespondensi, and K. Kunci, "Research in the Mathematical and Natural Sciences Perbandingan Model ARIMA-RBF dan ARIMA-GARCH dalam Peramalan Time Series Inflasi Provinsi Gorontalo," *Res. Math. Nat. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 9–17, 2023, doi: 10.55657/rmns.v2i1.76.
- [3] Bps.go.id, "Badan Pusat Statistik. Profil kemiskinan di indonesia maret 2023," *bps.go.id*, 2023. <https://www.bps.go.id/id/pressrelease/2023/> (accessed Jul. 18, 2024).
- [4] Bps.go.id, "Badan Pusat Statistik. Badan pusat statistik provinsi gorontalo.," *bps.go.id*. <https://gorontalo.bps.go.id/id/pressrelease/2023/07/17/919/>
- [5] G. Dana and M. Irfa'i, "Analisis Parameter Mold Temperature Pada Tutup Botol 200 Ml Terhadap Cacat Sink Mark Material Polypropylene (Pp) Menggunakan Solidwork 2022," *J. Tek. Mesin*, vol. 12, no. 03, pp. 133–140, 2024.
- [6] A. Adryan, S. S. Sururin, W. S. Akbar, and E. Widodo, "Peramalan Garis Kemiskinan Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing," *J. Lebesgue J. Ilm. Pendidik. Mat. Mat. dan Stat.*, vol. 3, no. 2, pp. 338–343, 2022, doi: 10.46306/lb.v3i2.135.
- [7] M. RIZAL and Sri Utami Zuliana, "Forecasting Using Sarima and Bayesian Structural Time Series Method for Range Seasonal Time," *Proc. Int. Conf. Data Sci. Off. Stat.*, vol. 2023, no. 1, pp. 382–391, 2023, doi: 10.34123/icdsos.v2023i1.402.
- [8] S. Nurman, M. Nusrang, and Sudarmin, "Analysis of Rice Production Forecast in Maros District Using the Box-Jenkins Method with the ARIMA Model," *ARRUS J. Math. Appl. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 36–48, 2022, doi: 10.35877/mathscience731.
- [9] D. W. Wichern, S. Makridakis, and S. C. Wheelwright, "Forecasting: Methods and Applications.," *J. Am. Stat. Assoc.*, vol. 74, no. 367, p. 733, 1979, doi: 10.2307/2287014.
- [10] nufriani, "Jurnal Ilmiah INTECH: Information Technology Journal of UMUS," *Umus*, vol. 1, no. 02, pp. 1–12, 2019.
- [11] J. Liu *et al.*, "Bayesian structural time series for biomedical sensor data: A flexible modeling framework for evaluating interventions," *PLoS Comput. Biol.*, vol. 17, no. 8, pp. 1–21, 2021, doi: 10.1371/journal.pcbi.1009303.
- [12] P. Amini, A. Almasi-Hashiani, M. A. Sahraian, M. Najafi, and S. Eskandarieh, "Multiple sclerosis projection in Tehran, Iran using Bayesian structural time series," *BMC Neurol.*, vol.

- 21, no. 1, pp. 1–6, 2021, doi: 10.1186/s12883-021-02281-x.
- [13] H. T. S. Kurniawati, D., “Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Anemia Remaja Putri dengan Menggunakan Bayesian Regresi Logistik dan Algoritma Metropolis-Hasting,” *J. Ilm. Mat.*, vol. 7, no. 1, pp. 1–6, 2019, [Online]. Available: <https://media.neliti.com/media/publications/249234-model-infeksi-hiv-dengan-pengaruh-percob-b7e3cd43.pdf>
- [14] H. Hijrawati, G. Adi Wibawa, I. Yahya, B. Baharuddin, G. Arviana Rahman, and A. Agusrawati, “Analisis Regresi Data Panel Pada Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Tingkat Kemiskinan Sulawesi Tenggara Tahun 2017-2020,” *J. Mat. Komputasi dan Stat.*, vol. 2, no. 3, pp. 187–195, 2022, doi: 10.33772/jmks.v2i3.25.
- [15] W. A. Medyanti, M. Faisal, and H. Nurhayati, “Optimasi Metode Single Exponential Smoothing Dengan Grid Search Pada Prediksi Nilai Ekspor Migas,” *SINTECH (Science Inf. Technol. J.)*, vol. 7, no. 1, pp. 59–69, 2024, doi: 10.31598/sintechjournal.v7i1.1526.
- [16] A. Sauddin, T. Azisahnurman, and R. Wahyuni, “Perkebunan Rakyat Kabupaten Bulukumba Menggunakan,” *J. MSA*, vol. 6, no. 2, pp. 51–60, 2018.
- [17] Anita, “Pemodelan Generalized space time autoregressive,” universitas muhammadiyah semarang, 2022.
- [18] G. Box, G., Jenkins, G., Reinsel, “Box - Time Series Analysis 3rd ed.pdf.” 1994.
- [19] N. Ning and J. Qiu, “The mbsts package: Multivariate Bayesian Structural Time Series Models in R,” pp. 1–12, 2021, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2106.14045>
- [20] donald b. rubi. Andrew, “inference from itrative simulation using multiple sequences,” vol. 7(4), pp. 457–472, 1992, doi: 10.1214/ss/1177011136.
- [21] L. Xie, “The analysis and forecasting COVID-19 cases in the United States using Bayesian structural time series models,” *Biostat. Epidemiol.*, vol. 6, no. 1, pp. 1–15, 2022, doi: 10.1080/24709360.2021.1948380.
- [22] T. Wiecki, “mcmc sampling for dummies,” 2015. <https://twiecki.io/blog/2015/11/10/mcmc-sampling/>
- [23] A. P. A. Masa, A. Prafanto, and H. J. Setyadi, “Peramalan Ekspor Batu Bara Indonesia Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing Brown,” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 3, pp. 1139–1147, 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i3.1552.