



ANALISIS KOMPARATIF METODE DES *HOLT'S* DAN ARIMA TERHADAP PERAMALAN TINGKAT PENGANGGURAN DI PROVINSI KALIMANTAN SELATAN

Yeni Rahma Oktaviani¹, Yalela Sa'adah², Syahputra Wibowo³,
Saman Abdurrahman⁴

^{1,2,4}Jurusan Matematika, Universitas Lambung Mangkurat,

³Pusat Riset Biologi Molekuler Ejikman, Badan Riset dan Inovasi Nasional (BRIN)

^{1,2,4}JL.Jend. A Yani KM 35,8 Banjarbaru 70714

³JL.Raya Jakarta-Bogor KM 46, Cibinong, Jawa Barat 16911

email : ¹yenirahma@ulm.ac.id

ABSTRACT

Unemployment is crucial issue in South Kalimantan Province as it contribute to increased poverty and the slowing down of regional economic growth. Therefore, reliable forecasting method is needed to support the government in formulating strategic policies. This study aims to compare and identify a representative time series forecasting model for the TPT in South Kalimantan Province. This research compares the performance of the DES Holt 1-parameter, 2 parameter, and ARIMA (1,1,0) models using 19 years of semi-annual unemployment rate data (2005-2024). The models applied parameter optimization for α and β , obtained by trial and error and by using R Studio, while accuracy was evaluated using MAPE. The research results show that the DES Holt-2parameter model with optimal parameters $\alpha = 0,8$ and $\beta = 0,5$. Demonstrated better statistical performance compared to the DES Holt 1-parameter and ARIMA (1,1,0) models because it yielded the smallest MAPE error value of 4,66. However, the ARIMA (1,1,0) models is superior because it is more capable of capturing dynamic trend changes in the region, whether the changes are short-term of long-lasting, and can better reflect socioeconomic structural changes. The contribution of this research is to provide a scientific basis and a more superior and representative forecasting model, namely ARIMA (1,1,0), for the South Kalimantan Provincial government in formulating policies for job creation, improving labor productivity, and strengthening the regional economy in a sustainable manner.

Keywords: Forecasting, Open Unemployment Rate, ARIMA, *Exponential Smoothing*, MAPE

ABSTRAK

Pengangguran merupakan isu krusial di Provinsi Kalimantan Selatan karena berdampak pada peningkatan kemiskinan serta perlambatan pertumbuhan ekonomi daerah. Oleh karena itu, diperlukan metode peramalan yang baik untuk mendukung pemerintah dalam merumuskan kebijakan strategis. Penelitian ini bertujuan membandingkan dan mengidentifikasi model peramalan deret waktu yang representatif untuk TPT di Provinsi Kalimantan Selatan. Penelitian ini membandingkan kinerja model DES *Holt* 1-parameter, 2-parameter dan ARIMA (1,1,0) menggunakan data tingkat pengangguran semesteran selama 19 tahun (2005-2024). Model yang digunakan menerapkan optimasi parameter α dan β yang diperoleh secara trial and error serta melalui aplikasi R Studio, sedangkan tingkat akurasi dievaluasi menggunakan MAPE. Hasil penelitian menunjukkan model DES *Holt* 2-parameter dengan parameter optimal $\alpha = 0,8$ dan $\beta = 0,5$ menunjukkan performa statistik lebih baik dibandingkan DES *Holt* 1-parameter dan ARIMA (1,1,0) karena memiliki nilai *error* MAPE terkecil sebesar 4,66. Namun, model ARIMA (1,1,0) lebih unggul karena lebih mampu menangkap adanya perubahan tren dinamis pada daerah baik perubahan secara singkat maupun berlangsung lama, serta dapat merefleksikan perubahan struktural sosial-ekonomi. Kontribusi penelitian ini memberikan dasar ilmiah dan model peramalan yang lebih unggul dan representatif yaitu ARIMA (1,1,0) bagi pemerintah provinsi Kalimantan Selatan dalam

perumusan kebijakan pembukaan lapangan kerja, peningkatan produktivitas tenaga kerja, dan penguatan ekonomi daerah secara berkelanjutan.

Kata kunci: Peramalan, Tingkat Pengangguran Terbuka, ARIMA, Pemulusan Exponensial, MAPE

Received: 27 October 2025, Accepted: 12 December 2025, Published: 14 December 2025

PENDAHULUAN

Pengangguran merupakan isu sentral dalam pembangunan ekonomi Provinsi Kalimantan Selatan karena berdampak langsung terhadap peningkatan kemiskinan dan perlambatan pertumbuhan ekonomi daerah. Jumlah masyarakat yang menganggur terus meningkat dan menjadi perhatian serius pemerintah dalam merumuskan kebijakan strategis serta mencari solusi berkelanjutan untuk mengatasi masalah ketenagakerjaan di masa mendatang (Rosidah dkk., 2024). Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Kalimantan Selatan, tingkat pengangguran menunjukkan pola tren yang konsisten sejak tahun 2005 hingga 2024, dengan peningkatan dari 3,89% pada Februari 2024 menjadi 4,2% pada Agustus 2024. Pola tren ini mengindikasikan perlunya pendekatan peramalan yang mampu menangkap dinamika perubahan baik jangka pendek maupun jangka panjang. Serta perubahan struktural yang mencerminkan kondisi sosial ekonomi masyarakat Kalimantan Selatan, khususnya di sektor pertanian dan perkebunan. Oleh karena itu, penerapan metode kuantitatif berbasis deret waktu seperti *Double Exponential Smoothing* (DES) dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) menjadi sangat relevan untuk memperoleh hasil prediksi yang akurat dan adaptif.

Metode DES dikenal sebagai salah satu teknik peramalan yang efektif dalam memproyeksikan kejadian masa depan yang mengandung ketidakpastian (Arifin dkk., 2019). Prinsip dasar metode ini adalah memberikan bobot lebih besar pada data terbaru sehingga mampu menyesuaikan diri terhadap perubahan tren. Baik DES maupun ARIMA sama-sama sesuai diterapkan pada data berpola tren, namun keunggulan ARIMA terletak pada kemampuannya menangkap pola data yang bersifat musiman dan stokastik (Mgaya, 2019). Penentuan parameter dalam kedua metode ini bertujuan mengurangi tingkat kesalahan hasil peramalan, dengan parameter pemulusan α (level) dan β (tren) pada DES, serta komponen *autoregressive*, *differencing*, dan *moving average* pada ARIMA. Berbagai penelitian terdahulu telah menunjukkan efektivitas metode pemulusan eksponensial pada data dengan pola tren. Penelitian oleh Yolanda dkk., (2024) menunjukkan bahwa salah satu metode *exponential smoothing* yaitu *triple exponential smoothing* dengan nilai error MAPE rendah dan baik diterapkan pada data produksi nenas di Riau, disebabkan adanya pola tren dan musiman. Maulidaniar dan Widodo (2023) menemukan bahwa metode *triple exponential smoothing* memberikan nilai MAPE lebih kecil dibandingkan metode *double smoothing* pada data penjualan IndiHome di wilayah Cirebon, disebabkan adanya fluktuasi data dengan pola tren yang kuat. Penelitian lain oleh Zahrunnisa dkk., (2021) metode *exponential smoothing* memberikan nilai MAPE lebih kecil dibandingkan metode ARIMA pada data garis kemiskinan di Jawa Tengah, disebabkan adanya pola tren. Saragih dan Sembiring

