

Analisis Peramalan Tingkat Pengangguran Terbuka di Jawa Barat: Pendekatan Time Series menggunakan Metode ARIMA

Adi Pangestu¹⁾, Ade Irma Purnamasari²⁾, Irfan Ali³⁾

^{1) 2)} Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon

³⁾ Rekayasa Perangkat Lunak, STMIK IKMI Cirebon

¹⁾adipangestu2021@gmail.com[✉], ²⁾irma2974@yahoo.com, ³⁾Irfanaali0.0@gmail.com

ABSTRACT

This study discusses the analysis and forecasting of open unemployment rates in the West Java Region using the ARIMA method. (Autoregressive Integrated Moving Average). The unemployment rate is an important indicator in measuring the economic stability of a region. The study uses six-month (per-semester) open-ended unemployment rate data from 2007 to 2023 from the Central Statistics Agency, the Bureau of Public Information and the Employment Service of the West Java Province. The analysis process begins with ARIMA model identification, data stationarity testing, parameter estimates, diagnostic checks, forecasting and model evaluation checks. After getting the best ARIMA model, forecasting for the next three years 2024 – 2026. The ARIMA model(1,0,0) was selected based on the evaluation of parameters such as Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error(MAE) and Mean Abs. Percent Error.(MAPE). The forecast results showed an increase in the unemployment rate from 7.92% in February 2024 to 8.40% in August 2026. The graph shows a pattern of continuous upward trend. The increase in the unemployment rate in the West Java Region can be influenced by economic policy factors, industrial structure, changing technological dynamics, quality of education and other factors. The government's role in job creation, education reform, and pro-investment policies has become crucial in tackling this problem. This research contributes to understanding and predicting open unemployment rates in the West Java Territory. The ARIMA model (1,0,0) can be used as an effective tool to predict future unemployment rate changes. Therefore, policy formulation that supports economic growth and job creation is needed to address these challenges.

Keywords: Forecasting, ARIMA(1,0,0) Model, West Java Region, Unemployment Rate

ABSTRAK

Tingkat pengangguran menjadi indikator penting dalam mengukur stabilitas ekonomi suatu daerah. Penelitian membahas tentang analisis model dan peramalan tingkat pengangguran terbuka di Wilayah Jawa Barat menggunakan metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average). Penelitian ini menggunakan data deret waktu (*time-series*) 6 bulanan tingkat pengangguran terbuka dari tahun 2007 hingga 2023 yang bersumber dari Badan Pusat Statistik, Opendatajabar dan Dinas Ketenagakerjaan Provinsi Jawa Barat. Analisis dimulai dengan identifikasi model ARIMA, estimasi parameter, cek diagnostik, evaluasi model dan peramalan. Dilakukan peramalan untuk 3 tahun ke depan (2024 - 2026). Model ARIMA(1,0,0) dipilih berdasarkan evaluasi parameter seperti Root Mean Squared Error(RMSE), Mean Absolute Error(MAE) dan Mean Abs. Percent Error(MAPE). Hasil peramalan menunjukkan peningkatan tingkat pengangguran pada Februari 2024 7,92% menjadi 8,40% pada Agustus 2026. Hasil menunjukkan pola tren naik yang berkelanjutan. Peningkatan tingkat pengangguran di Wilayah Jawa Barat dipengaruhi oleh faktor kebijakan ekonomi, struktur industri, dinamika teknologi, pendidikan. Peran pemerintah dalam menciptakan lapangan kerja, reformasi pendidikan, dan kebijakan investasi menjadi krusial dalam menanggulangi masalah ini. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam pemahaman dan peramalan tingkat pengangguran terbuka di Wilayah Jawa Barat. Model ARIMA(1,0,0) dapat digunakan sebagai alat yang efektif untuk meramalkan perubahan tingkat pengangguran di masa mendatang. Oleh karena itu, perumusan kebijakan yang mendukung pertumbuhan ekonomi dan penciptaan lapangan kerja diperlukan untuk mengatasi tantangan ini.

Kata kunci: Peramalan, Model ARIMA(1,0,0), Wilayah Jawa Barat, Tingkat Pengangguran

I. PENDAHULUAN

Peningkatan nilai tingkat pengangguran merupakan tantangan serius dalam upaya mencapai stabilitas ekonomi dan kesejahteraan masyarakat di tingkat regional. Lessman [1] melihat kondisi demografis dari sisi Tingkat pengangguran dalam suatu daerah. Menurutnya, Tingkat pengangguran yang tinggi itu berhubungan dengan semakin tingginya ketimpangan wilayah. Wilayah Jawa Barat sebagai salah satu pusat ekonomi penting di Indonesia menghadapi permasalahan serupa. Tingkat pengangguran yang terus meningkat memerlukan perhatian serius dan langkah-langkah strategis untuk menanggulangi dampaknya. Menurut Badan Pusat Statistik [2] pengangguran didefinisikan sebagai individu tau orang yang masuk dalam angkatan kerja yang berusia (15-64) tahun dan masih mencari pekerjaan.

Penelitian ini bermula dari kebutuhan akan pemahaman yang lebih mendalam tentang faktor-faktor yang memengaruhi dinamika tingkat pengangguran di Wilayah Jawa Barat. Melalui pendekatan analisis deret waktu dengan menggunakan metode ARIMA, diharapkan penelitian ini dapat memberikan wawasan baru dan solusi yang dapat mendukung perencanaan kebijakan ekonomi dan ketenagakerjaan di tingkat regional.

