

Evaluasi Metode *Exponential Smoothing* dan *Moving Average* Untuk Peramalan Data Pengangguran di Indonesia

Aslam Fatkhudin¹, Fenilinas Adi Artanto^{*2}, Firda Zamaroh³, Vida Alisa Azarine⁴

^{1,2,3,4}Informatika, Universitas Muhammadiyah Pekajangan Pekalongan, Indonesia
Email: ¹aslamfatkhudin@gmail.com, ²fenilinasadi@gmail.com, ³firdazamaroh@umpp.ac.id,
⁴vidaalisa.a@umpp.ac.id

Abstrak

Pengangguran merupakan salah satu permasalahan ekonomi yang dapat mempengaruhi pertumbuhan dan kesejahteraan suatu negara. Di Indonesia tingkat pengangguran yang terus meningkat menjadi masalah yang serius dan memerlukan peramalan tingkat pengangguran yang akurat sehingga dapat dijadikan sebagai pendukung Pemerintah dalam memberikan kebijakan. Penelitian ini melakukan peramalan angka pengangguran dengan membandingkan akurasi dari metode *Exponential Smoothing* dan *Moving Average* dalam memprediksi pengangguran menggunakan data pengangguran dari tahun 1986 sampai dengan 2024 yang didapatkan dari situs *website* resmi Badan Pusat Statistik (BPS). Evaluasi dilakukan dengan membandingkan nilai dari *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Dari lima metode yang di uji yaitu metode *Single Exponential Smoothing*, *Double Exponential Smoothing*, *Multiple Exponential Smoothing (Holt Winter)*, *Single Moving Average* dan *Autoregressive Integrated Moving Average (Arima)*, mendapatkan hasil yang menunjukkan bahwa metode *Double Exponential Smoothing* menjadi metode terbaik dengan menghasilkan nilai MAE sebesar 530.800 dan RMSE sebesar 707.182. Sehingga dalam melakukan peramalan Tingkat pengangguran di Indonesia disarankan menggunakan metode *Double Exponential Smoothing* dengan parameter nilai *alpha* 0,31 dan *beta* 0,81. Hasil peramalan yang mendekati aslinya akan memberikan hasil yang akurat yang akan memberikan kemudahan dalam pengambilan Keputusan terkait kebijakan pemerintah dalam mengatasi pengangguran di Indonesia.

Kata kunci: *Exponential Smoothing, Moving Average, Peramalan, Pengangguran.*

Evaluation of Exponential Smoothing and Moving Average Methods for Forecasting Unemployment Data in Indonesia

Abstract

Unemployment is one of the economic problems that can affect the growth and prosperity of a country. In Indonesia, the unemployment rate continues to increase, which is a serious problem and requires accurate forecasting of the unemployment rate so that it can be used as support for the government in providing policies. This research forecasts unemployment rates by comparing the accuracy of the Exponential Smoothing and Moving Average methods in predicting unemployment using unemployment data from 1986 to 2024 obtained from the official website of the Central Statistics Agency (BPS). Evaluation is carried out by comparing the values of Mean Absolute Error (MAE) and Root Mean Square Error (RMSE). Of the five methods tested, namely the Single Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing, Multiple Exponential Smoothing (Holt Winter), Single Moving Average and Autoregressive Integrated Moving Average (Arima) methods, the results showed that the Double Exponential Smoothing method was the best method by producing MAE value is 530,800 and RMSE is 707,182. So, when forecasting the unemployment rate in Indonesia, it is recommended to use the Double Exponential Smoothing method with parameter values of alpha 0.31 and beta 0.81. Forecasting results that are close to the original will provide accurate results which will make it easier to make decisions regarding government policy in overcoming unemployment in Indonesia

Keywords: *Exponential Smoothing, Forecasting, Moving Averages, Unemployment.*

1. PENDAHULUAN

Pengangguran merupakan salah satu permasalahan ekonomi yang dapat memberikan dampak pada signifikansi pertumbuhan dan kesejahteraan suatu negara. Negara Indonesia yang notabene merupakan negara

berkembang tentunya memiliki tantangan sendiri untuk mengatasi masalah pengangguran ini. Pengangguran dalam hal ini adalah masalah utama yang dirasakan negara berkembang dengan suatu kondisi usia angkatan kerja pada rentang 15-65 tahun yang memang tidak bekerja atau sedang mencari pekerjaan [1]. Namun, pengangguran tidak terbatas dalam hal tersebut, bukan hanya orang yang belum memiliki pekerjaan, sedang melamar pekerjaan dan orang yang sudah memiliki pekerjaan namun pekerjaannya itu tidak memiliki nilai sehingga tergolong dalam pengangguran. Pengangguran disebabkan oleh banyaknya angkatan kerja dan lapangan pekerjaan yang tersedia sedikit [2]. Di Indonesia pengangguran merupakan masalah penting yang harus diselesaikan, mengingat angka atau besaran tingkat pengangguran mengalami kenaikan pada tiap tahunnya yang diikuti bertambahnya jumlah penduduk dan jumlah angkatan kerja di Indonesia. Terjadinya Pengangguran dapat memberikan dampak pada berkurangnya produktivitas, sehingga dapat menimbulkan permasalahan sosial [3]. Selain itu pengangguran menyebabkan sumber daya menjadi tidak menghasilkan manfaat karena tidak digunakan untuk kegiatan produktivitas yang menyebabkan seseorang tidak memiliki penghasilan dan daya belinya akan menurun [4].



Gambar 1. Perkembangan Jumlah dan Tingkat Pengangguran Indonesia [5]

Berdasarkan pada grafik perkembangan jumlah dan tingkat pengangguran di Indonesia terlihat bahwa pengangguran relatif turun dibandingkan pada tahun 2005, namun pada 2021 saat Covid-19 tingkat pengangguran kembali relatif naik. Dengan jumlah pengangguran yang terus meningkat nantinya akan menjadi masalah serius sehingga diperlukan juga adanya penanggulangan dengan penyediaan jumlah kesempatan kerja yang meningkat pula. Untuk dapat mempersiapkan hal tersebut dibutuhkan metode peramalan untuk memprediksi tingkat pengangguran di tahun-tahun mendatang agar pemerintah dapat bersiap dalam mempersiapkan kesempatan kerja yang sesuai dengan kebutuhan saat itu.

