

PREDIKSI TINGKAT PENGANGGURAN TERBUKA DI KABUPATEN SUMBA TIMUR MENGGUNAKAN METODE ARIMA (*AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE*)

Diterima Redaksi: 1 November 2025; Revisi Akhir: 1 Desember 2025; Diterbitkan Online: 31 Mei 2026

Yenise Kaita Lepir ¹⁾, Fajar Hariadi ²⁾, Erwianta Gustial Radjah ³⁾

^{1, 2, 3)} Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Kristen Wira Wacana Sumba, Sumba Timur

³⁾ Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Kristen Wira Wacana Sumba, Sumba Timur

^{1, 2, 3)} Jln. R. Soeprapto, No. 35 Waingapu, Sumba Timur, Nusa Tenggara Timur, Indonesia

e-mail: yeniseklepir@gmail.com¹⁾, fajar@unkriswina.ac.id²⁾, erwiantaradjah@unkriswina.ac.id³⁾

Abstrak: Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) merupakan salah satu ukuran penting untuk memahami kesehatan perekonomian suatu daerah. Kabupaten Sumba Timur telah mengalami perubahan besar dalam tingkat pengangguran selama bertahun-tahun, hal ini menunjukkan bahwa tidak selalu terdapat kesesuaian antara jumlah pencari kerja dengan jumlah lapangan kerja yang tersedia. Penelitian ini mencoba memprediksi Tingkat Pengangguran Terbuka di Sumba Timur menggunakan model ARIMA, yaitu suatu metode peramalan yang berbasis pada data deret waktu. Data yang digunakan berasal dari Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Sumba Timur dan mencakup TPT dari tahun 2004 hingga 2021 sebanyak 18 data observasi. Proses analisis data meliputi pengumpulan data/input data, pra-pemrosesan, uji stasioneritas, identifikasi model, estimasi parameter model, evaluasi model, dan prediksi/peramalan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik yang digunakan adalah ARIMA (0,1,1) yang memiliki skor kinerja MAE = 0,4230, RMSE = 0,5374, dan MAPE = 14,57% yang berarti model tersebut reliabel. Dengan menggunakan model ini, tingkat pengangguran diperkirakan akan tetap berada di kisaran 2,63% untuk periode 2022 hingga 2024, yang menunjukkan bahwa pasar kerja relatif stabil. Hasil ini dapat membantu pejabat pemerintah daerah menyusun rencana ketenagakerjaan dan pertumbuhan ekonomi yang lebih baik.

Kata Kunci— ARIMA, Peramalan, Pengangguran Terbuka, Sumba Timur, Time Series

Abstract: The Open Unemployment Rate (OPR) is an important measure for understanding the economic health of a region. East Sumba Regency has experienced significant changes in unemployment rates over the years, indicating that there is not always a match between the number of job seekers and the number of available jobs. This study attempts to predict the Open Unemployment Rate in East Sumba using the ARIMA model, a forecasting method based on time series data. The data used comes from the Central Statistics Agency (BPS) of East Sumba Regency and includes 18 observational data from 2004 to 2021. The data analysis process includes data collection/input, pre-processing, stationarity testing, model identification, model parameter estimation, model evaluation, and prediction/forecasting. The results show that the best model used is ARIMA (0,1,1) which has a performance score of MAE = 0.4230, RMSE = 0.5374, and MAPE = 14.57%, indicating that the model is reliable. Using this model, the unemployment rate is projected to remain around 2.63% for the period 2022 to 2024, indicating a relatively stable labor market. These results can help local government officials develop better employment and economic growth plans.

Keywords— ARIMA, Forecasting, Open Unemployment Rate, East Sumba, Time Series

Penulis Korespondensi:

Yenise Kaita Lepir

Program Studi Teknik Informatika

Universitas Kristen Wira Wacana Sumba

Email: yeniseklepir@gmail.com

Orchid ID: -

I. PENDAHULUAN

PENGANGGURAN adalah salah satu faktor utama dalam menilai situasi ekonomi suatu wilayah. Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) menggambarkan proporsi penduduk usia kerja yang tidak memiliki pekerjaan namun sedang aktif mencari pekerjaan atau bekerja kurang dari 35 jam per minggu dan berkeinginan untuk menambah jam kerja [1]. TPT menjadi salah satu ukuran penting dalam menilai efektivitas kebijakan pemerintah daerah dalam menciptakan lapangan kerja dan menjaga stabilitas finansial.

Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Sumba Timur, nilai TPT selama periode 2019–2024 menunjukkan fluktuasi yang signifikan, yaitu 2,13% pada tahun 2019, meningkat menjadi 3,49% pada tahun 2020 akibat pandemi COVID-19, dan kemudian menurun menjadi 2,21% pada tahun 2023, sebelum kembali naik ke 3,46% pada tahun 2024 [2]. Fluktuasi tersebut menunjukkan dinamika pasar tenaga kerja yang masih belum stabil dan dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti pertumbuhan ekonomi, perubahan struktur industri, serta tingkat pendidikan masyarakat.

Kabupaten Sumba Timur memiliki luas wilayah sekitar 7.000,5 km² dengan jumlah penduduk mencapai 277.290 jiwa pada tahun 2024 musiman [3]. Struktur ekonomi yang masih didominasi sektor pertanian dan jasa informal menyebabkan keterbatasan peluang kerja formal serta tingginya pengangguran struktural akibat ketidaksesuaian keterampilan tenaga kerja dengan kebutuhan industri [4]. Data Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) tahun 2004–2021 menunjukkan pola non-musiman dengan fluktuasi acak dan tren jangka panjang yang tidak stabil, sehingga sulit diprediksi secara intuitif. Ketidakstabilan ini menyulitkan pemerintah daerah dalam merumuskan kebijakan ketenagakerjaan, perencanaan pelatihan kerja, serta pengalokasian anggaran secara tepat. Oleh karena itu, model peramalan seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) diperlukan karena mampu menangani karakteristik data non-musiman dan mengakomodasi perubahan tren, sehingga menghasilkan proyeksi TPT yang lebih akurat dan berbasis data untuk mendukung perencanaan pembangunan daerah [5][6].

Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan keberhasilan metode ARIMA dalam memprediksi data pengangguran dan ekonomi makro. Model ARIMA (2,1,1) untuk memprediksi jumlah orang tanpa pekerjaan di Provinsi Sumatera Selatan dengan tingkat akurasi tinggi [7], sementara model ARIMA(0,2,1) untuk proyeksi TPT Indonesia [8]. Hasil-hasil tersebut menunjukkan potensi besar metode ARIMA dalam menghasilkan prediksi yang presisi untuk mendukung kebijakan publik.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi tingkat pengangguran terbuka di Kabupaten Sumba Timur menggunakan metode ARIMA. Melalui pendekatan ini, diharapkan dapat diperoleh gambaran yang lebih akurat mengenai tren pengangguran di masa depan serta memberikan kontribusi dalam perencanaan strategis pembangunan ekonomi daerah.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Pengangguran Terbuka

Pengangguran merupakan kondisi ketika individu yang termasuk dalam angkatan kerja tidak memiliki pekerjaan, tetapi sedang aktif mencari pekerjaan [2]. Menurut Badan Pusat Statistik (BPS), Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) adalah persentase jumlah penganggur terhadap jumlah angkatan kerja pada periode tertentu. TPT digunakan untuk menilai efisiensi pasar tenaga kerja dan menjadi indikator penting dalam menilai kesehatan ekonomi suatu wilayah [9].

Jenis-jenis pengangguran dapat dikategorikan berdasarkan penyebabnya, antara lain: pengangguran friksional, struktural, siklikal, musiman, teknologi, dan terselubung [9]. Pengangguran friksional terjadi karena perpindahan kerja, sementara pengangguran struktural muncul akibat ketidaksesuaian antara keterampilan tenaga kerja dan kebutuhan industri [10], adapun pengangguran teknologi diakibatkan dari perkembangan teknologi yang menggantikan tenaga manusia dengan mesin atau proses otomatis, sehingga pekerja yang tidak beradaptasi dengan teknologi menjadi kehilangan pekerjaan. Fenomena ini sering dijumpai di industri manufaktur dan sektor padat karya [11]. Daerah seperti Kabupaten Sumba Timur yang didominasi sektor pertanian dan informal, TPT mencerminkan keterbatasan kesempatan kerja dan rendahnya kualitas sumber daya manusia [4].

B. Teori Deret Waktu (Time Series)

Analisis deret waktu (time series) digunakan untuk memprediksi nilai masa depan berdasarkan pola data historis. Data deret waktu terdiri dari tiga komponen utama, yaitu tren (*trend*), musiman (*seasonality*), dan fluktuasi acak (*irregularities*) [11]. Tujuan dari analisis deret waktu adalah mengidentifikasi pola *historis* agar dapat digunakan untuk meramalkan nilai di masa mendatang [12]. Model peramalan dapat digunakan, data harus memenuhi sifat stasioner, yaitu memiliki rata-rata dan varians yang konstan dari waktu ke waktu [13]. Jika data tidak *stasioner*, maka perlu dilakukan proses *differencing* (pembedaan) untuk menghilangkan tren dan membuat data menjadi *stasioner* [14].

C. Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)

Metode ARIMA adalah cara untuk menganalisis data deret waktu dan memprediksi hal-hal seperti tren ekonomi, keuangan, dan sosial. Model ini memiliki tiga bagian utama: *Autoregressive* (AR), *Integrated* (I), dan *Moving Average* (MA) [5].

Model ARIMA ditulis sebagai ARIMA (p, d, q), di mana:

- 1) p menunjukkan orde dari komponen *autoregresif*,
- 2) d menunjukkan tingkat *differencing*, dan
- 3) q menunjukkan orde dari komponen *moving average* [12].

Keunggulan metode ARIMA terletak pada kemampuannya menangkap pola tren dan residual dalam data historis tanpa memerlukan variabel independen tambahan. Oleh karena itu, ARIMA sering digunakan untuk memprediksi indikator ekonomi seperti inflasi, pertumbuhan ekonomi, dan tingkat pengangguran [5].

Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan efektivitas metode ARIMA dalam peramalan TPT. Peramalan tingkat pengangguran di Provinsi Sumatera Selatan dengan menggunakan model ARIMA (2,1,1) secara akurat dan menunjukkan tingkat presisi yang sangat tinggi [7]. Penelitian lain menggunakan model ARIMA (0,2,1) untuk proyeksi TPT nasional dan menunjukkan peningkatan nilai prediksi yang stabil dari tahun ke tahun [8]. Selain itu, membandingkan model ARIMA dan LSTM untuk prediksi data time series dan menemukan bahwa ARIMA memiliki nilai MAPE yang lebih rendah, menandakan tingkat keakuratan yang lebih tinggi [6].

Berdasarkan hasil penelitian terdahulu, penerapan metode ARIMA dalam memprediksi tingkat pengangguran terbuka dinilai relevan dan akurat untuk data dengan pola fluktuatif seperti yang terjadi di Kabupaten Sumba Timur. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan model ARIMA untuk membangun model prediksi yang optimal dalam memproyeksikan TPT di wilayah tersebut.