Dengan memanfaatkan data tingkat pengangguran yang tersedia dari berbagai sumber bps jawa barat dan opendatajabar, penelitian ini akan mencoba meramalkan perubahan tingkat pengangguran 3 tahun di masa depan. Hasil penelitian diharapkan dapat menjadi landasan bagi pemerintah, praktisi, dan akademisi dalam merancang kebijakan yang efektif untuk menangani tantangan pengangguran di Wilayah Jawa Barat. Dengan begitu, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi positif terhadap pengembangan ekonomi dan kesejahteraan masyarakat di wilayah Jawa Barat..

Seperti penelitian yang di lakukan Sulaiman [3] bermaksud untuk menentukan model yang paling akurat dalam memprediksi tingkat pengangguran di Indonesia dengan menggunakan model ARIMA dan Holt-Winters. Hasil kesimpulan penelitian menyatakan bahwa proses identifikasi model ARIMA membutuhkan data deret yang stasioner, yaitu data konstan terhadap rata-rata dan varian serta tidak memiliki tren. Dilakukan proses diferensiasi atau dalam ARIMA dilambang- kan dengan d dengan uji ADF untuk mencapai data yang stasioner.

Ahditya [4] melakukan prediksi tingkat pengangguran di Indonesia pada masa covid-19 Teknik Peramalan menggunakan ARIMA (1,1,0). Hasil penelitian menunjukkan bahwa setiap tahun di Indonesia mengalami penambahan tingkat pengangguran. Selama tahun 2021 sampai dengan tahun 2025 terjadi peningkatan angka pengangguran sebesar 0,05% atau sekitar 6,9 juta orang dari jumlah angkatan kerja tahun 2021 di Indonesia. Salah satu penyebab kenaikan tingkat pengangguran karena dampak dari pandemi virus Covid-19. Meskipun mengadopsi pendekatan ARIMA seperti yang dilakukan dalam penelitian sebelumnya [3] [4]. Penelitian ini menghadirkan aspek kebaruan dengan memfokuskan pada analisis tingkat pengangguran di Wilayah Jawa Barat. Pilihan ini didasarkan fakta bahwa

Wilayah Jawa Barat memiliki karakteristik ekonomi dan sosial yang berbeda, serta potensi tren pengangguran yang tinggi. Penelitian ini bertujuan memberikan informasi yang lebih relevan dan bermanfaat bagi pihak-pihak yang berkepentingan dengan meramalkan nilai tingkat pengangguran di Wilayah Jawa Barat. Penggunaan software Eviews 12 selama proses peramalan akan mempermudah proses memiliki antarmuka pengguna yang intuitif dan mudah digunakan, fleksibilitas model, fitur diagnostik, fitur otomatis dan visualisasi. Keunggulan ini memudahkan peneliti menyelidiki pola dan tren dari dataset tingkat pengangguran. Penelitian ini mengintegrasikan teknik analisis knowledge discovery in database (KDD), Penerapan ini memungkinkan untuk eksplorasi dan ekstraksi pola yang tersembunyi, hubungan data yang kompleks dan mendapatkan wawasan tambahan. Dengan menerapkan teknik KDD dalam analisis peramalan ARIMA meningkatkan kualitas model, mengurangi kesalahan peramalan dan membuat keputusan yang lebih baik berdasarkan wawasan yang diperoleh dari data. Penggabungan metode ARIMA, Teknik KDD, Software Eviews 12 dan titik fokus Wilayah Jawa Barat hasil penelitian ini membentuk pendekatan yang komprehensif serta berorientasi pada aspek-aspek yang relevan dan berbeda.

Penelitian yang dilakukan oleh Amin [5] melakukan Forecasting Tingkat Pengangguran di Indonesia dengan menggunakan metode ARIMA. Hasil dari penelitian ini menyimpulkan bahwa Jumlah pengangguran yang meningkat setiap tahun menunjukkan bahwa kebijakan ekonomi nasional tidak begitu berdampak pada penciptaan lapangan kerja. Tingkat pengangguran sebesar 8,57% diperkirakan akan tetap jauh dari titik keseimbangan hingga tahun 2030, berpotensi mengancam stabilitas perekonomian secara makro. Untuk menjaga tingkat pengangguran ini serendah mungkin, diperlukan suatu upaya dari semua pihak untuk menjadi lebih inovatif dan kreatif. Agar kebijakan pemerintah daerah yang mendukung pertumbuhan yang berkelanjutan dapat dikombinasikan dengan kebijakan yang mendukung investasi dan penciptaan lapangan kerja, kebijakan yang mendukung pertumbuhan yang berkelanjutan dapat segera diubah.

Peramalan merupakan suatu metode yang berguna untuk memprediksi suatu informasi apa yang akan terjadi di masa yang akan datang dengan memperhatikan data deret waktu (*Time-Series*) dan data saat ini [6]. Menurut Nasution [7] peramalan itu merupakan proses untuk memperkirakan kebutuhan masa depan untuk barang dan jasa, yang mencakup kuantitas, kualitas, waktu, dan lokasi yang diperlukan untuk memenuhi permintaan. Metode peramalan khususnya dengan teknik peramalan kuantitatif menjadi semakin berkembang, salah satu metode peramalan kuantitatif yang bisa diterapkan dalam peramalan analisis deret waktu adalah ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)[8].