(2022) menemukan bahwa DES Brown memberikan nilai MAPE terbaik dibandingkan dengan metode ARIMA (0,1,1) pada data inflasi di Indonesia, yang disebabkan adanya pola tren menurun. Penelitian lain oleh Ajunu dkk., (2020) menunjukkan metode ARIMA (0,1,2) menghasilkan nilai MAPE lebih baik dibandingkan metode DES *Holt* pada data impor Indonesia, disebabkan adanya pola tren naik. Metode ARIMA memiliki nilai MAPE lebih kecil dan baik dimodelkan dibandingkan dengan metode *exponential smoothing Holt Winter* pada data produksi padi di Gorontalo, disebabkan adanya pola tren dan musiman pada data (Akolo, 2019)

Temuan-temuan tersebut menegaskan bahwa metode pemulusan eksponensial dan ARIMA sama-sama efektif diterapkan pada data berpola tren, dengan tingkat akurasi tinggi apabila parameter ditentukan secara optimal. Namun demikian, belum ada kajian terbaru yang secara spesifik menganalisis tingkat pengangguran di Provinsi Kalimantan Selatan dengan menggunakan data terkini serta membandingkan kinerja metode DES *Holt* dan ARIMA dalam satu kerangka analisis. Oleh sebab itu, penelitian ini hadir untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan menyajikan analisis komparatif terhadap kedua model guna memperoleh hasil peramalan yang lebih representatif dan kontekstual bagi kondisi ekonomi daerah. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengevaluasi sejauh mana metode DES *Holt* dan ARIMA mampu memprediksi Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) di Kalimantan Selatan dengan mengacu pada indikator kesalahan peramalan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Melalui pendekatan ini, diharapkan penelitian dapat memberikan gambaran yang lebih akurat mengenai dinamika pengangguran serta menjadi dasar ilmiah bagi pemerintah daerah dalam merancang kebijakan pembukaan lapangan kerja, peningkatan produktivitas tenaga kerja, dan penguatan ekonomi daerah secara berkelanjutan.

TINJAUAN PUSTAKA

Indikator dan Perhitungan Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT)

Penduduk yang masuk dalam kategori angkatan kerja adalah yang berusia 15 tahun lebih keatas karena dianggap sebagai usia produktif dalam bekerja, kelompok angkatan kerja mencakup penduduk yang bekerja maupun punya pekerjaan namun tidak bekerja atau juga penduduk yang pengangguran. Secara keseluruhan banyaknya jumlah angkatan kerja adalah total dari penduduk yang bekerja ditambah dengan penduduk yang pengangguran. Badan Pusat Statistik mendefinisikan pengangguran sebagai penduduk yang tidak memiliki pekerjaan namun aktif dalam mencari pekerjaan, mempersiapkan usaha baru, penduduk yang putus asa terhadap kemungkinan diterima bekerja, atau sudah diterima namun belum masuk bekerja (Badan Pusat Statistik, 2023). Perhitungan tingkat pengangguran dapat dicari melalui persamaan 1.

$$TPT = \frac{\text{Jumlah Pengangguran}}{\text{Jumlah Angkatan Kerja}} \times 100\% \quad (1)$$

Keterangan :

TPT = Tingkat Pengangguran Terbuka

Jumlah Pengangguran = Total penduduk yang tidak memiliki pekerjaan dan aktif mencari pekerjaan

Jumlah Angkatan Kerja = Total penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja dan menganggur

Klasifikasi Pengangguran

Jenis-jenis pengangguran dikategorikan berdasarkan jumlah jam kerja. Salah satu jenisnya adalah pengangguran terbuka. Kategori ini mencakup penduduk yang sama sekali tidak memiliki pekerjaan. Kelompok ini meliputi yang sedang mencari pekerjaan, mempersiapkan usaha, sudah diterima bekerja namun belum masuk bekerja dan penduduk yang putus asa dalam mencari pekerjaan. Kategori berikutnya adalah setengah pengangguran. Penduduk dengan kategori ini adalah yang bekerja namun jam kerjanya kurang dari 35 jam dalam seminggu.

Setengah menganggur juga dikategorikan lagi kedalam setengah menganggur terpaksa dan setengah menganggur sukarela. Setengah menganggur terpaksa adalah yang jam kerjanya dibawah 35 jam seminggu dan masih mencari pekerjaan atau masih menunggu diterima pekerjaan lain. Setengah menganggur sukarela yaitu mereka yang bekerja dibawah 35 jam seminggu, namun tidak mencari pekerjaan atau tidak ingin menerima pekerjaan lain (Arifin dkk., 2019).

Konsep Dasar Peramalan

Melalui pendefinisian dan jenis pengangguran menjadi dasar dalam melakukan peramalan. Peramalan merupakan suatu usaha untuk meramalkan keadaan dimasa mendatang dengan melalui pengujian data aktual. Jenis-jenis peramalan berdasarkan waktu terbagi menjadi jangka pendek yang merupakan perencanaan untuk kurang dari satu periode, jangka menengah dengan kisaran waktu tiga periode perencanaan kedepan dan jangka panjang untuk prediksi perencanaan lebih dari tiga periode (Hamirsa & Rumita, 2022). Analisa data peramalan dapat lebih mudah dilakukan setelah data berbentuk plot *time series*, jika pola horizontal atau stasioner maka data bergerak secara konstan disekitaran nilai rata, pola tren terjadi jika terdapat pergerakan data secara meningkat atau menurun pada rentang waktu lama, pola musiman adalah perubahan data berulang di periode yang tidak menentu misalkan bulanan atau semesteran dan pola siklus terjadi ketika adanya tren dengan visulisasi plot bergelombang musiman dengan jangka waktu panjang (Puspita, 2022).

Double Exponential Smoothing (DES)

Metode peramalan kuantitatif diklasifikasikan menjadi dua jenis yaitu metode sebab akibat dan metode deret waktu (*time series*). Metode sebab akibat menganalisis hubungan antar variabel yang saling mempengaruhi, sementara metode deret waktu bertujuan untuk menganalisis hubungan antar variabel yang ingin diramalkan dengan variabel waktu. Beberapa teknik dapat dilakukan dengan *moving average*, metode dekomposisi, *exponential smoothing*, ARIMA, *forier series* dan *Holt's-Winter* (Hamirsa & Rumita, 2022). Metode pemulusan juga disebut dengan *smoothing* yaitu suatu kondisi dimana bobot pada suatu data dengan data periode lainnya berbeda dan membentuk suatu fungsi eskponensial (Handayani dkk., 2021). *Smoothing* atau pemulusan data dikategorikan menjadi metode rerata dan metode pemulusan eksponensial. Metode rerata mencakup perhitungan seperti *mean*, *single moving average*, *double moving average*. Sedangkan metode pemulusan eksponensial adalah metode yang memberikan bobot lebih besar pada data terbaru. Oleh karena itu, bobot data akan semakin kecil seiring data tersebut semakin lama.