D. Python

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang diciptakan oleh Guido van Rossum pada tahun 1991 di *Stichting Mathematisch Centrum*, yang sekarang dikenal sebagai CWI di *Amsterdam*. *Python* diciptakan dengan tujuan membuat kode mudah dibaca dan dipahami, menggunakan sintaksis yang mirip dengan bahasa Inggris sehari-hari. Hal ini memudahkan *programmer* untuk menulis kode yang lebih singkat dan lebih efisien. *Python* menggunakan interpreter, yang berarti kode dapat dijalankan langsung di berbagai sistem operasi seperti *Windows*, *Linux*, dan *macOS* tanpa perlu dikompilasi terlebih dahulu. *Python* mendukung berbagai cara dalam membuat program, seperti cara berurutan, cara menggunakan objek, dan cara berbasis fungsi. Hal ini membuat *Python* bisa digunakan untuk berbagai jenis proyek, mulai dari pembuatan *website*, perangkat lunak, pengembangan ide awal, hingga analisis data dan pembelajaran mesin. Selain itu, *Python* juga memiliki banyak fungsi yang sudah tersedia, sehingga pengembang bisa langsung menggunakan fitur tersebut tanpa perlu membuat semuanya dari awal. Itulah sebabnya *Python* banyak digunakan oleh peneliti dan pengembang untuk mengolah data yang besar dan melakukan perhitungan yang rumit [13].

E. Google Colab

Google Colab adalah *platform* berbasis *cloud* yang menyediakan lingkungan pemrograman *Python* menggunakan *Jupyter Notebook*, dan bisa diakses melalui peramban *web*. *Platform* ini memungkinkan pengguna menjalankan kode *Python* tanpa perlu menginstal perangkat lunak atau melakukan konfigurasi sistem di komputer lokal, sehingga sangat membantu dalam proses belajar dan eksplorasi data. *Colab* memungkinkan pengguna menjalankan kode secara langsung di *server Google*, dan menyediakan akses

gratis ke GPU dan TPU yang bisa mempercepat perhitungan, terutama pada analisis data dan pembelajaran mesin. Selain itu, *Google Colab* juga bisa terhubung langsung dengan penyimpanan *Google Drive*, sehingga memudahkan pengguna dalam menyimpan dan berbagi data secara *real-time*. Fitur interaktif, pengguna bisa menulis teks, memasukkan gambar, serta menampilkan visualisasi dalam satu dokumen *notebook* yang terstruktur rapi [14].

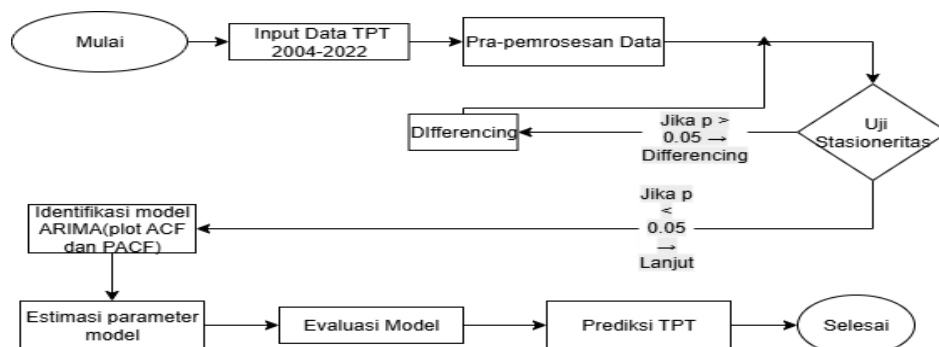
III. METODE PENELITIAN

A. Tipe dan Asal Data

Riset ini menggunakan pendekatan secara kuantitatif berbasis metode pengkajian deret waktu (*time series*) untuk memprediksi Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) di Kabupaten Sumba Timur. Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Sumba Timur, mencakup periode 2004–2024. Data TPT disajikan dalam bentuk tahunan (%) dan digunakan sebagai input untuk membangun model peramalan menggunakan metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Model ini dibangun menggunakan *Google Colab* sebagai lingkungan pemrograman berbasis *cloud* dengan bahasa *Python*. *Colab* memungkinkan integrasi pustaka seperti *pandas*, *matplotlib*, dan *statsmodels* untuk pengolahan data, visualisasi grafik, serta pemodelan ARIMA

B. Alur Penelitian

Alur penelitian dalam penelitian ini dijelaskan secara rinci melalui tahapan pengumpulan data/input data, pra-pemrosesan, uji stasioneritas, identifikasi model, estimasi parameter model, evaluasi model, serta peramalan. Urutan proses tersebut ditampilkan pada Gambar 1. Alur Penelitian sebagai berikut:



Gambar 1. Alur Penelitian

C. Tahapan Penelitian

Alur penelitian ini meliputi:

1) Pengumpulan Data

Data TPT dikumpulkan dari sumber resmi BPS Kabupaten Sumba Timur, yaitu publikasi Sumba Timur dalam nilai dan Indikator Ketenagakerjaan.

2) Pra-pemrosesan Data (*Data Preprocessing*)

Pada tahap ini dilakukan pemeriksaan data untuk memastikan tidak terdapat *missing value*. Nilai yang hilang (tahun 2016) diimputasi menggunakan metode interpolasi linier agar deret waktu menjadi lengkap dan kontinu.

3) Uji Stasioneritas Data

Pengujian stasioneritas dilakukan menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) Test untuk memastikan bahwa data memiliki rata-rata dan *varians* konstan. Jika data tidak stasioner, maka akan dilakukan *Differencing* bertingkat (*orde 1* atau *orde 2*) hingga data menjadi stasioner.

4) Identifikasi Parameter Model (*p, d, q*)

Nilai kriteria *p* dan *q* ditentukan berdasarkan hasil uraian *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Parameter *d* diperoleh dari hasil proses *differencing*.

5) Estimasi Parameter Model

Estimasi parameter dilakukan menggunakan pendekatan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) yang diimplementasikan dengan bahasa pemrograman *Python* melalui pustaka *statsmodels.tsa.arima_model*.