ARIMA adalah model deret waktu berulang yang sering dipergunakan dan diperkenalkan oleh Box-Jenkins[9]. Model ARIMA terdiri dari komponen Autoregressive (AR), Integrated (I), dan Moving Average (MA)[10], Metode ini digunakan untuk meramalkan tingkat pengangguran di

Wilayah Jawa Barat . Secara umum, ARIMA ditulis dengan notasi ARIMA (p,d,q) [11]. Komponen AR mengidentifikasi ketergantungan data terhadap nilai-nilai sebelumnya, sedangkan komponen I menghitung jumlah diferensiasi yang diperlukan untuk membuat deret waktu stasioner. Dampak pergerakan acak dalam deret waktu dinilai dalam Bagian MA. Dengan rumus umum ARIMA(p, d, q), model ARIMA menentukan derajat autoregresif (p), derajat diferensiasi (d), dan derajat rata-rata bergerak (q). Dengan menggunakan ARIMA, penelitian ini akan mengestimasi parameter-parameter tersebut dan memvalidasi model dengan membandingkan nilai prediksi dengan nilai sebenarnya. Diharapkan model ini dapat memberikan peramalan yang akurat tentang tingkat pengangguran, berkontribusi pada pemahaman dinamika ekonomi Wilayah Jawa Barat dan menjadi dasar pertimbangan untuk perencanaan kebijakan ekonomi yang efektif untuk mengurangi nilai pengangguran.

Hasil penelitian ini dapat digunakan untuk menyajikan gambaran yang mendalam tentang peramalan tingkat pengangguran di wilayah Jawa Barat dalam kurun waktu 2024 - 2026 dengan menggunakan Algoritma ARIMA. Penelitian ini dapat menjadi dasar untuk mengoptimalkan pengembangan SDM dan kebijakan ketenagakerjaan.. Temuan ini dapat membantu para praktisi, terutama mereka yang bekerja dalam bidang penyusunan kebijakan ekonomi, membuat kebijakan ketenagakerjaan yang lebih efisien dan responsif terhadap dinamika ekonomi.

Berdasarkan permasalahan yang ada, maka penelitian ini akan melakukan peramalan deret waktu (time series) dengan menggunakan metode arima untuk memprediksi tingkat pengangguran di wilayah jawa barat dengan menggunakan dataset tingkat pengangguran dari tahun 2007 hingga 2023 per 6 bulan antara Februari hingga Agustus. Berdasarkan hasil dari analisis model tersebut, akan dilakukan evaluasi *Root Mean Square Error* (RMSE) , *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Abs.Percent Error* (MAPE) untuk menghasilkan model yang baik yang dapat digunakan dalam peramalan tingkat pengangguran di wilayah jawa barat pada 3 tahun ke depan.

II. METODE PENELITIAN

A. Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)

Pada penelitian ini menggunakan metode ARIMA yang terdiri dari beberapa tahapan proses seperti pada Gambar 1



Gambar 1. Metode Penelitian

Input Data : Pada tahap penginputan, data sekunder yang bersumber dari bps jawa barat dan opendatajabar periode 2007- 2023.

Identifikasi : Tahapan ini mengidentifikasi data yang akan diproses apakah mengandung tren atau musiman. Menurut metode ARIMA data yang menunjukkan fluktuasi nilai dalam batas tertentu tanpa menunjukkan tren kenaikan atau penurunan disebut stasioner, jika data menunjukkan tren diperlukan proses pembedahan(*differencing*) guna mencapai sifat data yang stasioner.

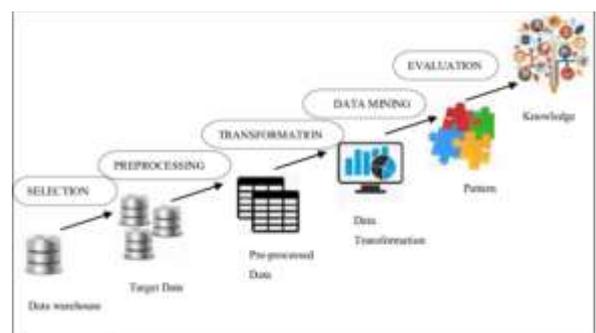
Estimasi Parameter : Setelah model ARIMA teridentifikasi langkah selanjutnya melakukan estimasi parameter model, estimasi dilakukan dengan memeriksa fungsi *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF).

Cek Diagnostik : Proses ini dilakukan untuk menguji akurasi model ARIMA yang telah diidentifikasi, pengujian model mencakup pengujian terhadap asumsi model , akurasi model dan stabilitas model.

Peramalan(*forecasting*) : Setelah model berhasil diuji dan dinyatakan valid dilakukan proses peramalan , Peramalan ini dasarnya merupakan elaborasi dari persamaan berdasarkan koefisien-koefisien yang telah di estimasi memungkinkan identifikasi kondisi dimasa mendatang.

B. Teknik Penelitian Menggunakan KDD (*Knowledge Discovery in Database*)

KDD (*Knowledge Discovery in Database*)teknik analisis penelitian data digunakan sebagai landasan untuk proses analisis yang sistematis dan terstruktur pada penelitian ini.KDD merupakan suatu kegiatan dimana dalam hal ini meliputi kegiatan pemakaian historis data yang bertujuan menemukan historis data, pengumpulan data, menentukan pola dan hubungan dalam suatu data yang besar [12]. Tahapan proses KDD pada Gambar 2 sebagai berikut.



Gambar 2. Tahapan KDD

Sumber : <https://sis.binus.ac.id/2021/09/30/proses-data-mining-kdd/>

Berikut langkah-langkah penelitian dalam analisis KDD [13]:

1) Selection

Identifikasi, pengumpulan, pengecekan, dan pemilihan data yang relevan untuk tujuan penelitian dikenal sebagai *selection*. Pada tahap ini, dataset yang digunakan untuk penelitian adalah data tingkat pengangguran terbuka yang dikumpulkan dari website Opendatajabar Provinsi Jawa Barat dan dari Badan Pusat Statistika dari kurun waktu 2007

hingga 2023. Data ini kemudian dipilih berdasarkan atribut yang sesuai dengan kebutuhan.