Pemulusan eksponensial dibedakan menjadi pemulusan *single* dan *double* dimana keduanya dapat terlihat dari parameter yang diterapkan dan tren pada plot *time series*. DES *Holt* 1 parameter diterapkan jika pola berbentuk horizontal atau stasioner dimana reratanya konstan tidak menunjukkan adanya tren, pemberian bobot juga dilakukan melihat dari waktunya data, jika data terbaru maka bobotnya lebih besar dari data yang lama. Metode ini lebih tepat diterapkan untuk peramalan jangka pendek, keterbatasan metode terletak pada jenis data yang memiliki tren maka akurasi peramalan yang dihasilkan tidak akurat (Arifin dkk., 2019). DES *Holt* 2 parameter dilakukan jika data memiliki pola tren atau dengan kata lain terdapat kecenderungan kenaikan atau penurunan dalam jangka waktu tertentu. DES bertujuan untuk mengatasi hasil peramalan sehingga antara data baru dengan data sebelumnya tidak terlalu berbeda jauh. DES menerapkan pemulusan sebanyak dua kali. Pemulusan pertama dilakukan untuk menghilangkan adanya fluktuasi data sehingga data yang dihasilkan lebih stabil, pemulusan kedua dilakukan untuk menghaluskan arah pergerakan tren dari hasil pemulusan pertama. Penentuan nilai parameter α berada pada kisaran 0 dan 1 yang akan mempengaruhi proses peramalan. Penentuan nilai parameter α, β dilakukan dengan *trial and error*, atau juga dapat ditentukan dengan bantuan R Studio. DES *Holt's* dapat dicari dengan persamaan (2)

$$\begin{aligned} L_t &= \alpha X_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \\ T_t &= \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \\ F_{t+m} &= L_t + T_t(m) \end{aligned} \quad (2)$$

Keterangan :

X_t = nilai data aktual periode ke- t
 L_t = nilai pemulusan total periode ke- t
 l_{t-1} = nilai pemulusan periode sebelumnya
 T_t = nilai pemulusan tren periode ke- t
 $T_t - 1$ = nilai pemulusan tren periode sebelumnya
 α = parameter pemulusan level $0 < \alpha < 1$
 β = parameter pemulusan tren $0 < \beta < 1$
 F_{t+m} = nilai peramalan periode ke- m
 m = total periode yang ingin diramalkan

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model ARIMA merupakan model peramalan dengan karakteristik data tidak stasioner. ARIMA terbentuk dari *AR* yaitu *autoregressive* artinya menghubungkan nilai sekarang dengan nilai yang akan datang dengan orde p , *I* adalah integrasi atau yang dikenal sebagai pengubah data menjadi stasioner, dan *MA* yaitu *moving average* sebagai gambaran hubungan data sekarang dengan error data masa sebelumnya dengan orde q . ARIMA (p, d, q) dapat dicari dengan persamaan (3) (Muzakir & Yahya, 2025).

$$\phi_p(B)(1 - B)^d y_t = \theta_q(B)e_t \quad (3)$$

Keterangan :

y_t = data aktual periode ke- t
 $\phi_p(B)$ = operator autoregressive (AR) orde p periode ke- t

$\theta_q(B)$ = operator moving average (MA) orde q periode ke- t
 $(1 - B)^d$ = *differencing* orde d
 e_t = error pada periode ke- t

Adapun langkah model ARIMA yaitu Uji stasioner data *time series* dengan ADF (*Augmented Dickey Fuller*). Hasil dari uji stasioner yang menunjukkan $p - value > 0.05$ maka data tidak stasioner, sehingga lanjut pada langkah *differencing* lag, namun jika masih belum stasioner dilakukan *differencing* sampai $p - value < 0,05$ yang menunjukkan data tolak H_0 atau sudah stasioner. Data stasioner juga dapat dilihat dari hasil plot ACF dan PACF. Plot ACF untuk menentukan orde q pada tipe ARIMA MA dan PACF yang memiliki cuts off di 1 atau $p = 1$ menunjukkan ARIMA tipe AR dan orde d untuk menentukan banyaknya *differencing* (Muzakir & Yahya, 2025).

Estimasi parameter menggunakan metode MLE (*Maximum Likelihood Estimation*) yaitu menggunakan seluruh data yang ada dengan sifat MLE yaitu mendekati nilai sebenarnya dan efisien (Salsabila & Oktaviarina, 2024). Uji signifikansi parameter dilakukan dengan menguji hipotesis berikut.

$H_0: \phi = 0$ atau $\theta = 0$ (parameter tidak signifikan)

$H_1: \phi \neq 0$ atau $\theta \neq 0$ (parameter signifikan)

Secara statistik dapat dilakukan uji dengan persamaan berikut:

$$t_{hitung} = \frac{\phi}{SE\phi} \quad (4)$$

dan

$$t_{hitung} = \frac{\theta}{SE\theta} \quad (5)$$

Keterangan :

ϕ : parameter RA

θ : parameter MA

Keputusan pengambilan signifikansi tolak H_0 ketika $|t_{hitung}| > \frac{t_{hitung}(1-\alpha)}{2}$ atau nilai $p - value < 5\%$.

Uji Kelayakan Model ARIMA dilakukan dengan uji Ljung-Box, ketika $p - value > 0,05$ maka residu saling bebas, sisaan terdapat *white noise* dan model layak diterapkan untuk peramalan, namun jika $p - value < 0,05$ berarti residu tidak saling bebas atau sisaan tidak *white noise* dan model tidak layak digunakan untuk peramalan (Salsabila & Oktaviarina, 2024).

H_0 : tidak terdapat korelasi (residual bersifat *white noise*)

H_1 : terdapat korelasi (residual tidak bersifat *white noise*)

Secara statistik dapat diuji dengan menggunakan persamaan (6)

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^K \frac{(\hat{p}k)^2}{(n-k)} \quad (6)$$

Keterangan :

$\hat{p}k$ = ACF residual pada lag- k

K = lag maksimum

n = jumlah pengamatan

Setelah melalui uji kelayakan maka dilanjutkan pada tahapan peramalan model untuk periode mendatang.

Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE merupakan metode akurasi peramalan untuk menghitung persentase rata-rata kesalahan absolut. Perhitungan nilai error MAPE dapat dicari dengan persamaan (7).

$$MAPE = \left(\frac{100\%}{n} \right) \sum_{t=1}^n \frac{|X_t - F_t|}{X_t} \quad (7)$$

Keterangan :

X_t = nilai data aktual periode ke- t

F_t = nilai peramalan periode ke- t

n = banyaknya data

t = waktu

Pedoman interpretasi nilai error MAPE disajikan pada Tabel 1 (Arifin dkk., 2019).

Tabel 1. Kategori Nilai *Error* MAPE

MAPE	Interpretasi
< 10%	Sangat Akurat
10% – 20%	Akurat
20% – 50%	Cukup Akurat
> 50%	Tidak Akurat

METODE PENELITIAN

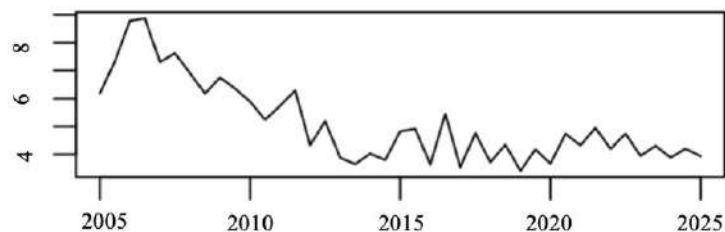
Penelitian ini menggunakan jenis penelitian kuantitatif deskriptif dengan menerapkan metode DES *Holt* 1-parameter, DES *Holt* 2-parameter, dan ARIMA untuk meramalkan jumlah pengangguran di Provinsi Kalimantan Selatan. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa data semesteran jumlah penduduk pengangguran dari tahun 2005 hingga 2024 dari website BPS Provinsi Kalimantan Selatan sebagai variabel tunggal deret waktu dan divalidasi dengan nilai MAPE. Alat dan bahan yang digunakan pada penelitian ini yaitu aplikasi R Studio dan *software microsoft excel*. Struktur kerja R Studio yaitu menganalisis data ke dalam data *time series* untuk mencari pola dan model yang dapat diterapkan, sedangkan *Microsoft Excel* berfungsi sebagai rekap data awal. Bahan penelitian ini adalah data tingkat pengangguran di Provinsi Kalimantan Selatan pada tahun 2005 hingga 2024. Prosedur analisis data pada DES *Holt* 1-parameter dan 2-parameter mencakup beberapa langkah antara lain 1) menentukan nilai awal level untuk DES *Holt* 1-paramater, level dan tren untuk DES *Holt* 2-parameter, 2) menentukan semua kemungkinan nilai α dan β , 3) menghitung level dan tren di setiap t periode, 4) melakukan peramalan, 5) menghitung akurasi nilai *error* MAPE dari kombinasi α dan β untuk DES 2-parameter, 6) penentuan nilai optimal parameter α dan β dilihat dari MAPE yang terkecil. Prosedur analisis data pada ARIMA sebagai berikut 1) menguji stasioner data, 2) melakukan *differencing* jika data tidak stasioner, 3) identifikasi model ARIMA (p, d, q), 4) melakukan estimasi setiap parameter pada tipe model ARIMA, 5) melakukan uji signifikansi parameter, 6) menentukan model tipe ARIMA optimal dengan AIC terkecil dari data aktual, 7) menguji kelayakan model dengan memeriksa $p - value$. Langkah