6) Evaluasi Model

Model ARIMA dievaluasi menggunakan ukuran kesalahan prediksi yaitu:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|, \dots\dots\dots (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}, \dots\dots\dots (2)$$

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \dots\dots\dots (3)$$

Angka *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) diterapkan untuk menilai tingkat akurasi model. Model terbaik dipilih berdasarkan nilai MAPE terkecil (<20% menunjukkan model akurat)[15].

7) Peramalan dan Interpretasi Hasil

Setelah model terbaik diperoleh, dilakukan proses *forecasting* untuk periode 2022–2024, disertai interpretasi hasil prediksi dan implikasinya terhadap kondisi ketenagakerjaan daerah.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Eksplorasi Data

Sumber data yang dipakai dalam penelitian ini berasal dari Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) Kabupaten Sumba Timur selama periode 2004–2021, Sumber : Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Sumba Timur. Data ini merupakan data historis tahunan (*time series*) yang menggambarkan kondisi ketenagakerjaan.

Tabel 1.Data TPT 2004-2021

Tahun	TPT (%)	Tahun	TPT (%)
2004	6,29	2013	3,76
2005	6,73	2014	1,69
2006	2,49	2015	3,14
2007	2,97	2016	4,59
2008	2,34	2017	2,90
2009	4,79	2018	1,42
2010	3,82	2019	2,13
2011	2,16	2020	3,49
2012	3,05	2021	3,35



Gambar 2. Grafik Data TPT 2004-2021

Visualisasi awal menunjukkan adanya fluktuasi yang cukup signifikan, di mana TPT mencapai nilai tertinggi sebesar 6,73% pada tahun 2005 dan terendah 1,42% pada tahun 2018. Pola data ini menunjukkan variasi acak dengan indikasi tren yang tidak konstan, yang cocok untuk kajian memakai model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*).

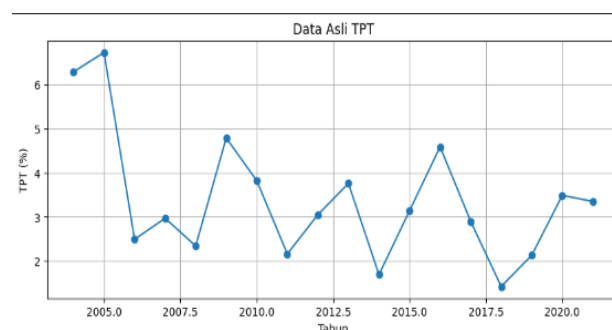
B. Uji Stasioneritas

Langkah pertama dalam membuat model ARIMA adalah menguji apakah data TPT stabil atau tidak dengan mengaplikasikan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Uji ini bertujuan untuk menentukan apakah deret waktu tersebut *stasioner*. Hasil utama dari uji ini adalah nilai statistik uji dan *p-value* :

- 1) Jika *p-value* < 0,05, maka hipotesis nol dapat ditolak, artinya data sudah stasioner..
- 2) Jika *p-value* ≥ 0,05, maka tidak bisa menolak hipotesis nol, data tidak stasioner dan perlu diubah dengan cara seperti differencing.

```
ADF Statistic: -0.927334
p-value: 0.778838
Data TPT tidak stasioner, perlu differencing
```

Gambar 3. Hasil Uji ADF Data Awal

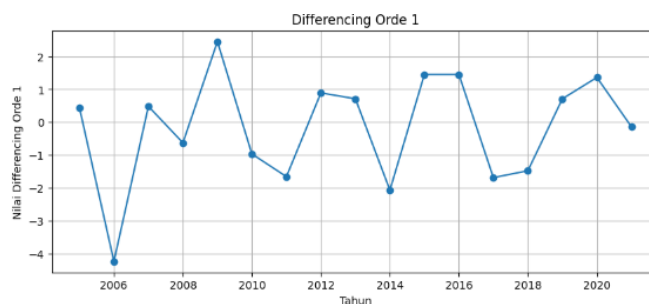


Gambar 4. Grafik Hasil Uji ADF Data Awal

Dari hasil uji ADF dan grafik data awal diatas data Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) adalah tidak stasioner, karena *p-value* (0.778838), hasil *p-value* jauh lebih besar dari tingkat relevansi hasil umum (0.05), Dalam uji ADF, *p-value* yang tinggi berarti gagal menolak hipotesis nol, di mana hipotesis nol menyatakan bahwa data tersebut tidak stasioner. Data tidak stasioner, langkah selanjutnya adalah melakukan "*differencing orde 1*".

```
=== Differencing Orde 1 ===
ADF Statistic: -3.9162
p-value: 0.0019
Kesimpulan: Data stasioner
```

Gambar 5. Hasil Differencing Orde 1



Gambar 6. Grafik Hasil Differencing Orde 1

Hasil *differencing* dan grafik *orde 1* menunjukkan bahwa setelah data TPT asli di-*differencing* satu kali, *p-value* (0.0019) lebih kecil secara signifikan dari level signifikansi 0,05. Oleh karena itu, data TPT setelah dilakukan *differencing orde 1* adalah *stasioner*, menunjukkan bahwa *orde differencing* parameter *d* untuk data ini yaitu 1.