Peramalan merupakan seni atau ilmu untuk memperkirakan kejadian di masa depan. Hal ini dapat dilakukan dengan melibatkan pengambilan data historis dan memproyeksikannya ke masa mendatang [6]. Dalam peramalan terdapat dua pendekatan yaitu peramalan kualitatif dan peramalan kuantitatif. Peramalan kualitatif yaitu peramalan yang menggabungkan faktor-faktor seperti intuisi pengambilan keputusan, emosi, pengalaman pribadi dan sistem nilai. Peramalan kuantitatif merupakan peramalan yang menggunakan satu atau lebih model matematis dengan data masa lalu dan variabel sebab akibat [7]. Seperti metode *Single Moving Average* dan *Single Exponential Smoothing*.

Metode *Single Moving Average* merupakan metode peramalan dimana diambil sekelompok nilai pengamatan yang kemudian dicari rata-ratanya, lalu dengan menggunakan nilai rata-rata tersebut sebagai ramalan untuk periode berikutnya [8]. Sedangkan metode *Single Exponential Smoothing* merupakan metode peramalan dengan cara memperhalus fluktuasi dari hasil peramalan dengan memberikan bobot pada setiap datanya [9].

Pada penelitian Makin pada tahun 2023 dilakukan peramalan pada data penjualan *sparepart* pada PT. XYZ. Dalam melakukan peramalan digunakan metode *Moving Average*. Dari hasil analisis didapatkan metode *Moving Average* memiliki nilai error (MAE) yang kecil yaitu 18,3 sehingga metode *Moving Average* dikatakan metode yang baik dalam melakukan peramalan [10].

Sedangkan pada penelitian Setyo dan Abdilah pada Tahun 2024 melakukan peramalan untuk memprediksi penjualan pada PT. Immanuel di periode 2015-2024 dengan menggunakan metode *Exponential Smoothing*. Hasil yang didapatkan menunjukkan bahwa metode *Exponential Smoothing* mendapatkan hasil akurasi MAPE sebesar

11,5%, yang menunjukkan bahwa metode *Exponential Smoothing* dapat dikatakan sebagai metode yang memiliki performa yang baik untuk mengelola variabilitas data musiman dan tren jangka panjang [11].

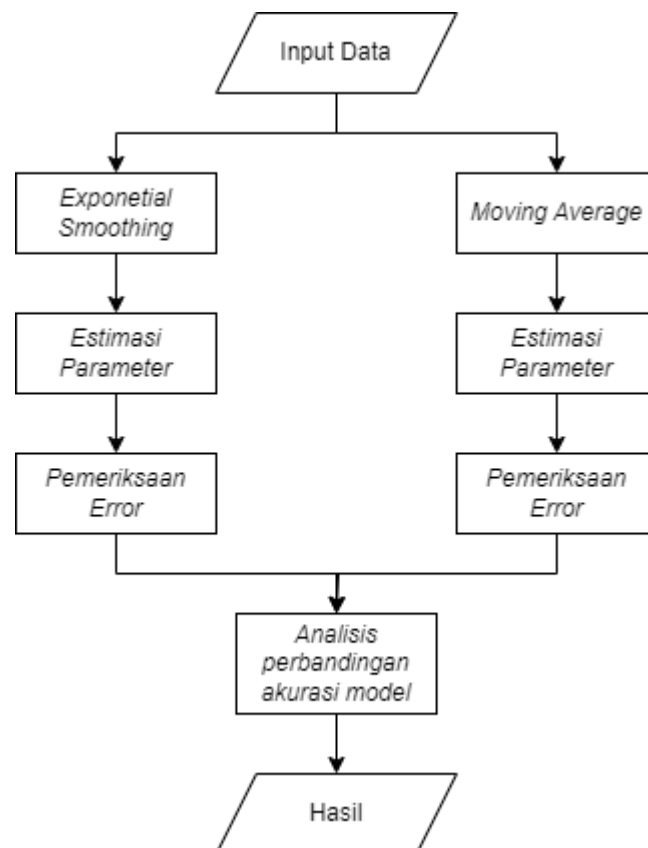
Sedangkan pada penelitian Rachmayani pada tahun 2024 melakukan komparasi pada metode peramalan *Exponential Smoothing* dan *Holt Winter* pada data kebutuhan Alkohol Swab di Laboratorium. Hasil akhir komparasi metode menunjukkan bahwa metode *Exponential Smoothing* lebih baik daripada *Holt Winter* karena metode *Exponential Smoothing* memiliki nilai RMSE dan MAPE yang lebih kecil daripada *Holt Winter* dalam meramalkan kebutuhan Alkohol Swab [12].

Sedangkan data pengangguran telah pernah dilakukan peramalan pada penelitian Sulaiman dan Juana pada tahun 2021, tetapi data yang digunakan hanya dari tahun 2005 hingga 2019 saja. Metode yang digunakan adalah *Arima* dan *Holt Winter*. Hasil yang didapatkan menunjukkan bahwa metode *Holt Winter* menghasilkan nilai RMSE = 0,45 dan MSE = 0,2025. Sedangkan metode *Arima* menghasilkan nilai RMSE = 1,01 dan MSE = 1,021. Hal tersebut menunjukkan bahwa dalam memprediksi data pengangguran metode *Holt Winter* lebih baik dari *Arima* [13].

Pada penelitian Sulaiman & Juana (2021) menunjukkan bahwa dalam meramalkan tingkat pengangguran di Indonesia metode *Holt Winter* lebih baik dari *Arima*, tetapi pada penelitian Racmayani (2024) menunjukkan bahwa metode *Exponential Smoothing* lebih baik daripada *Holt Winter*. Atas dasar penelitian tersebut maka dipilihlah metode *Exponential Smoothing* dalam peramalan tingkat pengangguran di Indonesia, dan untuk menguji metode *Exponential Smoothing* dilakukan komparasi dengan membandingkan dengan metode *Moving Average*. Dengan adanya perbandingan metode ini diharapkan akan memberikan pengetahuan baru tentang kualitas metode peramalan dengan metode *Exponential Smoothing* dan metode *Moving Average* yang belum dibahas oleh penelitian sebelumnya dan hasil penelitian ini dapat dijadikan sebagai acuan dalam memilih metode terbaik dalam meramalkan tingkat pengangguran di Indonesia.