akhir yaitu pemilihan model berdasarkan akurasi peramalan dengan membandingkan keakuratan hasil peramalan model DES *Holt* 1, DES *Holt* 2 dan ARIMA melalui nilai MAPE.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Explorasi Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data semesteran berupa persentase tingkat pengangguran di Provinsi Kalimantan Selatan. Data tersebut mencakup periode tahun 2005 hingga 2024 dan diperoleh dari data Badan Pusat Statistik Provinsi Kalimantan Selatan. Data pada Gambar 1 dibuat dalam plot grafik untuk kemudian dianalisis dengan melihat pola pada grafik, apakah memuat horizontal, musiman, siklis, atau tren. Pergerakan data secara meningkat atau menurun pada rentang waktu lama dinamakan dengan tren. Data plot tingkat pengangguran terbuka di Kalimantan Selatan dapat dilihat pada Gambar 1 yang menunjukkan data tingkat pengangguran di Provinsi Kalimantan Selatan berpola tren. Metode peramalan yang tepat untuk data yang berpola tren adalah metode *Double Exponential Smoothing* (DES) tipe *Holt's* dan ARIMA. Variabel yang digunakan adalah variabel tunggal deret waktu, yaitu tingkat pengangguran terbuka (TPT) sebagai variabel dependen berdasarkan data semesteran. Variabel independennya adalah waktu periode ke- t . Sedangkan variabel pembanding untuk output analisis komparatif menggunakan MAPE.



Gambar 1. Grafik *Time Series* TPT Provinsi Kalimantan Selatan

Model *Double Exponential Smoothing* (α)

Peramalan model DES *Holt* 1 parameter dilihat dari nilai level yang dipengaruhi oleh parameter α . Melalui pendekatan *trial and error* pemilihan nilai α , bertujuan untuk memilih nilai MAPE terkecil. Pemilihan nilai error MAPE terkecil berpengaruh pada hasil peramalan yang semakin akurat.

Tabel 2. Hasil Nilai MAPE Parameter Model DES *Holt* 1 Parameter

Parameter α	MAPE
0,1	19,285
0,2	15,269
0,3	14,354
0,4	13,806
0,5	13,457
0,6	13,755
0,7	14,242
0,8	14,824
0,9	15,601

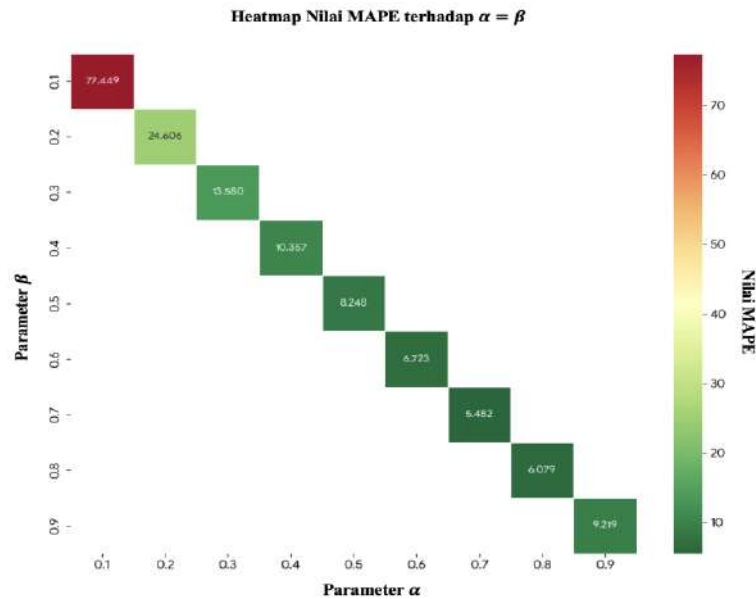
Pada Tabel 2 menampilkan hasil nilai error MAPE dari berbagai nilai α yang mungkin. Berdasarkan hasil pemilihan parameter optimal yang didapatkan dari R studio nilai α optimal adalah 0,5. Nilai MAPE saat nilai parameter α optimal yaitu 13,457 dan 0,1. Semakin bertambah 0,1 nilai parameter α dari α optimal menunjukkan semakin besar nilai error MAPE, dan hal sama terjadi ketika nilai α diturunkan sebesar 0,1 dari nilai α optimal. Selanjutnya dilakukan peramalan menggunakan parameter α yang dipilih.

Model *Double Exponential Smoothing* (α, β)

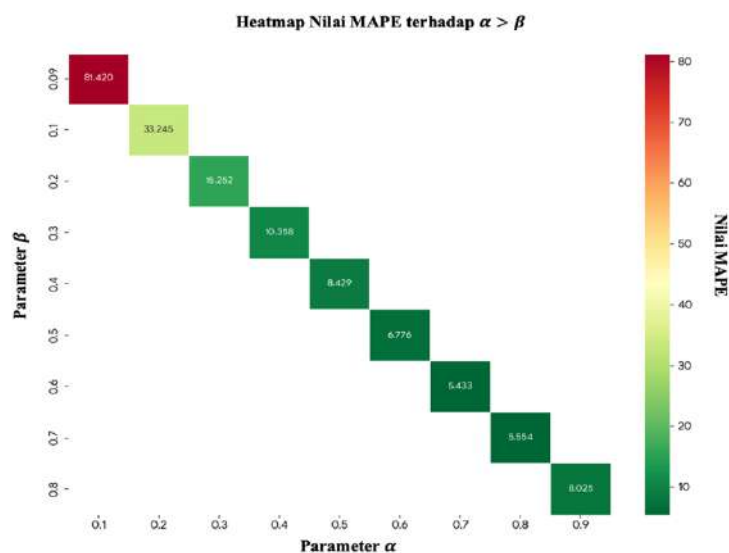
Peramalan model DES dilihat dari nilai level dan tren, dimana nilai level dan tren dipengaruhi oleh parameter α dan β . Melalui pendekatan *trial and error* pemilihan nilai $\alpha = \beta$, $\alpha < \beta$, $\alpha > \beta$, α konstan dan β tidak konstan dilakukan untuk melihat MAPE terkecil yang kemudian dilakukan peramalan. Pemilihan parameter tidak hanya *trial and error* namun juga dengan bantuan R dilakukan untuk melihat nilai MAPE terkecil. Hasil perhitungan kombinasi dari parameter α dan β dapat dilihat pada Gambar 3. Pemberian warna bertujuan untuk melihat perubahan nilai parameter. Semakin gelap warna hijau menunjukkan nilai *error* MAPE yang semakin kecil maka peramalan yang dihasilkan semakin akurat. Pada Gambar 3(a) ketika nilai $\alpha = \beta$ semakin besar nilai parameter yang diterapkan maka semakin kecil nilai *error* MAPE, namun tidak berlaku ketika nilai $\alpha = \beta$ adalah 0,8 dan 0,9 karena ada kenaikan nilai *error* MAPE. Hasil Nilai *error* MAPE terkecil diperoleh ketika nilai parameter $\alpha = \beta$ adalah 0,7 sebesar 5,482 dengan nilai peramalan DES *Holt* 4,1307.