C. Identifikasi Model ARIMA

Tahap selanjutnya merupakan identifikasi kriteria *p* dan *q* menggunakan *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF).

```

Nilai ACF dan Confidence Interval:
Lag 0: 1.0000 | Interval: [1.0000, 1.0000]
Lag 1: -0.2333 | Interval: [-0.7086, 0.2421]
Lag 2: -0.2939 | Interval: [-0.7945, 0.2066]
Lag 3: -0.0643 | Interval: [-0.6024, 0.4739]
Lag 4: 0.2554 | Interval: [-0.2845, 0.7953]
Lag 5: -0.1047 | Interval: [-0.6713, 0.4618]
Lag 6: -0.0451 | Interval: [-0.6159, 0.5258]
Lag 7: 0.1044 | Interval: [-0.4673, 0.6761]
Lag 8: 0.1324 | Interval: [-0.4436, 0.7084]

Jumlah data stasioner (N) = 17
Batas signifikansi 95% = ±0.4754
    
```

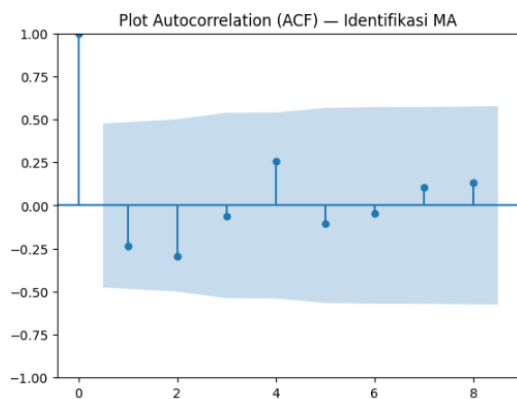
Gambar 7. Nilai ACF

```

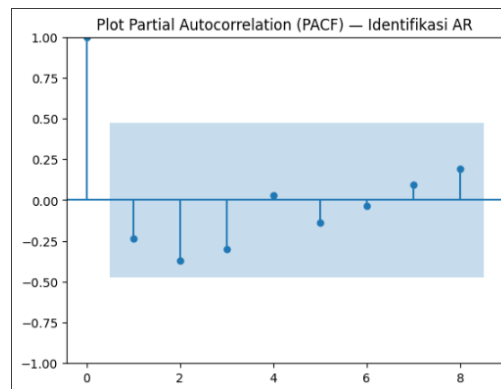
Nilai PACF dan Confidence Interval:
Lag 0: 1.0000 | Interval: [1.0000, 1.0000]
Lag 1: -0.2333 | Interval: [-0.7086, 0.2421]
Lag 2: -0.3684 | Interval: [-0.8438, 0.1070]
Lag 3: -0.2986 | Interval: [-0.7739, 0.1768]
Lag 4: 0.0294 | Interval: [-0.4460, 0.5048]
Lag 5: -0.1391 | Interval: [-0.6145, 0.3362]
Lag 6: -0.0369 | Interval: [-0.5123, 0.4384]
Lag 7: 0.0951 | Interval: [-0.3802, 0.5705]
Lag 8: 0.1893 | Interval: [-0.2861, 0.6647]

Jumlah data stasioner (N) = 17
Batas signifikansi 95% = ±0.4754
    
```

Gambar 9. Nilai PACF



Gambar 8. Grafik Plot ACF



Gambar 10. Grafik Plot PACF

Berdasarkan hasil analisis, grafik ACF dan grafik PACF menunjukkan *cut-off* pada lag 0 dan lag 1, sehingga dapat disimpulkan ada beberapa model ARIMA yang dapat dibentuk yaitu:

- 1) ARIMA (0, 1, 0)
- 2) ARIMA (0, 1, 1)
- 3) ARIMA (1, 1, 1)

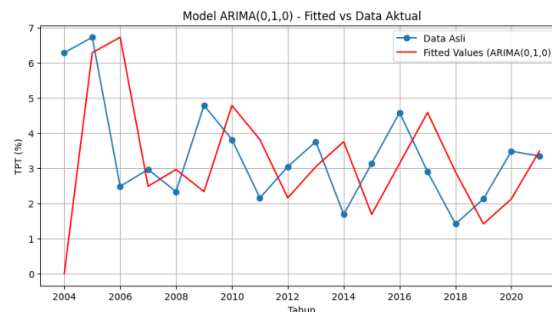
D. Pembuatan Model ARIMA

Setelah dilakukan pengujian ACF dan PACF, ada beberapa hasil model ARIMA akan diterapkan adalah ARIMA (0, 1, 0), ARIMA (0, 1, 1), dan ARIMA (1, 1, 1), untuk Proses fitting model, sehingga menghasilkan koefisien parameter dan statistik diagnostik yang membantu mengevaluasi kecocokan model.

```

=====
SARIMAX Results
=====
Dep. Variable:      TPT      No. Observations:      18
Model:             ARIMA(0, 1, 0)  Log Likelihood:      -32.528
Date:              Wed, 22 Oct 2025  AIC:                  67.056
Time:              05:55:15      BIC:                  67.889
Sample:            01-01-2004      HQIC:                 67.139
                  - 01-01-2021
Covariance Type:    opg
=====
              coef      std err      z      P>|z|      [0.025      0.975]
-----
sigma2        2.6884      0.849      3.166      0.002      1.024      4.353
=====
Ljung-Box (L1) (Q):      1.10      Jarque-Bera (JB):      1.33
Prob(Q):              0.29      Prob(JB):              0.51
Heteroskedasticity (H):  0.37      Skew:                 -0.68
Prob(H) (two-sided):    0.25      Kurtosis:              3.08
=====
    
```

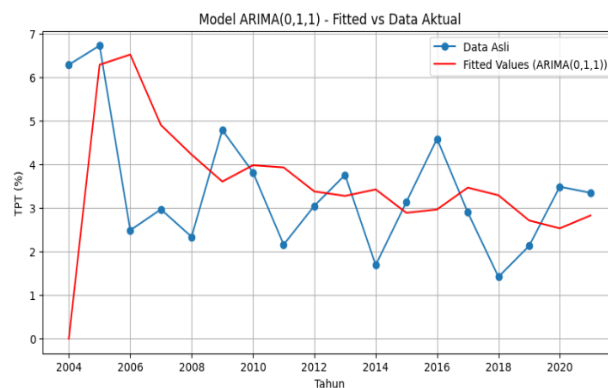
Gambar 11. Fit ARIMA (0,1,0)