2. METODE PENELITIAN

Metode dalam penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan proses seperti pada gambar 2 dibawah ini:



Gambar 2. Diagram Alur

Pada proses input data, data diperoleh dari situs resmi BPS di link <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/NTI5IZI=/penduduk-berumur-15-tahun-ke-atas-menurut-jenis-kegiatan.html>. Data tersebut berupa data

pendudukan yang memiliki umur 15 tahun ke atas berstatus pengangguran atau tidak bekerja dari tahun 1986 sampai 2024. Berikut contoh sampel data yang telah diperoleh:

Tabel 1. Sampel Data Pengangguran di Indonesia

Tahun	Jumlah Pengangguran
1986	1.817.672
1987	1.819.507
1988	2.040.718
1989	2.038.158
1990	1.911.800

Identifikasi Model dilakukan dengan 2 model yaitu model *Exponential Smoothing* dan *Moving Average*. Pada model *Exponential Smoothing* digunakan metode *Single Exponential Smoothing* dengan rumus [14]:

$$F_{t+1} = \alpha X_t + (1 - \alpha)F_t \tag{1}$$

Dimana:

- F_{t+1} : Nilai Prediksi untuk periode t+1
- α : Konstanta *smoothing* ($0 < \alpha < 1$)
- X_t : Nilai aktual periode ke-t
- F_t : Nilai prediksi periode ke-t

Pada model *Moving Avergae* digunakan model *Single Moving Average* dengan rumus [8]:

$$M_t = \frac{(n1+n2+n3+\dots)}{n} \tag{2}$$

Dimana:

- M_t : Moving Average untuk periode t
- n1 : Data Periode pertama
- n2 : Data Periode kedua
- n3 : Data Periode ketiga
- n : Jumlah batas pada dalam Moving Average

Metode peramalan yang baik adalah metode yang memberikan persentase error yang paling rendah. Untuk menghitung nilai error atau kesalahan digitung dengan *Mean Square Error* (MSE) yang merupakan rata-rata perbedaan kuadrat antara nilai-nilai yang diramalkan dan nilai yang diamati. MSE memberikan hukuman bagi kesalahan yang lebih besar, atau memperkuat pengaruh angka-angka kesalahan besar tetapi memperkecil angka kesalahan perkiraan yang lebih kecil dari suatu unit. Berikut rumus dari MSE [15]:

$$MSE = \sum(A_t - F_t)^2 \tag{3}$$

Dimana:

- MSE : *Mean Square Error*
- A_t : Data pengamatan periode t
- F_t : Ramalan periode t

$$RMSE = \sqrt{\frac{MSE}{n}} \tag{4}$$

Dimana:

- RMSE : *Root Mean Squared Error*
- n : periode

Setelah data pengangguran dilakukan perhitungan peramalan dengan menggunakan model *Exponential Smoothing* dan *Moving Average* dan didapatkan nilai RMSE dari kedua model tersebut lalu dilakukan komparasi dengan membandingkan kedua hasil nilai RMSE dari *Exponential Smoothing* dan *Moving Average* dimana model yang memiliki nilai RMSE terkecil adalah model yang dapat dikatakan baik.

Pemodelan peramalan menggunakan bantuan dari *Google Colab* yang akan menggunakan *library* sebagai berikut:

```
import pandas as pd
import numpy as np
```

```
import matplotlib.pyplot as plt
from statsmodels.tsa.holtwinters import ExponentialSmoothing
from sklearn.metrics import mean_squared_error
```

Dimana import digunakan untuk memanggil *library* dari pandas, numpy dan matplotlib. Pandas digunakan untuk memproses data dalam bentuk tabel, numpy digunakan untuk perhitungan matematis dan matplotlib digunakan untuk membuat visual data dalam bentuk grafik.

Pada pembagian data training dilakukan mengambil 80 baris pertama data dan pada data test mengambil 20 baris terakhir data, dengan sintaks:

```
train_size = int(len(df) * 0.8)
train, test = df['Pengangguran'][:train_size], df['Pengangguran'][train_size:]
```

Dalam pemodelan dengan metode *Exponential Smoothing* digunakan ketiga metode dalam *Exponential Smoothing* sebagai berikut:

pada metode *Single Exponential Smoothing* ini akan dipilih nilai terbaik dari alpha dan mae dalam perhitungan, dengan menggunakan sintaks

```
def ses_optimizer(train, alphas, step=25):
    best_alpha, best_mae = None, float("inf")
    for alpha in alphas:
        ses_model = SimpleExpSmoothing(train).fit(smoothing_level=alpha)
        y_pred = ses_model.forecast(step)
        mae = mean_absolute_error(test[:len(y_pred)], y_pred)
        if mae < best_mae:
            best_alpha, best_mae = alpha, mae
            print("alpha:", round(alpha, 2), "mae:", round(mae, 4))
            print("best_alpha:", round(best_alpha, 2), "best_mae:", round(best_mae, 4))
    return best_alpha, best_mae
alphas = np.arange(0.01, 1, 0.10)
best_alpha, best_mae = ses_optimizer(train, alphas, step=len(test))
```

pada metode *Double Exponential Smoothing* ini akan dipilih nilai terbaik dari alpha, beta dan mae dalam perhitungan, dengan menggunakan sintaks:

```
def des_optimizer(train, alphas, betas, step=25):
    best_alpha, best_beta, best_mae = None, None, float("inf")
    for alpha in alphas:
        for beta in betas:
            des_model = ExponentialSmoothing(train['Pengangguran'], trend="add").fit(smoothing_level=alpha,
smoothing_slope=beta)
            y_pred = des_model.forecast(step)

            if len(y_pred) > len(test['Pengangguran']):
                y_pred = y_pred[:len(test['Pengangguran'])]

            mae = mean_absolute_error(test['Pengangguran'][:len(y_pred)], y_pred)
            if mae < best_mae:
                best_alpha, best_beta, best_mae = alpha, beta, mae
                print("alpha:", round(alpha, 2), "beta:", round(beta, 2), "mae:", round(mae, 4))
                print("best_alpha:", round(best_alpha, 2), "best_beta:", round(best_beta, 2), "best_mae:", round(best_mae,
4))
    return best_alpha, best_beta, best_mae

alphas = np.arange(0.01, 1, 0.10)
betas = np.arange(0.01, 1, 0.10)

best_alpha, best_beta, best_mae = des_optimizer(train, alphas, betas, step=len(test))
```