Pada Gambar 3(b) ketika nilai $\alpha > \beta$ menunjukkan nilai *error* MAPE yang semakin mengecil, nilai *error* MAPE terkecil adalah 5,433 saat $\alpha = 0,7$ dan $\beta = 0,6$ namun mengalami kenaikan *error* MAPE sebesar 0,12 saat nilai $\alpha = 0,8$ dan $\beta = 0,7$ dan terus mengalami kenaikan *error* MAPE dari sebelumnya sebesar 2,47% untuk nilai $\alpha = 0,9$ dan $\beta = 0,8$. Nilai peramalan DES *Holt* dengan *error* MAPE terkecil saat $\alpha > \beta$ adalah 4,072. Pada Gambar 3 (c) semakin kecil nilai α dari β maka *error* MAPE yang dihasilkan juga semakin kecil, *error* MAPE terkecil saat nilai parameter $\alpha = 0,7$ dan $\beta = 0,8$ yaitu 5,454 dengan hasil peramalan DES *Holt* sebesar 4,1923. Pada Grafik 3 (d) menunjukkan ketika nilai optimasi $\alpha = 0,6$ yang diperoleh dari R konstan dan nilai β berubah diperoleh nilai MAPE terkecil 6,3967 untuk $\beta = 0,9$ dengan nilai peramalan DES *Holt* sebesar 4,146. Grafik (d) juga menunjukkan ketika α konstan dan nilai β terus naik sebesar 0,1 memberikan nilai MAPE yang semakin rendah begitu juga sebaliknya ketika nilai β semakin turun sebanyak 0,1 dari nilai α maka *error* MAPE semakin membesar.

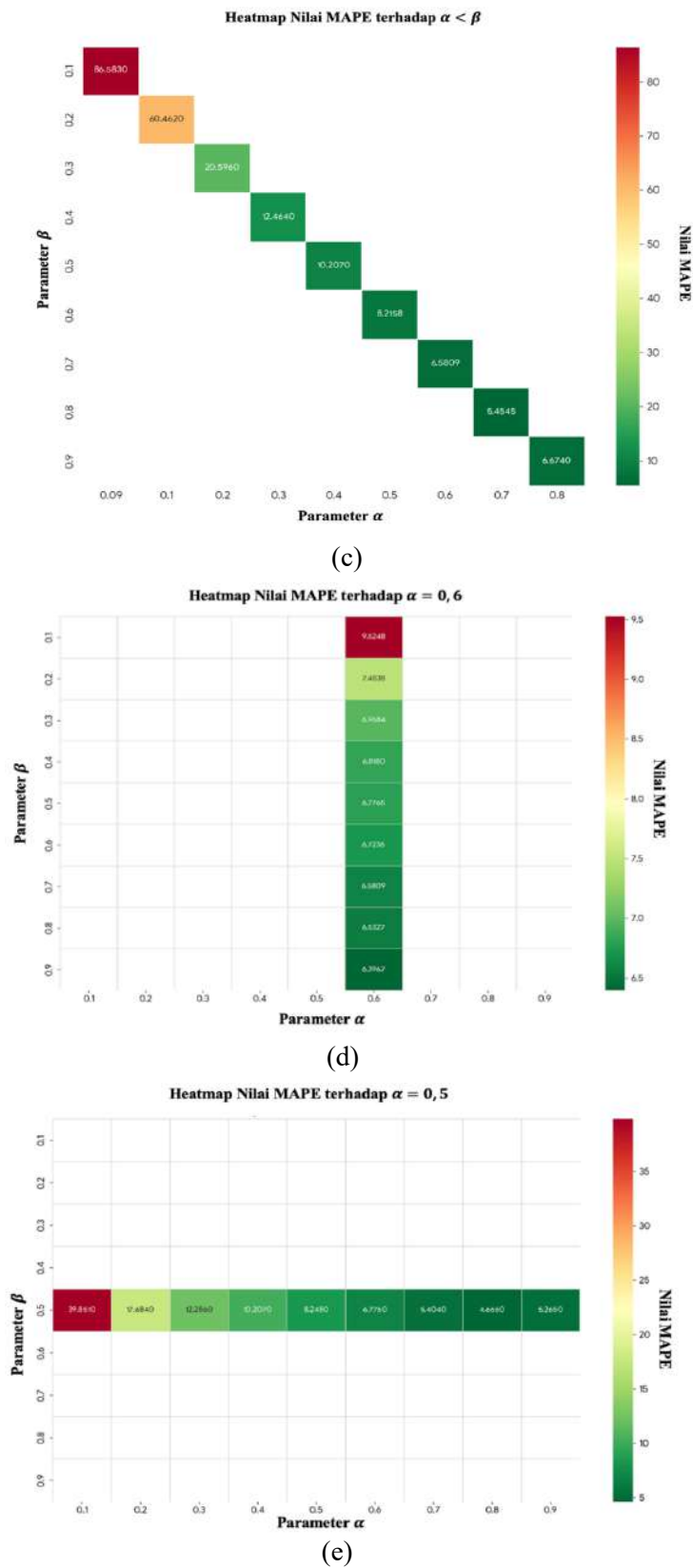
Pada Gambar 3 (e) ketika nilai optimal dari R untuk $\beta = 0,5$ diterapkan pada DES *Holt* dengan nilai α turun sebanyak 0,1 dari nilai β diperoleh nilai *error* MAPE yang semakin membesar, namun ketika nilai α naik sebesar 0,1 dari β didapatkan nilai MAPE yang semakin turun dan kemudian nilai *error* naik kembali ketika $\alpha = 0,9$ sebanyak 0,6%. Nilai *error* MAPE terkecil diperoleh ketika β konstan saat 0,5 dan $\alpha = 0,8$ sebesar 4,666 dengan hasil peramalan DES *Holtnya* adalah 4,1181. Sehingga berdasarkan nilai *error* MAPE dari semua kombinasi parameter diperoleh nilai *error* MAPE terkecil ketika $\alpha = 0,8$ dan $\beta = 0,5$ sebesar 4,666 dengan nilai peramalan DES *Holt* yaitu 4,1181.