Gambar 12. Grafik Fit ARIMA (0,1,0)

SARIMAX Results						
=====						
Dep. Variable:	TPT	No. Observations:	18			
Model:	ARIMA(0, 1, 1)	Log Likelihood	-31.094			
Date:	Wed, 22 Oct 2025	AIC	66.188			
Time:	05:55:15	BIC	67.855			
Sample:	01-01-2004	HQIC	66.354			
	- 01-01-2021					
Covariance Type:	opg					
=====						
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
ma.L1	-0.6911	0.260	-2.658	0.008	-1.201	-0.182
sigma2	2.1860	0.740	2.954	0.003	0.736	3.636
=====						
Ljung-Box (L1) (Q):	0.09	Jarque-Bera (JB):	0.80			
Prob(Q):	0.77	Prob(JB):	0.67			
Heteroskedasticity (H):	0.35	Skew:	-0.49			
Prob(H) (two-sided):	0.23	Kurtosis:	2.61			

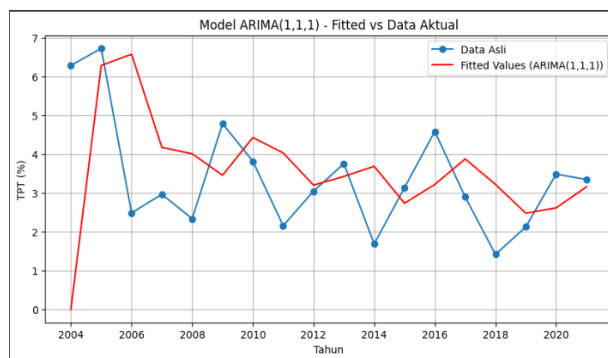
Gambar 13. Fit ARIMA (0,1,1)



Gambar 14. Grafik Fit ARIMA (0,1,1)

SARIMAX Results						
=====						
Dep. Variable:	TPT	No. Observations:	18			
Model:	ARIMA(1, 1, 1)	Log Likelihood	-30.683			
Date:	Wed, 22 Oct 2025	AIC	67.366			
Time:	05:55:15	BIC	69.865			
Sample:	01-01-2004	HQIC	67.614			
	- 01-01-2021					
Covariance Type:	opg					
=====						
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
ar.L1	0.2836	0.474	0.598	0.550	-0.645	1.213
ma.L1	-0.8212	0.348	-2.358	0.018	-1.504	-0.139
sigma2	2.0796	0.695	2.993	0.003	0.718	3.442
=====						
Ljung-Box (L1) (Q):	0.16	Jarque-Bera (JB):	0.96			
Prob(Q):	0.69	Prob(JB):	0.62			
Heteroskedasticity (H):	0.34	Skew:	-0.58			
Prob(H) (two-sided):	0.21	Kurtosis:	2.89			

Gambar 15. Fit ARIMA (1,1,1)



Gambar 16. Grafik Fit ARIMA (1,1,1)

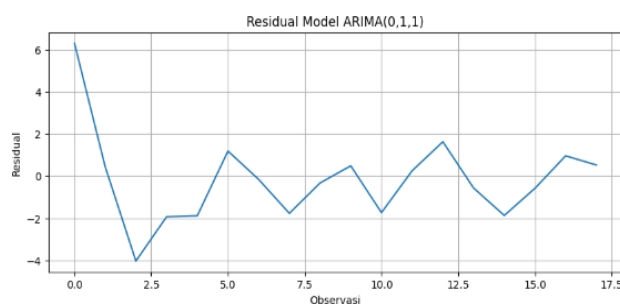
Berdasarkan hasil AIC dan visualisasi grafik *fitted values* dari ketiga model ARIMA yang sudah fit (ARIMA(0, 1, 0), ARIMA(0, 1, 1), dan ARIMA(1, 1, 1)). Nilai AIC:

- 1) ARIMA (0, 1, 0): AIC = 67.056
- 2) ARIMA (0, 1, 1): AIC = 66.188
- 3) ARIMA (1, 1, 1): AIC = 67.366

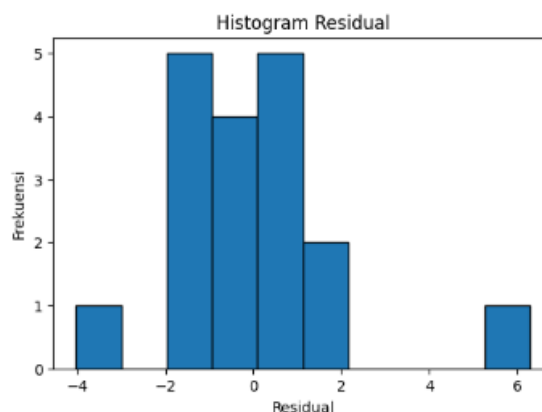
Jadi, Dari nilai AIC tersebut, model ARIMA(0,1,1) dianggap sebagai model terbaik karena memiliki nilai AIC paling rendah, menandakan keseimbangan optimal antara kecocokan data dan jumlah parameter. Grafik *fitted values* juga menunjukkan model ini paling baik mereplikasi pola data asli.

E. Diagnostik Model

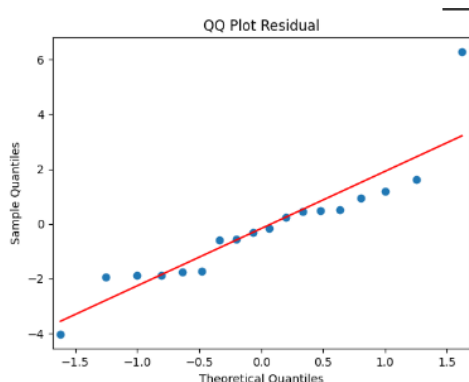
Pada tahap sebelumnya model ARIMA(0,1,1) dibangun dan di-fit, langkah penting berikutnya adalah melakukan diagnostik model. Diagnostik bertujuan memastikan residual (selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi) bersifat acak dan tidak mengandung pola yang dapat mengindikasikan model kurang tepat.