pada metode *Multiplicative Exponential Smoothing (Holt Winter)* ini akan dipilih nilai terbaik dari alpha, beta, gamma dan mae dalam perhitungan, dengan menggunakan sintaks:

```
def tes_optimizer(train, abg, step=25):
    best_alpha, best_beta, best_gamma, best_mae = None, None, None, float("inf")
    for comb in abg:
        tes_model = ExponentialSmoothing(train['Pengangguran'], trend="add", seasonal="add",
seasonal_periods=12).\
            fit(smoothing_level=comb[0], smoothing_slope=comb[1], smoothing_seasonal=comb[2])
        y_pred = tes_model.forecast(step)

        if len(y_pred) > len(test['Pengangguran']):
            y_pred = y_pred[:len(test['Pengangguran'])]

        mae = mean_absolute_error(test['Pengangguran'][:len(y_pred)], y_pred)
        if mae < best_mae:
            best_alpha, best_beta, best_gamma, best_mae = comb[0], comb[1], comb[2], mae
            print(round(comb[0], 2), round(comb[1], 2), round(comb[2], 2), round(mae, 2))

            print("best_alpha:", round(best_alpha, 2), "best_beta:", round(best_beta, 2), "best_gamma:",
round(best_gamma, 2),
                "best_mae:", round(best_mae, 4))

    return best_alpha, best_beta, best_gamma, best_mae

alphas = np.arange(0.01, 1, 0.10)
betas = np.arange(0.01, 1, 0.10)
gammas = np.arange(0.01, 1, 0.10)

abg = list(itertools.product(alphas, betas, gammas))

best_alpha, best_beta, best_gamma, best_mae = tes_optimizer(train, abg, step=len(test))
```

pada metode *Moving Average*, dengan menggunakan ukuran moving average sebesar 3 menggunakan sintaks:

```
window_size = 3
train.loc[:, 'Moving_Average'] = train['Pengangguran'].rolling(window=window_size).mean()

forecast_values = []
for i in range(len(test)):
    if len(train['Moving_Average'].dropna()) > 0:
        last_moving_average = train['Moving_Average'].iloc[-1]
        forecast_values.append(last_moving_average)
    else:
        forecast_values.append(np.nan)
```

pada metode *Autoregressive Integrated Moving Average (Arima)*, dengan menggunakan ukuran *lag autoregresi* (p) sebesar 3, jumlah *diferensiasi* (d) sebesar 3, dan *lag moving average* (q) sejumlah 3, dengan menggunakan sintaks:

```
p = 3
d = 3
q = 3

arima_model = ARIMA(train, order=(p, d, q))
```

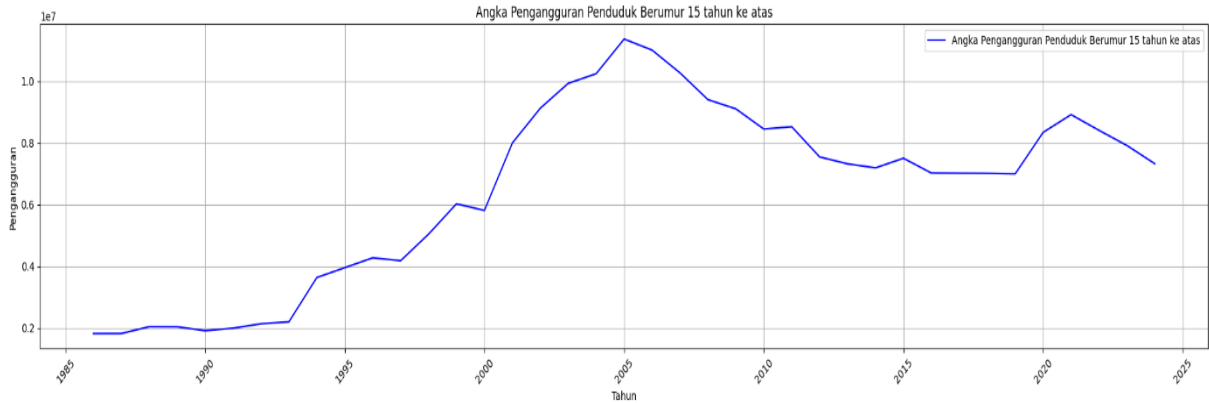
```

arima_fit = arima_model.fit()

y_pred = arima_fit.forecast(steps=len(test))
    
```

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

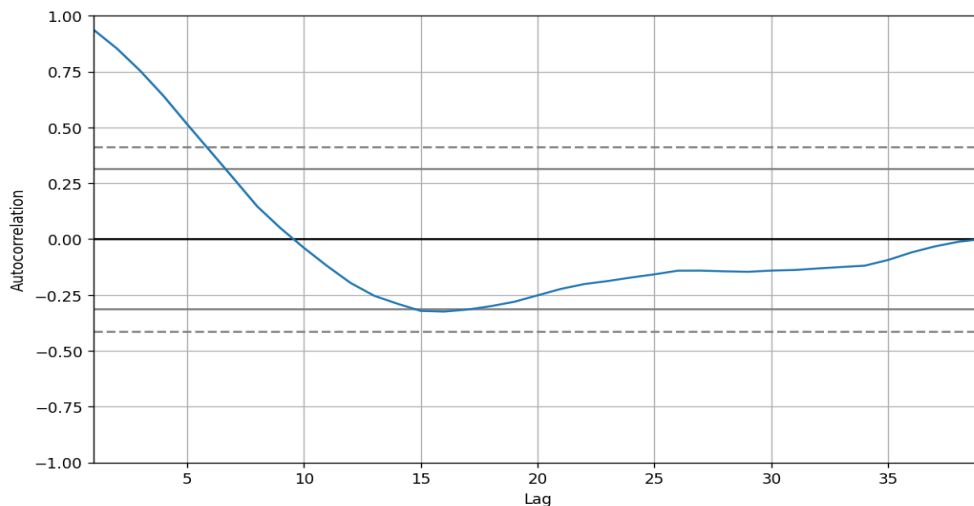
Penelitian ini menggunakan data dari *website* resmi Badan Pusat Statistik (BPS) dengan data yang berupa data *time series* tahunan tentang jumlah pengangguran di Indonesia dari tahun 1986 sampai dengan 2024. Dengan menggunakan tools pada *Google Colab* dilakukan model peramalan pada data pengangguran. Berikut hasil dari data pengangguran:



Gambar 3. Grafik data Pengangguran

Dari data pengangguran yang telah didapatkan dari web resmi diperoleh pemodelan grafik seperti pada gambar 3. Dimana angka pengangguran mengalami kenaikan pada 2005 dan mengalami penurunan setelah itu, tetapi pada tahun 2020 mulai mengalami kenaikan kembali.

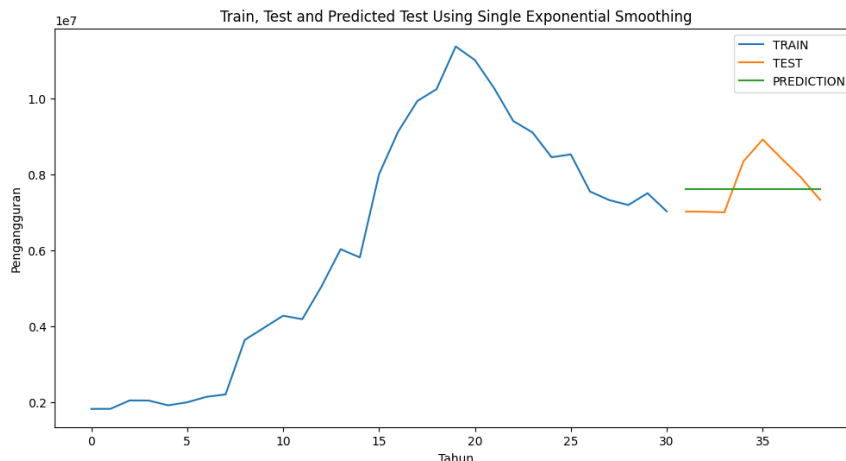
Sebelum melakukan peramalan dilakukan terlebih dahulu pengujian *Autocorellation* yang didapatkan hasil:



Gambar 4. Grafik *Autocorrelation Function* (ACF)

Dari gambar 4 terlihat bahwa data pengangguran awalnya memiliki nilai *autocorrelation* yang tinggi di lag awal pada lag 1 sampai 5 tetapi pada lag berikutnya mengalami penurunan seiring dengan bertambahnya lag. Penurunan mengindikasikan bahwa pengaruh nilai masa lalu semakin kecil terhadap nilai masa kini. Pada lag ke 10 nilai *autocorrelation* berada dalam batas signifikan (mendekati nol). Sedangkan pada lag selanjutnya menunjukkan nilai *autocorrelation* menjadi negatif yang menunjukkan pola musiman yaitu data menunjukkan adanya fluktuasi periodik. Jika melihat dari pola grafik *autocorrelation* pola tren musiman yang cocok di gunakan adalah metode *Exponential Smoothing* dan *Moving Average*.

Pada metode *Single Exponential Smoothing* didapatkan nilai terbaik pada alpha 0,11 dan didapatkan nilai mae sebesar 654.226 dan berikut adalah hasil plot peramalan dengan metode *Single Exponential Smoothing*



Gambar 5. Grafik *Single Exponential Smoothing*

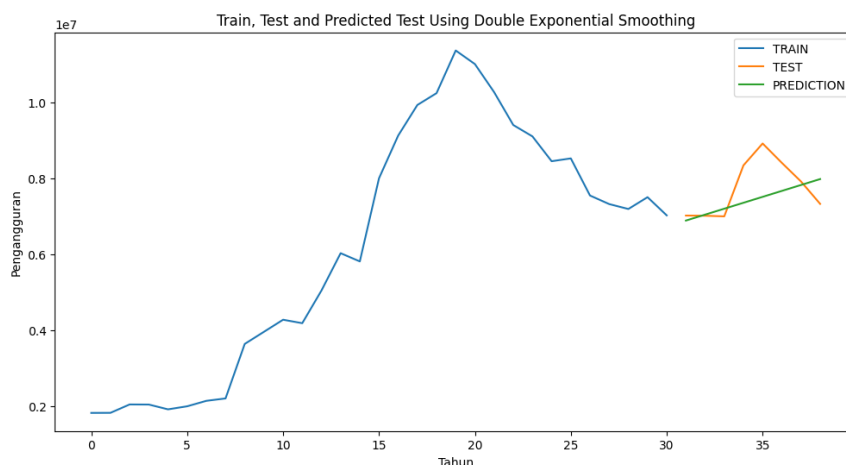
Dari grafik 5 menunjukkan perbandingan dari hasil peramalan dengan metode *Single Exponential Smoothing* dengan data aslinya. Terlihat dari gambar 5 bahwa hasil prediksi pengangguran di Indonesia mengalami keadaan stabil, hal tersebut berbeda dengan data asli yang dimana mengalami kenaikan pada data pengangguran di Indonesia. Untuk melihat hasil lengkap dari metode *Single Exponential Smoothing* dapat dilihat pada tabel 2 sebagai berikut:

Tabel 2. Hasil Metode *Single Exponential Smoothing*

Periode ke	Data asli	Hasil Peramalan <i>Single Exponential Smoothing</i>
31	7.027.974	7.607.835
32	7.022.793	7.607.835
33	7.018.421	7.607.835
34	7.001.610	7.607.835
35	8.346.620	7.607.835
36	8.924.030	7.607.835
37	8.414.042	7.607.835
38	7.922.175	7.607.835

Dari tabel 2 menghasilkan nilai RMSE dari metode *Single Exponential Smoothing* sebesar 721.214.