(a)



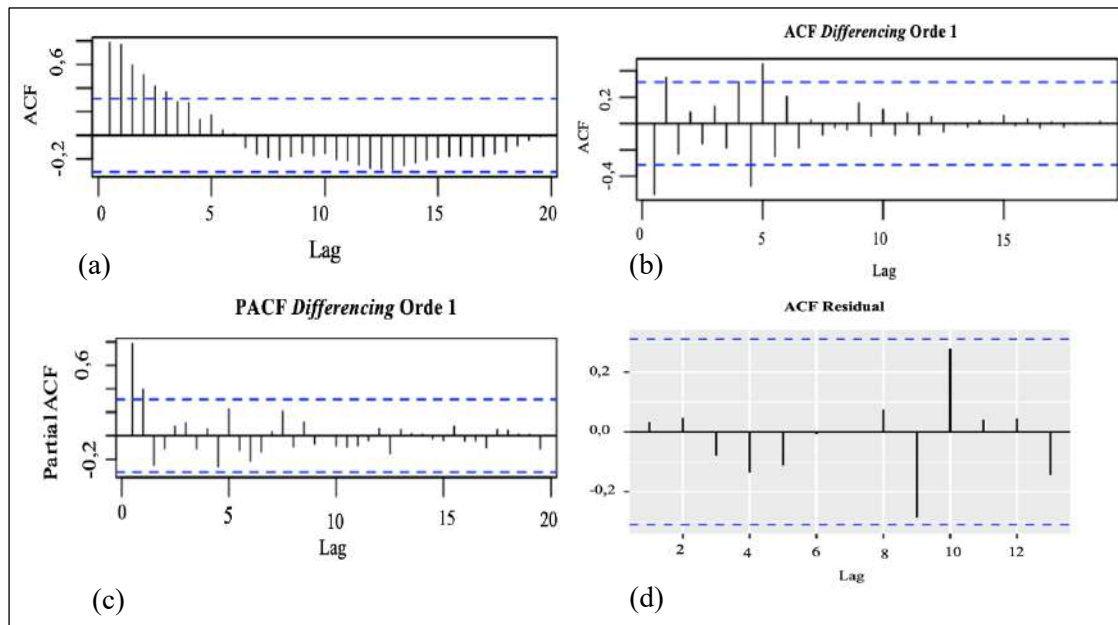
(b)



Gambar 3. Nilai MAPE DES terhadap Parameter α dan β (a) $\alpha = \beta$, (b) $\alpha > \beta$, (c) $\alpha < \beta$, (d) $\alpha = 0,6$ dan (e) $\beta = 0,5$

Model ARIMA (1,1,0)

Tahapan awal pada Model ARIMA yaitu pengecekan kestasioneran data yang bertujuan untuk menentukan model ARIMA yang tepat dengan melihat hasil plot ACF pada Gambar 4(a). Berdasarkan hasil plot ACF menunjukkan adanya *slow decay* dengan kata lain nilai autokorelasi menurun menuju nol secara lambat maka data tidak stasioner. Data tidak stasioner di proses dengan ARIMA (p, d, q) dengan dilakukan *differencing* ke- d sampai dengan data menghasilkan stasioner.



Gambar 4. (a) Plot ACF sebelum *differencing*, (b) Plot ACF Setelah *differencing* orde 1, (c) Plot PACF setelah *differencing* orde pertama dan (d) Plot Uji Kelayakan Model ARIMA (1,1,0)

Plot data *time series* setelah dilakukan proses *differencing* sebanyak satu kali dapat dilihat pada Gambar 4(b). Setelah dilakukan *differencing* sebanyak satu kali terlihat data tidak menunjukkan tren secara konsisten, namun masih terdapat fluktuasi naik turun sehingga model yang ARIMA yang memungkinkan dari pola yaitu AR (p). Selanjutnya dilakukan pengecekan plot ACF dari data setelah *differencing* sebanyak satu kali. Plot ACF pada Gambar 4(c) menunjukkan adanya korelasi yang signifikan sehingga tidak adanya tren dan data sudah stasioner. Langkah selanjutnya menentukan orde dari AR, dilakukan dengan plot PACF yang dapat dilihat pada Gambar 4(d).

Plot PACF yang *cut off* setelah lag p menunjukkan model ARIMA tipe AR. Berdasarkan Gambar 4(d), PACF *cut off* di lag 1 dan plot ACF pada Gambar 4(e) menunjukkan *cut off* secara eksponensial yang berarti nilai MA- q adalah 0. Sehingga model ARIMA (1,1,0). Pendugaan terhadap model dilakukan dengan memperhatikan estimasi parameter dan hasil uji dengan batas signifikan ketika p – *value* dibawah 5%. Berdasarkan hasil tabel uji ADF pada Tabel 3, dengan memperhatikan nilai MAPE terkecil maka model terbaik yaitu ARIMA (1,1,0). Langkah selanjutnya dilakukan uji kelayakan model dengan uji *Ljung Box* untuk

melihat residu, ketika hasil residu menunjukkan adanya *white noise* atau tidak memiliki korelasi yang signifikan maka model terpilih adalah model terbaik.

Tabel 3. Hasil Uji *Ljung Box*

Model	Estimasi parameter	<i>P-value</i>	MAPE	Keterangan
ARIMA (1,1,0)	$\phi_1 = -0,54279$	$5,203 \times 10^{-5}$	11,57%	Signifikan
ARIMA (0,1,1)	$\theta_1 = -0,48343$	$2,644 \times 10^{-4}$	13,06%	Signifikan
ARIMA (1,1,1)	$\phi_1 = -0,61161$ $\theta_1 = 0,10340$	0,01042 0,74707	11,38%	Tidak Signifikan

Kelayakan parameter dalam model ARIMA, dilakukan dengan uji signifikansi parameter (uji *t*) dengan membandingkan nilai *p-value* dengan taraf signifikansi (α). Suatu parameter dinyatakan signifikan dan model dipertahankan apabila nilai *p-value* yang dihasilkan lebih kecil dari taraf signifikansi yang ditetapkan yaitu $\alpha = 0,05$. Sementara, jika nilai *p-value* lebih besar dari α , parameter dinyatakan tidak signifikan dan harus dikeluarkan/ dibuang karena tidak memiliki pengaruh statistik yang berarti. Berdasarkan hasil Tabel 3, ARIMA (1,1,1) dikeluarkan karena θ_1 tidak signifikan. ARIMA (1,1,0) layak diterapkan karena memiliki nilai *p-value* terkecil dan langkah selanjutnya dapat dilakukan peramalan.

Perbandingan Model DES *Holt* α , DES *Holt* (α, β), dan ARIMA (1,1,0)

Perbandingan akurasi antara model DES *Holt* 1 parameter, DES *Holt* 2 parameter, dan ARIMA (1,1,0) dalam meramalkan tingkat pengangguran di Provinsi Kalimantan Selatan dapat dilihat pada Tabel 4.

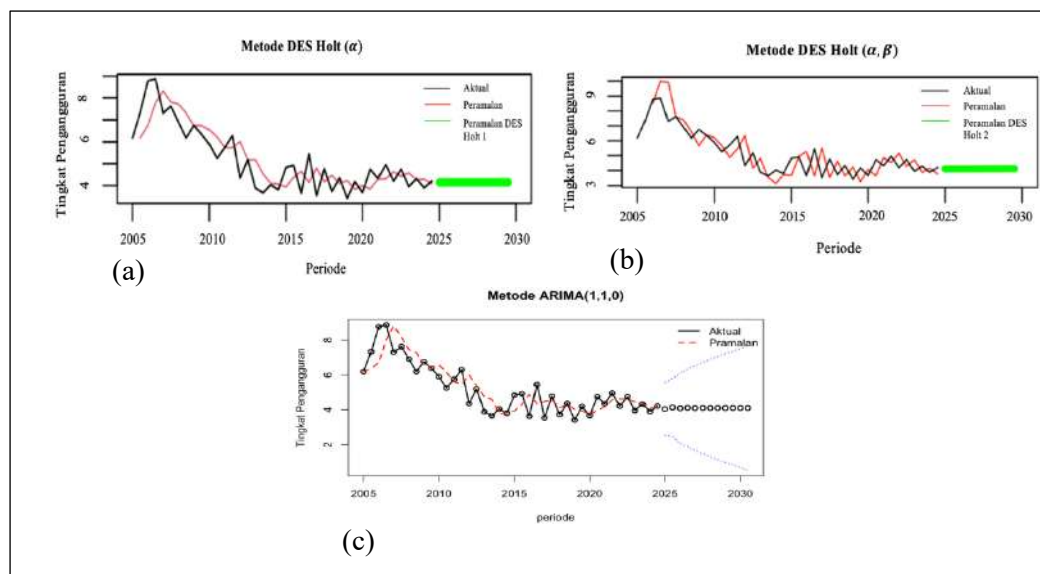
Tabel 4. Perbandingan Tingkat Akurasi Peramalan Model DES *Holt* 1, DES *Holt* 2, dan ARIMA