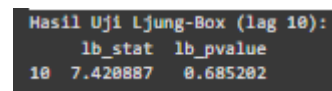
Gambar 17. Hasil Residual



Gambar 18. Hasil Histogram Residual



Gambar 19. Hasil *QQ Plot Residual*



Gambar 20. Hasil Uji Ljung-Box

Berdasarkan analisis residual:

- 1) Residual plot menunjukkan sebaran acak, yang bagus.
- 2) *Histogram* dan *QQ plot* menunjukkan bahwa residual mendekati distribusi normal.
- 3) Uji *Ljung-Box* dengan *p-value* 0.685202 (untuk lag 10) menunjukkan bahwa tidak ada bukti signifikan adanya autokorelasi pada residual pada lag tersebut.

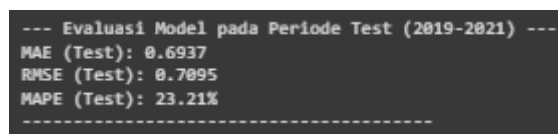
Secara keseluruhan, analisis residual menyatakan model ARIMA (0,1,1) yang *fit* sudah cukup bagus dalam menangkap pola dalam data, karena residualnya mendekati properti *white noise*. Ini adalah indikator kuat dari model yang *fit* dengan baik.

F. Pengujian dan Analisis Hasil

Pada tahap sebelumnya model ARIMA(0,1,1) selesai dibangun dan didiagnosis, tahap selanjutnya adalah melakukan peramalan terhadap nilai Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) untuk tiga tahun ke depan, yaitu tahun 2022, 2023, dan 2024. Model ARIMA (0,1,1) berhasil di-*fit* pada data *training* (periode 2004-2018), langkah selanjutnya adalah menguji dan mengevaluasi kinerja model tersebut. Pengujian dilakukan dalam dua tahap: evaluasi *historis* pada data *test* (periode 2019-2021) dan evaluasi peramalan 3 tahun ke depan (periode 2022-2024) menggunakan data aktual yang tersedia.

1) Evaluasi Kinerja Model pada Data Test (2019-2021)

Evaluasi kinerja model ARIMA (0,1,1) dilakukan dengan membandingkan angka TPT aktual dari periode 2019-2021 dengan nilai prediksi model untuk periode yang sama. Beberapa metrik evaluasi peramalan digunakan, meliputi *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).



Gambar 21. Hasil Evaluasi Kinerja Model pada Data Test (2019-2021)

Berdasarkan *Output* diatas, diperoleh nilai MAE sebesar 0.6937, RMSE sebesar 0.7095, dan MAPE sebesar 23.21%. Mengacu pada kriteria interpretasi nilai MAPE (Lewis, 1982) [15], nilai 23.21% berada dalam kategori "Cukup Wajar / Dapat Diterima" (20%-50%). Hasil ini menyatakan model ARIMA (0,1,1) memiliki kemampuan cukup memadai dalam menangkap pola data *historis* dan memberikan prediksi yang cukup pada data baru (periode *test*) yang tidak digunakan saat pelatihan model.

2) Evaluasi Peramalan untuk Periode (2022-2024)

Model ARIMA(0,1,1) yang telah divalidasi kemudian digunakan untuk meramalkan nilai TPT untuk 3 tahun ke depan, yaitu tahun 2022 hingga 2024.

Tabel 2. Hasil Prediksi TPT 2022-2024

Tahun	TPT Aktual (%)	TPT Prediksi (%)
2022	2.61	2.63
2023	2.21	2.63
2024	3.46	2.63

Hasil prediksi dibandingkan dengan data TPT aktual yang telah tersedia untuk periode 2022-2024. Pengujian menggunakan metrik MAE, RMSE, dan MAPE. Hasil evaluasi peramalan sebagai berikut:

- 1) MAE = 0.4230
- 2) RMSE = 0.5374
- 3) MAPE = 14.57%

Berdasarkan nilai MAE peramalan adalah 0.4230, RMSE 0.5374, dan MAPE 14.57%. Nilai MAPE sebesar 14.57% mengindikasikan bahwa rata-rata kesalahan persentase antara angka TPT aktual dan hasil peramalan model untuk periode 2022-2024 adalah sekitar 14.57%. Mengacu pada kriteria interpretasi MAPE (Lewis, 1982) [15], nilai ini berada dalam kategori "Akurat" (10%-20%). Hasil ini menyatakan model ARIMA (0,1,1) cukup handal dalam meramalkan TPT untuk periode jangka pendek.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil kajian data Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) Kabupaten Sumba Timur selama periode 2004–2021, hasil uji stasioneritas menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) menunjukkan bahwa data awal tidak *stasioner* dengan p-value sebesar 0,7788, sehingga diperlukan proses differencing. Setelah dilakukan differencing orde 1, data menjadi stasioner dengan p-value = 0,0019.

Hasil identifikasi model melalui analisis ACF dan PACF menghasilkan kandidat model ARIMA (0,1,0), ARIMA (0,1,1), dan ARIMA (1,1,1). Berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC), model terbaik yang diperoleh untuk memprediksi TPT adalah ARIMA (0,1,1) dengan nilai AIC terendah (66,188). Model ini menunjukkan performa yang baik berdasarkan evaluasi residual, yang bersifat acak dan tidak menunjukkan autokorelasi, serta lolos uji Ljung-Box (p-value = 0,6852). Evaluasi akurasi pada periode prediksi (2022–2024) menghasilkan nilai MAE = 0,4230, RMSE = 0,5374, dan MAPE = 14,57% yang termasuk kategori akurat [15]. Model memprediksi nilai TPT stabil pada kisaran 2,63%. Nilai ini termasuk dalam kategori indikator "*sangat baik*" menurut klasifikasi TPT yang menunjukkan pasar tenaga kerja yang sehat dan efisien di wilayah Kabupaten Sumba Timur. Hal ini menunjukkan bahwa metode ARIMA memiliki kemampuan untuk memodelkan data TPT yang bersifat non-musiman, berfluktuasi acak, dan memiliki tren jangka panjang yang tidak stabil.