Pada metode *Double Exponential Smoothing* didapatkan nilai terbaik pada alpha 0,31, beta 0,81 dan didapatkan nilai mae sebesar 530.800 dan berikut adalah hasil plot peramalan dengan metode *Single Exponential Smoothing*



Gambar 6. Grafik *Double Exponential Smoothing*

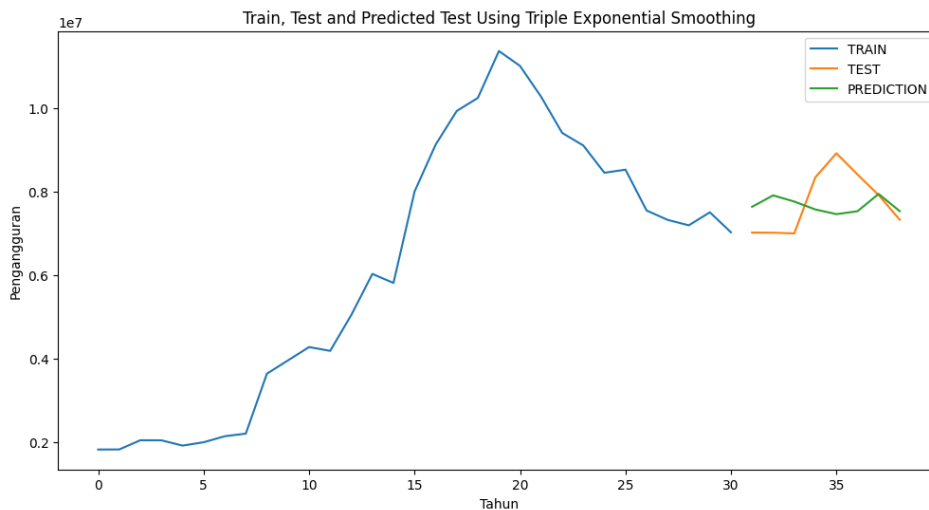
Dari grafik 6 menunjukkan perbandingan dari hasil peramalan dengan metode *Double Exponential Smoothing* dengan data aslinya. Terlihat dari gambar 6 bahwa hasil prediksi pengangguran di Indonesia mengalami kenaikan, hal tersebut berbeda dengan data asli yang dimana mengalami kenaikan lalu mengalami penurunan pada data pengangguran di Indonesia. Untuk melihat hasil lengkap dari metode *Double Exponential Smoothing* dapat dilihat pada tabel 3 sebagai berikut:

Tabel 3. Hasil Metode *Double Exponential Smoothing*

Periode ke	Data asli	Hasil Peramalan <i>Double Exponential Smoothing</i>
31	7.027.974	6.891.042
32	7.022.793	7.047.405
33	7.018.421	7.203.769
34	7.001.610	7.360.133
35	8.346.620	7.516.497
36	8.924.030	7.672.860
37	8.414.042	7.829.224
38	7.922.175	7.985.588

Dari tabel 3 menghasilkan nilai RMSE dari metode *Double Exponential Smoothing* sebesar 707.182.

Pada metode *Multiple Exponential Smoothing* atau *Holt Winter* didapatkan nilai terbaik pada alpha 0,71, beta 0,01, gamma 0,31 dan didapatkan nilai mae sebesar 702.535 dan berikut adalah hasil plot peramalan dengan metode *Multiple Exponential Smoothing*



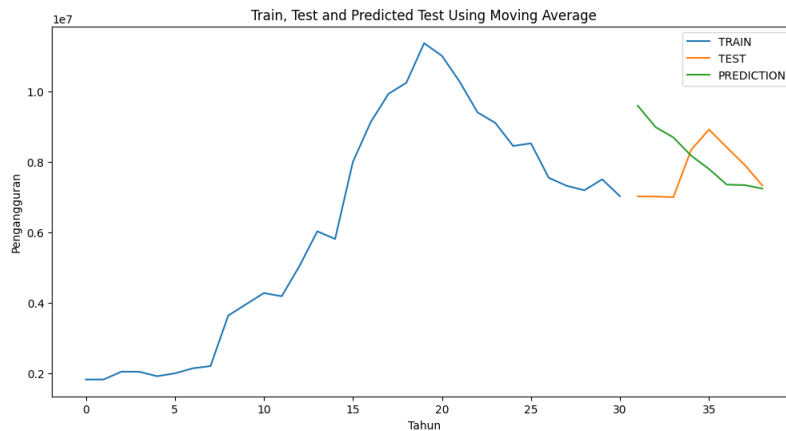
Gambar 7. Grafik *Multiple Exponential Smoothing*

Dari grafik 7 menunjukkan perbandingan dari hasil peramalan dengan metode *Multiple Exponential Smoothing* dengan data aslinya. Terlihat dari gambar 7 bahwa hasil prediksi pengangguran di Indonesia mengalami kecenderungan naik, hal tersebut berbeda dengan data asli yang dimana mengalami kenaikan tetapi tidak begitu signifikan. Untuk melihat hasil lengkap dari metode *Multiple Exponential Smoothing* dapat dilihat pada tabel 4 sebagai berikut:

Tabel 4. Hasil Metode *Multiple Exponential Smoothing*

Periode ke	Data asli	Hasil Peramalan <i>Multiple Exponential Smoothing</i>
31	7.027.974	7.639.724
32	7.022.793	7.913.927
33	7.018.421	7.766.451
34	7.001.610	7.576.273
35	8.346.620	7.463.652
36	8.924.030	7.533.778
37	8.414.042	7.948.751
38	7.922.175	7.535.673

Dari tabel 3 menghasilkan nilai RMSE dari metode *Double Exponential Smoothing* sebesar 814.818. Sedangkan pada metode *Single Moving Average* memperoleh hasil sebagai berikut:



Gambar 8. Grafik *Single Moving Average*

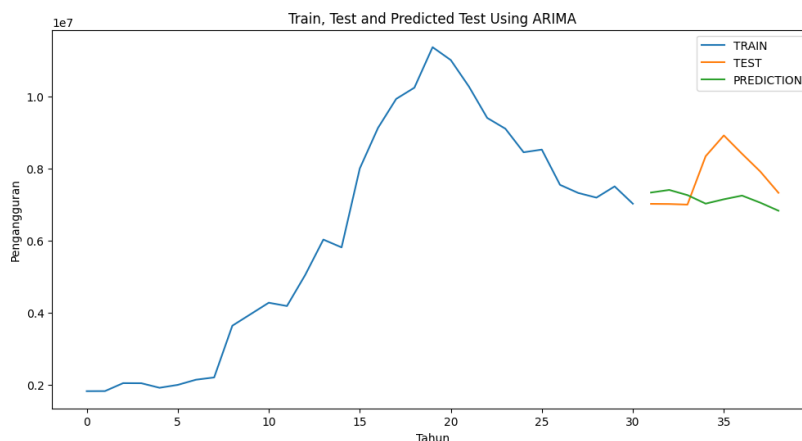
Dari grafik 8 menunjukkan perbandingan dari hasil peramalan dengan metode *Single Moving Average* dengan data aslinya. Terlihat dari gambar 8 bahwa hasil prediksi pengangguran di Indonesia mengalami keadaan yang stabil sama, hal tersebut berbeda dengan data asli yang Dimana mengalami kenaikan dan juga penurunan pada data pengangguran di Indonesia. Untuk melihat hasil lengkap dari metode *Single Moving Average* dapat dilihat pada tabel 5 sebagai berikut:

Tabel 5. Hasil Metode *Single Moving Average*

Periode ke	Data asli	Hasil Peramalan <i>Single Moving Average</i>
31	7.027.974	9.600.458
32	7.022.793	8.992.659
33	7.018.421	8.699.187
34	7.001.610	8.179.373
35	8.346.620	7.802.633
36	8.924.030	7.357.750
37	8.414.042	7.343.232
38	7.922.175	7.243.918

Dari tabel 5 dari metode *Single Moving Average* menghasilkan nilai MAE sebesar 1.157.458 dan RMSE sebesar 1.421.602. Terlihat untuk nilai RMSE metode *Single Moving Average* juga besar, karena hasil peramalan jauh dari data asli.

Sedangkan pada metode *Autoregressive Integrated Moving Average (Arima)* memperoleh hasil seperti pada gambar 9 sebagai berikut:



Gambar 9. Grafik *Autoregressive Integrated Moving Average (Arima)*

Dari grafik 9 menunjukkan perbandingan dari hasil peramalan dengan metode Arima dengan data aslinya. Terlihat dari gambar 9 bahwa hasil prediksi pengangguran di Indonesia mengalami keadaan yang stabil sama, hal tersebut berbeda dengan data asli yang Dimana mengalami kenaikan dan juga penurunan pada data pengangguran di Indonesia. Untuk melihat hasil lengkap dari metode Arima dapat dilihat pada tabel 6 sebagai berikut:

Tabel 6. Hasil Metode Arima

Periode ke	Data asli	Hasil Peramalan Arima
31	7.027.974	7.337.621
32	7.022.793	7.409.536
33	7.018.421	7.266.118
34	7.001.610	7.028.858
35	8.346.620	7.149.958
36	8.924.030	7.252.117
37	8.414.042	7.055.595
38	7.922.175	6.832.671

Dari tabel 6 menghasilkan hasil dari metode Arima dengan nilai MAE sebesar 823.543 dan RMSE sebesar 971.755. Terlihat untuk nilai RMSE metode Arima juga besar, karena hasil peramalan jauh dari data asli.

Tabel 7. Hasil Perbandingan

Metode	Nilai MAE	Nilai RMSE
Single Exponential Smoothing	654.226	721.214
Double Exponential Smoothing	530.800	707.182
Multiple Exponential Smoothing	702.535	814.818
Single Moving Average	1.341.261	1.482.528
Autoregressive Integrated Moving Average	823.543	971.755

Hasil dari nilai RMSE terlihat bahwa metode Double Exponential Smoothing mendapatkan nilai RMSE paling kecil daripada metode yang lain. Dari hasil tersebut menunjukkan bahwa metode Double Exponential Smoothing lebih baik daripada metode peramalan yang lainnya.

Pada penelitian Sulaiman dan Juana (2021) menunjukkan bahwa metode Holt Winter lebih baik dari Arima, dalam penelitian ini juga membenarkan bahwa metode *Holt Winter* lebih baik dari *Arima* dengan nilai MAE dan RMSE pada *Holt Winter* lebih kecil daripada *Arima*.

Hasil dari penelitian ini adalah dalam meramalkan tingkat pengangguran di Indonesia, lebih baik dan disarankan menggunakan metode *Double Exponential Smoothing* dengan nilai α 0,31, dan β 0,81. Metode ini dapat digunakan dalam peramalan dengan data *timeseries*. Dengan ini nantinya dalam menentukan kebijakan pemerintah dalam mengatasi pengangguran dapat lebih focus dalam penggunaan metode yang baik yaitu *Doble Exponential Smoothing*.

4. KESIMPULAN

Dari data pengangguran di Indonesia sejak tahun 1986 sampai dengan 2024 yang memiliki trend penurunan pada tahun 2005 dan kembali naik pada tahun 2020, data yang berupa data *time series* menunjukkan bahwa data memiliki pola musiman. Menurut pengujian *Autocorrelation Function* data tersebut dapat dilakukan uji peramalan dengan metode *Exponential Smoothing* dan *Moving Average*. Dari lima metode peramalan yaitu *Single Exponential Smoothing*, *Double Exponential Smoothing*, *Multiple Exponential Smoothing (Holt Winter)*, *Single Moving Average* dan *Autoregressive Integrated Moving Average (Arima)* menunjukkan hasil yang bervariasi. Berdasarkan nilai *Mean Absolute Error (MAE)* dan *Root Mean Square Error (RMSE)* menunjukkan bahwa metode *Double Exponential Smoothing* memberikan nilai MAE sebesar 530.800 dan RMSE sebesar 707.182 yang menunjukkan bahwa metode *Double Exponential Smoothing* merupakan metode peramalan yang terbaik karena memiliki nilai MAE dan RMSE paling kecil. Dalam perhitungan metode *Double Exponential Smoothing* menghasilkan prediksi yang optimal dengan parameter nilai α 0,31 dan β 0,81. Metode *Double Exponential Smoothing* direkomendasikan untuk meramalkan Tingkat pengangguran di Indonesia, karena mampu menangkap pola trend dengan baik dan memberikan hasil prediksi yang mendekati data asli. Hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi kepada kebijakan pemerintah untuk dapat mengurangi pengangguran dengan melakukan pendekatan peramalan yang lebih akurat dan dapat dijadikan sebagai pengambilan Langkah strategis di masa mendatang. Untuk penelitian selanjutnya disarankan dapat meningkatkan data, dalam penelitian ini data masih berupa data tiap tahun, dengan adanya data yang lebih akurat untuk mengukur Tingkat pengangguran dengan data