Model	Nilai MAPE
DES <i>Holt</i> 1	13,457%
DES <i>Holt</i> 2	4,66%
ARIMA (1,1,0)	11,57%

Pada Tabel 4 menunjukkan perbedaan nilai MAPE yang signifikan dari ketiga model peramalan. Nilai Mape DES *Holt* 2 (4,66%) memiliki akurasi lebih baik dibandingkan ARIMA (1,1,0) 11,57% dan DES *Holt* 1 (13,457%). Perbedaan nilai MAPE yang signifikan disebabkan oleh kemampuan setiap model dalam menangkap adanya pola tren data TPT. DES *Holt* 1 menghasilkan error tinggi karena mengabaikan adanya tren. Oleh karena itu, DES *Holt* 1 tidak tepat untuk data TPT yang memiliki tren. DES *Holt* 2 menghasilkan error terkecil karena dirancang dengan dua parameter level dan tren. Sehingga efektif memodelkan data TPT yang menunjukkan pola tren. ARIMA (1,1,0) memiliki error menengah kalah dari DES *Holt* meskipun mampu memodelkan tren namun hasil yang diberikan kurang optimal menangkap fluktuasi pada data stasioner.

Pada Gambar 5 diberikan plot dari ketiga model dan menunjukkan grafik memiliki nilai peramalan konstan, namun hal ini dikarenakan perbedaan nilai peramalan pada setiap periode yang tidak terlalu signifikan yang membuat grafik

terlihat seperti garis lurus. Model yang memiliki nilai peramalan yang tidak terlalu signifikan yaitu model DES *Holt* (α, β) dan ARIMA (1,1,0) pada Gambar 5(b) dan (c). Sedangkan pada model DES *Holt* α Gambar 5(a) nilai peramalan akan selalu konstan karena sifatnya yang tidak memiliki nilai tren dan grafik akan selalu berupa garis lurus. Berdasarkan nilai MAPE terkecil maka model terbaik adalah Model DES *Holt* α, β , namun pada Tabel 5 tetap disajikan nilai peramalan TPT (Tingkat Pengangguran Terbuka) di Provinsi Kalimantan Selatan untuk periode mendatang dari ketiga model.



Gambar 5. (a) Plot Model DES *Holt* α , (b) Plot Model DES *Holt* (α, β), dan (c) Plot Model ARIMA (1,1,0)

Meskipun memiliki nilai MAPE terkecil adalah DES *Holt* 2 parameter namun hasil nilai peramalan yang mendekati nilai aktual adalah model ARIMA (1,1,0). Hal ini dikarenakan model DES *Holt* 2 parameter tidak dapat menangkap adanya perubahan yang mungkin terjadi jika mengalami masa pemulihan ekonomi karena model ini hanya melihat data tren jangka pendek akan berlangsung lama. Sedangkan model ARIMA (1,1,0) dapat mengatasi adanya perubahan yang terjadi, sehingga model ARIMA (1,1,0) menjadi model terbaik.

Tabel 5. Nilai Peramalan Tingkat Pengangguran di Provinsi Kalimantan Selatan

Periode	Nilai Peramalan		
	Model DES <i>Holt</i> 1	Model DES <i>Holt</i> 2	Model ARIMA (1,1,0)
Februari 2025	4,1442	4,1168	4,0317
Agustus 2025	4,1442	4,1181	4,1230
Februari 2026	4,1442	4,1195	4,0734
Agustus 2026	4,1442	4,1208	4,1004
Februari 2027	4,1442	4,1211	4,0857
Agustus 2027	4,1442	4,1235	4,0937
Februari 2028	4,1442	4,1249	4,0894
Agustus 2028	4,1442	4,1262	4,0917

Februari 2029	4,1442	4,1276	4,0904
Agustus 2029	4,1442	4,1289	4,0911

Pada Tabel 5 menyajikan data peramalan berdasarkan model Des *Holt* dan model ARIMA untuk periode kedepan. Model ARIMA (1,1,0) konsisten memberikan hasil peramalan TPT paling rendah kisaran 4,03% (februari 2025) hingga 4,091% (agustus 2029). Model Des *Holt* 1 memberikan hasil peramalan paling stabil atau konstan di 4,14%, hal ini sesuai dengan prinsip yang diterapkan pada data yang mengabaikan tren. Sedangkan Model DES *Holt* 2 menunjukkan hasil peramalan paling tinggi dan adanya tren naik secara perlahan dari 4,1168% (februari 2025) menjadi 4,1289% (agustus 2029).

Berdasarkan analisis dan perbandingan akurasi dari metode peramalan DES *Holt* baik dengan 1-parameter maupun 2-parameter serta dengan model ARIMA (1,1,0) yang diterapkan pada data semesteran TPT di Kalimantan Selatan selama 19 periode 2005 hingga 2024 menunjukkan adanya plot tren menurun. Proses analisis data dan validasi model dilakukan dengan mengoptimasi parameter secara *trial and error*. Pada pemodelan DES *Holt* parameter pemulusan yang dioptimasi yaitu α (level) dan β (tren). Optimasi dilakukan dengan bantuan R studio untuk menghasilkan nilai error MAPE terkecil. DES *Holt* 1 parameter menghasilkan MAPE 13,457% dengan α optimal 0,5. Nilai error yang tinggi disebabkan mengabaikan parameter tren pada data TPT. Sedangkan DES *Holt* 2 parameter menghasilkan nilai MAPE terendah 4,66% dengan parameter optimal $\alpha = 0,8$, dan $\beta = 0,5$. Model ini terbaik karena dirancang khusus untuk memodelkan data dengan pola tren. Namun pemodelan ARIMA (1,1,0) juga layak diterapkan. Proses model ini dimulai dengan menguji kestasioneran data. Data TPT yang tidak stasioner ditunjukkan dengan *slow decay* pada plot ACF. Sehingga dilakukan proses *differencing* orde 1 ($d = 1$) agar stabil. Melalui plot PACF setelah *differencing* diperoleh *cut off* di lag 1 ($p = 1$), dan plot ACF menunjukkan *cut off* eksponensial ($q = 0$), sehingga mengarah pada model ARIMA (1,1,0). Model ARIMA (1,1,0) memiliki nilai MAPE 11,57% sehingga layak diterapkan setelah lulus melalui uji signifikansi parameter dan uji *Ljung Box* untuk melihat residu *white noise*.