Model ARIMA (0,1,1) yang dikembangkan mampu memberikan prediksi jangka pendek yang cukup representatif terhadap dinamika pengangguran di Kabupaten Sumba Timur. Hasil ini akan membantu pemerintah daerah dalam merumuskan kebijakan ketenagakerjaan dan strategi pembangunan ekonomi yang berbasis data dan berkelanjutan.

B. Saran

Model ARIMA yang telah dibangun menunjukkan tingkat akurasi yang memadai dalam memprediksi Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) di Kabupaten Sumba Timur. Oleh karena itu, sangat potensial untuk mengembangkan model ini menjadi sebuah aplikasi berbasis *web* dan *mobile*. Aplikasi tersebut dapat berfungsi sebagai *platform* dinamis yang mampu melakukan pemodelan ulang secara otomatis setiap kali data baru dimasukkan, sehingga memudahkan pengguna dalam memperoleh prediksi terkini tanpa perlu melakukan pemodelan secara manual.

DAFTAR RUJUKAN

- [1] S. T. BPS, "Kabupaten Sumba Timur dalam Angka 2025," 28 Februari 2025, vol. 20, p. 1, 2025, [Online]. Available: <https://sumbatimurkab.bps.go.id/id/publication/2025/02/28/0e4b8347951fb83eedc2a04a/kabupaten-sumba-timur-dalam-angka-2025.html>

- [2] badan pusat statistik kabupaten sumba timur, “Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) Menurut Kabupaten/Kota (Persen), 2024,” badan pusat statistik kabupaten sumba.
- [3] International Labor Organization, *World Employment Outlook Social Trends 2019*. 2019.
- [4] A. Pangestu, A. Irma Purnamasari, and I. Ali, “Analisis Peramalan Tingkat Pengangguran Terbuka di Jawa Barat: Pendekatan Time Series menggunakan Metode ARIMA,” vol. 5, no. 1, pp. 18–25, 2024, [Online]. Available: <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/%0Ahttp://ejournal.uhb.ac.id/index.php/IKOMTI>
- [5] I. Mardiyah, W. Dianita Utami, D. C. Rini Novitasari, M. Hafiyusholeh, and D. Sulistiyawati, “Analysis of Population Prediction in Pasuruan City using ARIMA,” *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 15, no. 3, pp. 525–534, 2021, [Online]. Available: <https://ojs3.unpatti.ac.id/index.php/barekeng>
- [6] A. Khotibul Umam, “Perbandingan Metode ARIMA dan LSTM pada Prediksi Jumlah Pengunjung Perpustakaan,” *J. MIND J. | ISSN*, vol. 8, no. 2, pp. 119–129, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.26760/mindjournal.v8i2.119-129>
- [7] E. Munarsih, “Peramalan Jumlah Pengangguran di Provinsi Sumatera Selatan dengan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA),” *J. Penelit. Sains*, vol. 19, pp. 1–5, 2017.
- [8] M. F. H. Ambrosius Rana Putra Sar Prawintara, Asmara Sufi, “Menakar Proyeksi Tingkat Pengangguran Terbuka di Indonesia : An Approach Quantitative Study Using Arima Model,” *EKOMA J. Ekon. Manajemen, Akunt.*, vol. 3, no. 5, pp. 214–223, 2024.
- [9] L. Marini and N. T. Putri, “Peluang Terjadinya Pengangguran Di Provinsi Bengkulu : Seberapa Besar?,” *Converg. J. Econ. Dev.*, vol. 1, no. 2, pp. 70–83, 2019, doi: 10.33369/convergence-jep.v1i2.10900.
- [10] L. M. Deanisa Dwi Imanda, Reva Putri Nurlatifah, Nabila Yuliana, “Pengaruh pengangguran dan pembangunan nasional terhadap pertumbuhan ekonomi,” vol. 1, no. 2, 2023.
- [11] M. I. A. and A. M. Mokoagow, “Dampak Pengangguran Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Di Provinsi Gorontalo Muhamad,” vol. 8, no. 1, pp. 1–8, 2023.
- [12] H. R. Sari, S. Wahyuningsih, and M. Siringoringo, “Indonesia Gold Price Forecasting Using ARIMA Model (0,1,1) - GARCH (1,0),” *Eksponensial*, vol. 15, no. 1, pp. 1–10, 2024, doi: 10.30872/eksponensial.v15i1.1265.
- [13] H. K. Sayuti Rahman, Arnes Sembiring, Dodi Siregar and M. Z., I Gusti Prahmana, Ratih Puspadini, *Python : Dasar Dan Pemrograman Berorientasi Objek*. 2023.
- [14] F. Wilyani, Q. N. Arif, and F. Aslimar, “Pengenalan Dasar Pemrograman Python dengan Google Colaboratory,” *J. Pelayanan dan Pengabd. Masy. Indones.*, vol. 3, no. 1, pp. 08–14, 2024.
- [15] F. A. Putri, B. Rahayudi, and D. E. Ratnawati, “Peramalan Aliran Uang Masuk dan Keluar (Inflow dan Outflow) Regional Bank Indonesia di Provinsi DKI Jakarta Menggunakan Metode FBProphet,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–8, 2023.