2) *Preprocessing Data*

Proses persiapan data, di mana data yang telah dipilih diproses untuk memastikan kualitasnya, dikenal sebagai preprocessing. Sebelum proses peramalan dimulai, proses preprocessing terlebih dahulu menangani nilai-nilai yang hilang, normalisasi, dan transformasi data agar sesuai dengan kebutuhan analisis peramalan.

3) *Transformation*

Transformasi data ke dalam format yang sesuai untuk dilakukan pengolahan. Pada penelitian ini diperlukan pola data yang stasioner, jika tidak lakukan proses pembedahan *differencing*. Tujuan guna mendapatkan data yang stasioner.

4) *Data Mining*

Penelitian ini menggunakan metode box Jenkins model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), sebuah algoritma yang termasuk dalam kelompok metode peramalan statistika.

5) *Evaluation*

Setelah model ARIMA diterapkan, hasilnya dievaluasi menggunakan metrik evaluasi seperti MAE (Mean Absolute Error), RMSE (Root Mean Squared Error), atau MAPE (Mean Absolute Percentage Error). Menginterpretasikan hasil membantu dalam menyimpulkan temuan penting dan membuat keputusan yang bijaksana.

6) *Knowledge*

Tahap *knowledge* menampilkan hasil penemuan data akhir dari proses peramalan, memvisualisasikan serta menjabarkan hasil sehingga membuat suatu data dapat dipahami dengan mudah dan pengambilan keputusan berdasarkan analisis.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam proses peramalan adalah data persentase tingkat pengangguran terbuka yang tersegmentasi berdasarkan kabupaten dan kota di wilayah Jawa Barat sebanyak 455 entri data yang dikumpulkan dari periode waktu 2007 – 2023. Berikut contoh sampel data pada Tabel 1.

Tabel 1. Contoh Data Tingkat Pengangguran

Kode_Provinsi	Nama_Provinsi	Nama_Kab_Kota	Persentase	Tahun
32	JAWA BARAT	KABUPATEN BOGOR	14,26	2007
32	JAWA BARAT	KABUPATEN SUKABUMI	10,85	2007
32	JAWA BARAT	KABUPATEN CIANJUR	13,82	2007
32	JAWA BARAT	KABUPATEN BANDUNG	17,37	2007
32	JAWA BARAT	KABUPATEN GARUT	12,18	2007
32	JAWA BARAT	KABUPATEN TASIKMALAYA	8,48	2007
32	JAWA BARAT	KABUPATEN CIAMIS	4,39	2007
32	JAWA BARAT	KABUPATEN KUNINGAN	10,56	2007
32	JAWA BARAT	KABUPATEN CIREBON	13,64	2007
32	JAWA BARAT	KABUPATEN MAJALENGA	7,46	2007
32	JAWA BARAT	KABUPATEN SUMEDANG	7,83	2007

A. *Selection*

Pada tahap ini, dilakukan proses seleksi data [14]. Dengan maksud untuk memilih dataset yang akan digunakan dalam pelaksanaan peramalan tingkat pengangguran terbuka menggunakan perangkat lunak EViews 12. Proses seleksi ini dilakukan melalui perangkat

lunak Microsoft Excel. Hasil dari seleksi data mencakup tiga atribut utama, yaitu nama kabupaten/kota, persentase tingkat pengangguran, dan tahun. Informasi lebih rinci dapat ditemukan pada Tabel 2 sebagaimana tertera di bawah ini

Tabel 2. Data Seleksi

Nama_Kab_Kota	Persentase	Tahun
KABUPATEN BOGOR	14,26	2007
KABUPATEN SUKABUMI	10,85	2007
KABUPATEN CIANJUR	13,82	2007
KABUPATEN BANDUNG	17,37	2007
KABUPATEN GARUT	12,18	2007
KABUPATEN TASIKMALAYA	8,48	2007
KABUPATEN CIAMIS	4,39	2007
KABUPATEN KUNINGAN	10,56	2007
KABUPATEN CIREBON	13,64	2007
KABUPATEN MAJALENGA	7,46	2007
KABUPATEN SUMEDANG	7,83	2007
KABUPATEN INDRAMAYU	10,45	2007
KABUPATEN SUBANG	7,51	2007
KABUPATEN PURWAKARTA	12,76	2007
KABUPATEN KARAWANG	17,02	2007
KABUPATEN BEKASI	15,12	2007

B. *Preprocessing Data*

Dalam tahapan Preprocessing data, dilakukan proses pembersihan data dari keberadaan data yang tidak lengkap atau kosong. Data dapat diproses untuk mengekstrak informasi dari dokumen teks setelah terstruktur dan memiliki nilai numerik. Ini dapat digunakan untuk analisis berbagai bidang multidisipliner, seperti klasifikasi, klusterisasi, informasi temu Kembali, visualisasi, dan analisis teks lainnya [15]. Namun, karena dataset yang digunakan tidak mengandung data yang hilang, tidak ada tindakan penghapusan data kosong yang dilakukan.