bulanan. Selain itu juga dapat menggunakan metode lain seperti *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (Sarima)*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. N. Mifrahi and A. S. Darmawan, "Analisis tingkat pengangguran terbuka di Indonesia periode sebelum dan saat pandemi covid-19," *J. Kebijak. Ekon. dan Keuang.*, vol. 1, no. 1, pp. 111–118, 2022, doi: 10.20885/jkek.vol1.iss1.art11.
- [2] Y. T. Permadhy and Sugianto, "Faktor Penyebab Pengangguran Dan Strategi Penanganan Permasalahan Pengangguran Pada Desa Bojongcae, Cibadak Lebak Provinsi Banten," *IKRA-ITH Ekon.*, vol. 2, no. 3, pp. 54–63, 2020, [Online]. Available: <https://journals.upi-yai.ac.id/index.php/IKRAITH-EKONOMIKA/article/view/583>
- [3] J. Jeray, S. Y. Putra, and E. F. Harahap, "Pengaruh Pengangguran, Tenaga Kerja Dan Inflasi Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Di Indonesia," *J. Menara Ekon. Penelit. dan Kaji. Ilm. Bid. Ekon.*, vol. 9, no. 1, pp. 95–103, 2023, doi: 10.31869/me.v9i1.4496.
- [4] E. D. Setiawan, F. H. Mahendra, N. Seliana Herawatie, and A. Kusmawati, "Analisis Tingkat Pengangguran Sebagai Masalah Sosial Yang Tak Kunjung Usai," *J. Ilmu Komun. dan Sos.*, vol. 2, no. 1, pp. 312–322, 2024.
- [5] Siti Fatimah Azzahra, Lystiana Dewi Putri, Fachriza Yunanda Purba, Dahri Tanjung, Ajeng Rezkita Putri, and Ratu Zaskia Daimatul Zulva, "Dampak Pengangguran Terhadap Stabilitas Sosial Dan Perekonomian Indonesia," *MENAWAN J. Ris. dan Publ. Ilmu Ekon.*, vol. 2, no. 4, pp. 220–233, 2024, doi: 10.61132/menawan.v2i4.719.
- [6] S. Mulyani, D. Hayati, and A. N. Sari, "Analisis Metode Peramalan (Forecasting) Penjualan Sepeda Motor Honda Dalam Menyusun Anggaran Penjualan Pada PT Trio Motor Martadinata Banjarmasin," *J. Ekon. dan Bisnis*, vol. 14, no. 1, pp. 178–189, 2021.
- [7] Reza Aditya, Iqbal Kamil Siregar, and Rika Nofitri, "Penerapan Metode Single Eksponensial Smoothing Dalam Memprediksi Penjualan Sembako Pada Toko Radin," *Decod. J. Pendidik. Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 1, pp. 9–16, 2023, doi: 10.51454/decode.v4i1.171.
- [8] Riki and Stefanus, "Pengendalian Persediaan Dengan Metode Forecasting : Moving Average dan Exponential Smoothing," *Algor*, vol. 2, no. 1, pp. 21–29, 2020.
- [9] R. Yuniarti, "Analisa Metode Single Exponential Smoothing (Studi Kasus : Lokatara Dimsum)," *J. Manaj. Bisnis*, vol. 15, no. 2, pp. 29–33, 2020, doi: <https://doi.org/10.46975/aliansi.v15i2.63>.
- [10] S. Makin, N. Supriana, and M. A. Kurniawan, "Model Peramalan Jumlah Penjualan Sparepart dengan Algoritma Forecasting Time Series: Studi Kasus di PT. XYZ," *J. Pendidik. dan Teknol. Indones.*, vol. 3, no. 6, pp. 265–271, 2023, doi: 10.52436/1.jpti.306.
- [11] V. K. Setyo and M. Z. Abdillah, "Prediksi Tonase Penjualan Pt . Immanuel Periode 2015-2024 Dengan Metode Triple Exponential Smoothing," *J. Pendidik. dan Teknol. Indones.*, vol. 4, no. 12, pp. 585–595, 2024, doi: <https://doi.org/10.52436/1.jpti.505>.
- [12] N. A. Rachmayani, A. Fatkhudin, and F. A. Artanto, "Komparasi Metode Exponential Smoothing dan Holt-Winters Untuk Meramalkan Alkohol Swab di Laboratorium Keperawatan FIKES UMPP," *Surya Inform.*, vol. 14, no. 2, pp. 50–56, 2024, doi: <https://doi.org/10.48144/suryainformatika.v14i2.1901>.
- [13] A. Sulaiman and A. Juarna, "Peramalan Tingkat Pengangguran Di Indonesia Menggunakan Metode Time Series Dengan Model Arima Dan Holt-Winters," *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 26, no. 1, pp. 13–28, 2021, doi: 10.35760/ik.2021.v26i1.3512.
- [14] H. R. Prasetyo and F. Eka Purwiantono, "Penerapan Metode Single Exponential Smoothing Pada Peramalan Penjualan Di UD. Kaya Rasa Berbasis Web," *J-Intech*, vol. 11, no. 1, pp. 40–49, 2023, doi: 10.32664/j-intech.v11i1.832.
- [15] N. P. L. Santiari and I. G. S. Rahayuda, "Analisis Perbandingan Metode Single Exponential Smoothing dan Single Moving Average dalam Peramalan Pemesanan," *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 6, no. 2, pp. 312–318, 2021, [Online]. Available: <http://openjournal.unpam.ac.id/index.php/informatika312>