Temuan hasil perbandingan akurasi pada Tabel 4 yang menunjukkan DES *Holt* 2-parameter memiliki akurasi *persentase error* yang lebih baik dibandingkan ARIMA dan DES *Holt* 1-parameter. Meskipun secara statistik nilai MAPE DES *Holt* 2-parameter lebih unggul. Penelitian ini merekomendasikan ARIMA (1,1,0) sebagai model peramalan terbaik. Keputusan merekomendasikan ARIMA dikarenakan kemampuan adaptasi tren ARIMA (1,1,0) dinilai lebih unggul dalam menangkap adanya tren yang dinamis baik perubahan jangka pendek maupun jangka panjang. Serta mengatasi adanya perubahan struktural. Sedangkan proyeksi yang dihasilkan model ARIMA (1,1,0) menunjukkan hasil yang lebih mendekati nilai aktual serta memberikan proyeksi TPT yang konsisten kisaran 4,03% sampai dengan 4,091% untuk tahun 2025 hingga 2029 dibandingkan model lain yang cenderung konstan.

KESIMPULAN

Penelitian ini secara komprehensif bertujuan untuk mengidentifikasi model peramalan yang paling akurat dan adaptif dalam memproyeksikan tingkat pengangguran di Provinsi Kalimantan Selatan, dengan mempertimbangkan dinamika tren ekonomi dan perubahan struktural tenaga kerja. Melalui pendekatan *Double Exponential Smoothing* (DES) satu parameter, DES *Holt* dua parameter, dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) (1,1,0), penelitian ini mengevaluasi performa masing-masing model berdasarkan tingkat kesalahan error prediksi yang diukur menggunakan indikator *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil analisis menunjukkan bahwa metode DES *Holt* dua parameter memberikan tingkat akurasi tertinggi dengan nilai MAPE terkecil, menandakan kemampuannya dalam memprediksi pola tren yang relatif stabil. Namun demikian, model ARIMA (1,1,0) dinilai lebih unggul dalam menangkap variasi tren yang bersifat dinamis serta perubahan struktural yang mencerminkan kondisi sosial ekonomi masyarakat Kalimantan Selatan, khususnya di sektor pertanian dan perkebunan. Dengan demikian, model ARIMA (1,1,0) direkomendasikan sebagai model peramalan yang lebih representatif untuk digunakan dalam perencanaan dan pengambilan keputusan strategis terkait ketenagakerjaan dan pembangunan ekonomi daerah. Secara keseluruhan, penelitian ini menegaskan pentingnya penerapan metode peramalan statistik berbasis data deret waktu sebagai alat pendukung kebijakan publik dalam upaya pengendalian pengangguran dan perumusan kebijakan ekonomi yang berkelanjutan di tingkat regional.

REFERENSI

- Ajunu, Y. I., Achmad, N., & Payu, M. R. F. (2020). Perbandingan Metode Autoregressive Integrated Moving Average dan Metode Double Exponential Smoothing dari *Holt* dalam Meramalkan Nilai Impor di Indonesia. *Jambura Journal of Probability and Statistics*, 1(May), 37–46. <https://doi.org/https://doi.org/10.34312/jjps.v1i1.5393>
- Akolo, I. R. (2019). Perbandingan Exponential Smoothing *Holt-Winters* dan ARIMA pada Peramalan Produksi Padi di Provinsi Gorontalo. *Technology & Entrepreneur*, 7(1), 20–26. <https://doi.org/https://doi.org/10.30869/jtech.v7i1.314>, p-issn/e-issn:2252-4002/2546-558X
- Arifin, Z., Herliani, J., & Hamdani. (2019). Peramalan Pengangguran Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing di Provinsi Kalimantan Timur. *Prosiding Seminar Nasional Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, 4(1), 24–29. <https://e-journals.unmul.ac.id/index.php/SAKTI/article/view/1943>
- Badan Pusat Statistik. (2023). Booklet SAKERNAS. In D. S. K. dan Ketenagakerjaan (Ed.), *BPS* (Februari 2). Badan Pusat Statistik. http://www.biblioteca.pucminas.br/teses/Educacao_PereiraAS_1.pdf%0Ahttp://www.anpocs.org.br/portal/publicacoes/rbcs_00_11/rbcs11_01.htm%0Ahttp://repositorio.ipea.gov.br/bitstream/11058/7845/1/td_2306.pdf%0Ahttps://direitofma2010.files.wordpress.com/2010/
- Hamirsa, M. H., & Rumita, R. (2022). Usulan Perencanaan Peramalan (Forecasting) dan Safety Stock Persediaan Spare Part Busi Champion Type RA7YC-2 (EV-

- 01/EW-01/2) Menggunakan Metode Time Series pada PT Triangle Motorindo Semarang. *Industrial Engineering Online Journal*, 11(1), 1–10. <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/ieoj/article/view/34373>
- Handayani, T., Lubis, R. S., & Aprilia, R. (2021). Peramalan Tingkat Produksi Kakao Tahun 2021 di Provinsi Sumatera Utara dengan Metode Double Exponential Smoothing Brown Forecasting of Cocoa Production Level in 2021 in North Sumatra Province Using Double Exponential Smoothing Brown Method. *Mathematics & Applications Journal UIN Imam Bonjol Padang*, 3(1), 82–91.
- Maulidaniar, A. N., & Widodo, E. (2023). Perbandingan Metode Peramalan Double Exponential Smoothing dan Triple Exponential Smoothing pada Penjualan Indihome di Wilayah Telekomunikasi Cirebon. *Emerging Statistics and Data Science Journal*, 1(2), 320–330. <https://doi.org/10.20885/esds.vol1.iss.2.art32>
- Mgaya, J. F. (2019). Application of ARIMA Models in Forecasting Livestock Products Consumption in Tanzania. *Cogent Food and Agriculture*, 5(1), 1–29. <https://doi.org/10.1080/23311932.2019.1607430>
- Muzakir, N. A., & Yahya, Z. M. (2025). Analisis Perbandingan Model Double Exponential Smoothing dan ARIMA untuk Prediksi Harga Beras di Indonesia. *Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, 7(1), 7–20. <https://doi.org/10.35580/variensiunm>
- Puspita, R. N. (2022). Peramalan Tingkat Pengangguran Terbuka Provinsi Banten dengan Metode Triple Exponential Smoothing. *Jurnal Lebesgue : Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika dan Statistika*, 3(2), 358–366. <https://doi.org/10.46306/lb.v3i2.138>
- Rosidah, K., Alfian, A., & Isro'il, A. (2024). Peramalan Tingkat Pengangguran di Kota Lamongan Menggunakan Metode Pemulusan Eksponensial Ganda Brown. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 12(3), 569–578. <https://doi.org/10.26740/mathunesa.v12n3.p569-578>
- Salsabila, N., & Oktaviarina, A. (2024). Peramalan PDRB di Jawa Timur Menggunakan Model ARIMAX dengan Variabel Eksogen Ekspor-Import. *Jurnal Ilmiah Matematika*, 12(01), 437–446.
- Saragih, S. M., & Sembiring, P. (2022). Analisis Perbandingan Metode ARIMA dan Double Exponential Smoothing dari Brown pada Peramalan Inflasi di Indonesia. *Journal of Fundamental Mathematics and Applications*, 5(2), 176–191. <https://doi.org/https://doi.org/10.14710/jfma.v5i2.15312>
- Yolanda, R., Rahmi, D., Kurniati, A., & Yuniati, S. (2024). Penerapan Metode Triple Exponential Smoothing dalam Peramalan Produksi Buah Nenas di Provinsi Riau. *Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan*, 3(I), 1–10. <https://doi.org/10.55826/tmit.v3ii.285>
- Zahrunnisa, A., Nafalana, R. D., Rosyada, I. A., & Widodo, E. (2021). Perbandingan Metode Exponential Smoothing dan ARIMA pada Peramalan Garis Kemiskinan Provinsi Jawa Tengah. *Jurnal Lebesgue : Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika dan Statistika*, 2(3), 300–314. <https://doi.org/10.46306/lb.v2i3.91>