C. *Transformation*

Pada tahap ini, dilakukan transformasi data untuk disesuaikan dengan format yang diperlukan oleh teknik data mining. Tujuannya adalah mempermudah koordinasi data yang akan diolah oleh algoritma ARIMA dan perangkat EViews 12 dalam konteks penelitian. Transformasi melibatkan penggantian atribut tahun dengan atribut 6 bulanan dan penghilangan atribut kabupaten/kota, digantikan dengan penggunaan cakupan provinsi oleh peneliti. Detail perubahan dapat dilihat di Tabel 3 di bawah ini

Tabel 3. Transformasi Data

Bulan	Persentase
Februari 2007	10,39
Agustus 2007	8,29
Februari 2008	7,89
Agustus 2008	7,17
Februari 2009	7,89
Agustus 2009	7,44
Februari 2010	8,05
Agustus 2010	7,14
Februari 2011	7,41
Agustus 2011	8,56
Februari 2012	9,78
Agustus 2012	9,08
Februari 2013	8,67
Agustus 2013	9,22
Februari 2014	8,35
Agustus 2014	8,45
Februari 2015	7,89
Agustus 2015	8,72

D. Data Mining

ARIMA, sebagai metode analisis deret waktu, digunakan untuk peramalan nilai masa depan dan identifikasi pola dalam data deret waktu. Meskipun ARIMA sendiri bukanlah teknik data mining secara khusus, tetapi menjadi alat analisis yang efektif dalam konteks peramalan dan pemodelan deret waktu.

1) Identifikasi

Untuk tahap identifikasi model ARIMA, data deret waktu stasioner diperlukan. Data stasioner memiliki karakteristik tetap terhadap varian dan rata-rata dan tidak memiliki tren. Dalam konteks ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), differencing dilakukan dengan menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) untuk mencapai stasioneritas data. Proses differencing dalam konteks ARIMA ditulis sebagai d, dan dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$$

Dimana Y_t adalah nilai deret waktu pada waktu t dan t-1, dan ΔY_t adalah selisih antara nilai deret waktu pada waktu t dan t-1.

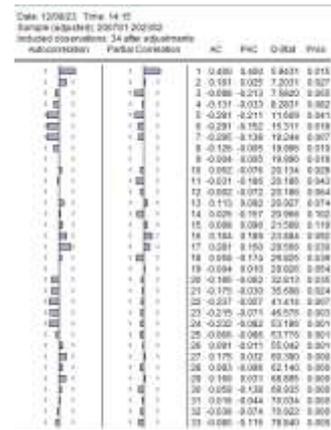
Nilai yang diamati pada tingkat tertentu dibandingkan dengan nilai yang diamati pada tingkat sebelumnya dihitung dalam proses differencing ini, yang dimulai pada level 0 dan berakhir pada level 2. Hasilnya dapat dilihat di sini. Pada tahap penelitian ini, uji stasioneritas dilakukan dengan menggunakan Unit Root Tests, yang dilakukan dengan metode pengujian Augmented Dickey-Fuller (ADF). Parameternya termasuk kriteria Schwarz Info (SIC), yang memiliki nilai probabilitas (p-value) kurang dari 0.05 dan nilai statistik (t-value) lebih rendah daripada nilai kritis pengujian (t-critical values) pada rentang 1% hingga 10%. Hasil uji ADF menunjukkan bahwa data telah memenuhi kriteria stasioneritas pada level 0, dengan nilai p-value (0.0058) yang lebih kecil daripada tingkat signifikansi yang ditemukan. Selain itu, nilai t-statistic negatif (-3.861944) menunjukkan penolakan hipotesis nol, maka data dapat dianggap stasioner pada tingkat signifikansi 0.05. Data stasioner tergambar pada Gambar 3

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
PENGANGGURAN(t)	0.578473	0.155047	3.861944	0.0007
C	4.817230	1.279744	3.773141	0.0007

Statistic	Value	Prob.
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.861944	0.0007
Test critical values:		
1% level	-3.447442	
5% level	-2.994021	
10% level	-2.615017	

Gambar 3. Uji Stasioneritas Data

Pengujian (ACF) dan Fungsi Korelasi Otokorelasi Parsial (PACF) dengan memperhatikan lag yang melewati indikator flag adalah langkah berikutnya dalam proses identifikasi model. Fungsi Korelasi Otokorelasi (ACF) mengukur tingkat korelasi antara suatu observasi pada deret waktu dengan observasi sebelumnya pada waktu sebelumnya. Di sisi lain, Fungsi Korelasi Otokorelasi Parsial (PACF) mengukur tingkat korelasi antara suatu observasi pada deret waktu dengan observasi sebelumnya pada waktu sebelumnya. Pengujian ACF dan PACF dilakukan melalui correlogram pada data deret waktu yang telah stasioner diferensiasi level 0.



Gambar 4. Correlogram ACF dan PACF

Gambar 4 menunjukkan plot ACF yang menunjukkan tingkat signifikansi pada lag awal yang melebihi ambang batas, atau flag, dan kemudian mengalami penurunan hingga mencapai cut-off di akhir. Plot PACF juga menunjukkan pola yang serupa dengan tingkat signifikansi pada lag awal, diikuti oleh cut-off hingga akhir. Hasil uji plot ACF dan PACF ini mendorong peneliti untuk mempertimbangkan model ARIMA dengan nilai ordo AR(1) dan MA(1). Proses estimasi model ARIMA terbaik tanpa melakukan percobaan manual menjadi lebih mudah dengan menggunakan fitur otomatis EViews hasil ditunjukkan pada Gambar 5

View	Proc	Object	Properties	Print	Name	Freeze	Sample	Gen
Automatic ARIMA Forecasting								
Selected dependent variable: LOG(TPT)								
Date: 12/08/23 Time: 14:28								
Sample: 2007S1 2026S2								
Included observations: 34								
Forecast length: 0								
Model maximums: (1,1)(0,0)								
Regressors: C								
Number of estimated ARIMA models: 4								
Number of non-converged estimations: 0								
Selected ARIMA model: (1,0)(0,0)								
AIC value: -1.0701716855								

Gambar 5. Model Hasil Fitur Automatic

Dengan menggunakan fitur *Forecasting ARIMA Automatic*, model terbaik adalah ARMA (1,0)(0,0), di mana nilai (1) adalah nilai AR dan tidak ada nilai MA karena kedua ordernya adalah 0,0. Model ARMA (1,0)(0,0) hanya memiliki efek autoregressive tingkat satu (AR(1)) tanpa mempertimbangkan efek moving average. Karena strukturnya sederhana, model ini sederhana.

2) Estimasi Parameter

Pada tahapan ini model dugaan yaitu ARIMA (1,0,0) nilai AR(1) I(0) dan MA(0).Kemudian dilakukan pengujian estimasi melalui *fitur Estimasi Equation*. Hasil dari pengujian model dugaan dapat dilihat pada Gambar 6

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	2.138339	0.030745	69.29141	0.0000
AR(1)	0.491682	0.157294	2.930029	0.0052
SIGMA-SQ	0.857442	0.002452	3.034555	0.0048

R-squared	0.211194	Mean dependent var	2.127853
Adjusted R-squared	0.160272	S.D. dependent var	0.928588
S.E. of regression	0.930343	Akaike info criterion	-1.879172
Sum squared resid	0.253917	Schwarz criterion	-1.743493
Log likelihood	34.82892	Hannan-Quinn criter.	-1.832242
F-statistic	4.148215	Durbin-Watson stat	1.940211
Prob(F-statistic)	0.825313		

Gambar 6. Hasil Estimasi Equation

Pada Gambar 6, AR(1) menghasilkan nilai *Sum Squared Residual*, *Schwartz's Bayesian Criterion (SBC)*, *Akaike Info Criterion (AIC)*, dan *Adjusted R-Squared* dapat dilihat pada tabel 3.1. Penentuan model estimasi optimal dapat dicapai dengan mempertimbangkan nilai *Adjusted R-Squared* yang tinggi, nilai *Standar Error (S.E.) of regression* yang rendah, serta nilai *Akaike Info Criterion (AIC)* dan *Schwartz's Bayesian Criterion (SBC)* yang minimal.

Tabel 4. Nilai Parameter Estimasi Model

Estimasi Model	Adjusted R-squared	(S.E.) of regression	Akaike Info Criterion (AIC)	Schwartz's Bayesian Criterion (SBC)
ARIMA(1,0,0)	0.160272	0.930343	-1.878.172	-1.743.493

3) Diagnostik Cek

Pada langkah berikutnya, pemeriksaan diagnostik dilakukan untuk mendapatkan model ARIMA yang ideal. Tujuan dari prosedur ini adalah untuk mengevaluasi kecocokan model melalui uji residual. Dengan nilai probabilitas yang tidak signifikan untuk Fungsi Korelasi Otokorelasi (ACF) dan Fungsi Korelasi Parsial Otokorelasi (PACF) ($p\text{-value} > 0.05$), kualitas analisis residual dianggap memadai apabila menghasilkan *white noise*.

Lag	ACF	PACF	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.491682	0.491682	0.491682	0.491682	0.491682	0.0052
2	0.245841	0.000000	0.245841	0.000000	0.245841	0.6200
3	0.122920	-0.000000	0.122920	-0.000000	0.122920	0.9000
4	0.061460	0.000000	0.061460	0.000000	0.061460	0.9600
5	0.030730	0.000000	0.030730	0.000000	0.030730	0.9900
6	0.015365	0.000000	0.015365	0.000000	0.015365	1.0000
7	0.007682	0.000000	0.007682	0.000000	0.007682	1.0000
8	0.003841	0.000000	0.003841	0.000000	0.003841	1.0000
9	0.001920	0.000000	0.001920	0.000000	0.001920	1.0000
10	0.000960	0.000000	0.000960	0.000000	0.000960	1.0000
11	0.000480	0.000000	0.000480	0.000000	0.000480	1.0000
12	0.000240	0.000000	0.000240	0.000000	0.000240	1.0000
13	0.000120	0.000000	0.000120	0.000000	0.000120	1.0000
14	0.000060	0.000000	0.000060	0.000000	0.000060	1.0000
15	0.000030	0.000000	0.000030	0.000000	0.000030	1.0000
16	0.000015	0.000000	0.000015	0.000000	0.000015	1.0000
17	0.000007	0.000000	0.000007	0.000000	0.000007	1.0000
18	0.000004	0.000000	0.000004	0.000000	0.000004	1.0000
19	0.000002	0.000000	0.000002	0.000000	0.000002	1.0000
20	0.000001	0.000000	0.000001	0.000000	0.000001	1.0000
21	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.0000
22	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.0000
23	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.0000
24	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.0000
25	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.0000
26	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.0000
27	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.0000
28	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.0000
29	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.0000
30	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.0000
31	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.0000
32	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.0000
33	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.0000

Gambar 7. Hasil Uji Residual

Gambar 7, Hasil uji residual tidak terdapat lag yang signifikan pada *correlogram residual* ARIMA(1,0,0). Temuan ini menunjukkan ketiadaan korelasi antar residual dan ketiadaan pola tertentu, menunjukkan bahwa ARIMA(1,0,0) dapat dianggap sebagai *white noise* dan memiliki kategori yang memadai.

4) Peramalan

Setelah mendapatkan model yang terbaik, digunakan model ARIMA yaitu ARIMA(1,0,0). Untuk peramalan tingkat pengangguran terbuka di Wilayah Jawa Barat dalam kurun waktu 3 tahun pada tahun 2024 sampai dengan 2026. Hasil peramalan dapat dilihat pada Gambar 8

Year	H_TPT	HIG1
2007S1	7.92	1.11
2008S1	8.17	1.12
2009S1	8.29	1.13
2010S1	8.35	1.14
2011S1	8.38	1.15
2012S1	8.40	1.16
2013S1	8.40	1.16
2014S1	8.40	1.16
2015S1	8.40	1.16
2016S1	8.40	1.16
2017S1	8.40	1.16
2018S1	8.40	1.16
2019S1	8.40	1.16
2020S1	8.40	1.16
2021S1	8.40	1.16
2022S1	8.40	1.16
2023S1	8.40	1.16
2024S1	8.40	1.16
2025S1	8.40	1.16
2026S1	8.40	1.16

Gambar 8. Worksheet Hasil Peramalan

Pada Gambar 8, Dihasilkan beberapa atribut H_TPTF (nilai forecasting) HIG1 (nilai tertinggi) LOW1 (nilai terendah) pada bulan februari 2024 dihasilkan nilai persentase 7,92, pada bulan agustus mengalami kenaikan dengan nilai 8,17, bulan februari tahun 2025 nilai 8,29 dan agustus 8,35, bulan februari 2026 nilai 8,38 dan agustus 8,40. Dalam kurun waktu 3 tahun tingkat pengangguran mengalami peningkatan seiring waktu, Peningkatan nilai secara terus-menerus membentuk pola tren naik. hasil peramalan tingkat pengangguran dievaluasi untuk keakuratan. Perhitungan dilakukan dengan menggunakan beberapa parameter, termasuk *Root Mean Squared Error (RMSE)*, *Mean Absolute Error (MAE)*, dan *Mean Abs. Percent Error (MAPE)*. Semakin kecil nilai-nilai ini, semakin akurat nilai peramalan yang dihasilkan.

Forecast: H_TPTF	
Actual: H_TPT	
Forecast sample: 2007S1 2026S2	
Adjusted sample: 2007S2 2026S2	
Included observations: 39	
Root Mean Squared Error	0.833523
Mean Absolute Error	0.665554
Mean Abs. Percent Error	7.918316316
Theil Inequality Coef.	0.049356
Bias Proportion	0.012539
Variance Proportion	0.535445
Covariance Proportion	0.452016
Theil U2 Coefficient	1.065467
Symmetric MAPE	7.841072

Gambar 9. Hasil Parameter Evaluasi

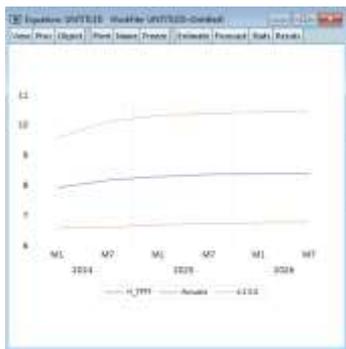
Pada Gambar 9, dilakukan uji evaluasi akurasi dari hasil peramalan tingkat pengangguran, dilakukan perhitungan menggunakan beberapa parameter seperti *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Abs. Percent Error* (MAPE). Semakin kecil nilai-nilai ini, semakin baik model nya dalam melakukan peramalan yang akurat.

5) Evaluation

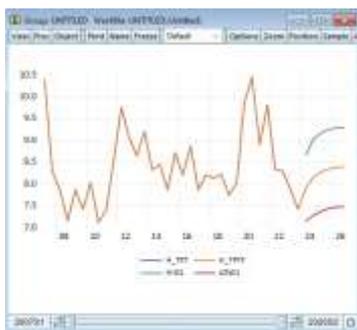
Hasil evaluasi nilai peramalan model menunjukkan nilai tingkat kesalahan yang rendah dengan nilai RMSE sebesar 0,833523, MAE sekitar 0,665554, dan MAPE bernilai 7,918. Secara keseluruhan, model cenderung memberikan prediksi yang cukup baik, dengan tingkat kesalahan yang relative rendah.

6) Knowledge

Berdasarkan hasil validitas peramalan tingkat pengangguran terbuka di Wilayah Jawa Barat dalam kurun waktu 2024 – 2026 dihasilkan visualisasi berupa grafik garis hasil peramalan menggunakan model ARIMA(1,0,0) dengan pola tren naik selama tahun ke tahun. Ditampilkan pada Gambar 10 dan Gambar 11



Gambar 10. Graph Forecasting



Gambar 11. Plot Forecasting

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian model ARIMA (1,0,0) Peramalan Tingkat Pengangguran, dapat disimpulkan bahwa jumlah pengangguran terbuka di Wilayah Jawa Barat terus meningkat dari tahun ke tahun. Peningkatan terendah dengan nilai 7,92 pada bulan februari tahun 2024 dan tertinggi sebesar 8,40 dicatat pada agustus tahun 2026. Hal ini memungkinkan bahwa kebijakan ekonomi dan ketenagakerjaan pemerintah setempat terkait

dengan penekanan nilai yang signifikan belum memiliki pengaruh terhadap penyerapan dan penciptaan lapangan pekerjaan bagi masyarakat. Peningkatan nilai pengangguran dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor seperti perkembangan teknologi, revolusi digitalisasi, perubahan struktur ekonomi, ketidak sesuaian ketrampilan dengan minat pasar, dan pembangaunan daerah regional yang tidak merata hal ini pada gilirannya dapat mengganggu stabilitas tingkat pengangguran secara regional. Untuk mengatasi masalah ini, pemerintah setempat dan masyarakat harus bekerja sama untuk membuat solusi yang inovatif, kreatif dan efektif guna menekan nilai tingkat pengangguran secara optimal. Beberapa aspek yang perlu diperhatikan meliputi regulasi pemerintah daerah yang dapat membatasi dan memberatkan investasi, reformasi pendidikan untuk memastikan lulusan memiliki keterampilan sesuai dengan kebutuhan pasar kerja, pemerataan pembangunan serta partisipasi masyarakat sipil yang lebih aktif. terdapat beberapa saran rekomendasi untuk pengembangan lebih lanjut dan perbaikan metode Dalam meningkatkan akurasi peramalan tingkat pengangguran, disarankan untuk mempertimbangkan integrasi faktor-faktor eksternal seperti kebijakan ekonomi nasional, peristiwa global, atau dinamika sosial ke dalam model peramalan. Penting juga memberikan perhatian khusus pada optimasi parameter model ARIMA dengan melakukan pengujian dan penyesuaian secara cermat, serta mempertimbangkan metode otomatisasi atau pemilihan model yang lebih canggih. Selain itu, mempertimbangkan penggabungan model ARIMA dengan model lain, seperti regresi linear atau model machine learning, dapat meningkatkan tingkat akurasi peramalan, memberikan hasil yang lebih optimal dalam beberapa konteks.

V. UCAPAN TERIMA KASIH

Alhamdulillah, puji dan syukur kehadiran Allah atas rahmat dan karunia-Nya. Dengan berkah-Nya, penulisan jurnal ini dapat terselesaikan. Penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada STMIK IKMI Cirebon, orang tua, dan sahabat-sahabat yang senantiasa memberikan dukungan dan motivasi dalam setiap langkah penelitian ini. Semua ini menjadi pendorong bagi kesuksesan dan pengembangan diri penulis. Terima kasih atas doa, bimbingan, dan semangat yang diberikan. Semoga hasil penelitian ini memberikan manfaat dan kontribusi baik.

REFERENSI

- [1] C. Lessman, "Decentralization and Regional Disparity: A Panel data approach for OECD countries. IFO Working Papers.," 2006. [Online]. Available: <http://www.cesifo-group.de/portal/pls/portal/docs/1/197172.PDF>
- [2] "Badan Pusat Statistik.," Kota Sibolga dalam Angka 2020., 2020. <https://sibolgakota.bps.go.id/publication/2020/05/20/ec04ba3c29ca07a4781028a5/kota-sibolga-dalam-angka-2020.html>
- [3] 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.
- [4] D. dkk Adhitya, "KONDISI TINGKAT PENGANGGURAN DI INDONESIA PADA MASA PANDEMI COVID-19: STUDI KASUS DENGAN JIMEA | Jurnal Ilmiah MEA (Manajemen , Ekonomi , dan Akuntansi)," J. Ilm. MEA (Manajemen, Ekon. dan Akuntansi), vol. 5, no. 2, pp. 1665–1678, 2021.

- [5] C. Amin, A. Husen, U. Khairun, and U. Khairun, "Forecasting Tingkat Pengangguran. Chairullah Amin dan Amran Husen," vol. VII, no. 2, pp. 27–38, 2019.
- [6] L. S. Peramalan et al., "Peramalan Teknologi".
- [7] A. H. Nasution, *Perencanaan dan Pengendalian Produksi/Arman Hakim Nasution*. Jakarta: Gema Widya, 1999.
- [8] A. T. Dani, M. Fauziyah, and H. Sandariria, "Forecasting The Search Trends of The Keyword 'Sarung Wadimor' In Indonesia on Google Trends Data Using Time Series Regression with Calender Variation and Arima Box-Jenkins," *J. Mat. Stat. dan Komputasi*, vol. 19, no. 3, pp. 447–459, 2023, doi: 10.20956/j.v19i3.24551.
- [9] A. Iriawan N dan S.P, *Mengolah Data Statistik dengan Mudah MINITAB 14*. yogyakarta: Andi. Suyono. 2005. Diktat Mata Kuliah Analisis Runtun Waktu. Jurusan matematika FMIPA UNJ: Jakarta., 2006.
- [10] A. . Bowerman, B.L., O'Connell, R.T., dan Koehler, *Forecasting, Time Series, And Regression.*, Edisi Keem. USA: Duxbury., 2005.
- [11] "A R I M A (METODE BOX JENKINS) Pengertian".
- [12] F. Teknik, D. A. N. Komputer, P. Studi, T. Informatika, and U. P. Batam, "DATA MINING MEMPREDIKSI JUMLAH PENJUALAN TIKET MENGGUNAKAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE DATA MINING MEMPREDIKSI JUMLAH PENJUALAN TIKET MENGGUNAKAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING," 2019.
- [13] T. Hendrickx, B. Cule, P. Meysman, S. Naulaerts, K. Laukens, and B. Goethals, "Mining association rules in graphs based on frequent cohesive itemsets," *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 9078, no. 3, pp. 637–648, 2015, doi: 10.1007/978-3-319-18032-8_50.
- [14] F. Alghifari and D. Juardi, "Penerapan Data Mining Pada Penjualan Makanan Dan Minuman Menggunakan Metode Algoritma Naïve Bayes," *J. Ilm. Inform.*, vol. 9, no. 02, pp. 75–81, 2021, doi: 10.33884/jif.v9i02.3755.
- [15] Akilan, "Text mining: Challenges and future directions," 2nd Int. Conf. Electron. Commun. Syst. ICECS, 2015.