

Predicting the Future: A Forecast of Bukittinggi's Original Local Revenue from 1996 to 2024

Fedisha Elfiri, Fadhilah Fitri*, Zilrahmi

Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

*Corresponding author: fadhilahfitri@fmipa.unp.ac.id

Submitted : 25 Februari 2026

Revised : 14 Mei 2026

Accepted : 29 Mei 2026

ABSTRACT

In the past decade, Bukittinggi City's locally generated revenue (PAD) has experienced considerable instability. A significant decline occurred during the 2020 pandemic, followed by external disruptions such as the 2024 Mount Marapi eruption. These conditions complicate regional financial planning and highlight the importance of reliable forecasting. This study aims to forecast PAD for the 2025–2029 period using the ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) method. Annual data from 1996–2024 were obtained from official publications of Indonesia's Central Bureau of Statistics (BPS) Bukittinggi. The analysis procedure included exploratory data analysis, variance stationarity testing using Box-Cox transformation, mean stationarity testing through the Augmented Dickey-Fuller test supported by ACF and PACF plots, tentative model identification, parameter estimation, residual diagnostics using the Ljung-Box and Shapiro-Wilk tests, and model selection based on the smallest MAPE value. The results showed that the data became stationary after Box-Cox transformation and second-order differencing. Among the candidate models, ARIMA(3,2,0) was selected as the best model because all parameters were statistically significant (p -value < 0.05), the residuals satisfied the white noise assumption, and the model produced the lowest MAPE value. Forecasting results indicate an increasing PAD trend from approximately 240.23 million Rupiah in 2025 to 429.57 million Rupiah in 2029. However, prediction intervals widened over time, indicating increasing uncertainty in long-term forecasts. Therefore, the local government should implement adaptive fiscal policies and strengthen regional revenue sources to anticipate future PAD fluctuations.

Keywords: ARIMA, Bukittinggi, Forecasting, Local Revenue, Time Series



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

I. PENDAHULUAN

Tingkat kemandirian fiskal suatu daerah dapat diukur melalui optimalisasi Pendapatan Asli Daerah (PAD), sebagaimana yang terjadi di Kota Bukittinggi. Dalam kurun waktu sepuluh tahun terakhir, perkembangan PAD kota ini menunjukkan adanya fluktuasi yang signifikan, dengan nilai tertinggi mencapai Rp127 miliar pada tahun 2022, namun mengalami penurunan hingga Rp84 miliar akibat pandemi COVID-19 pada tahun 2020. Penurunan PAD tidak hanya terjadi di Bukittinggi, melainkan juga di sejumlah daerah lain seperti Kabupaten Muara Enim. Hasil penelitian mengidentifikasi bahwa PAD Kabupaten Muara Enim mengalami penurunan sebesar 7,17% dari tahun 2019 ke 2020. Penurunan ini disebabkan oleh pemberlakuan Pembatasan Sosial Berskala Besar (PSBB) serta kebijakan insentif dan stimulus kepada wajib pajak berupa pembebasan sejumlah pajak daerah seperti pajak hotel, restoran, hiburan, BPHTB, dan PBB P2, yang pada akhirnya berdampak pada penurunan pendapatan daerah (Citra et al., 2021).

Selain itu, faktor eksternal seperti cuaca ekstrem dan erupsi Gunung Marapi pada tahun 2024 turut mempengaruhi penerimaan daerah, terutama dari sektor pariwisata. Kondisi ini menegaskan perlunya diversifikasi sumber pendapatan untuk menjaga kestabilan fiskal daerah di masa mendatang. Melakukan peramalan PAD menjadi langkah krusial dalam perencanaan keuangan dan pembangunan daerah, di mana metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dipilih berdasarkan kemampuannya dalam menganalisis data runtun waktu secara akurat. Penelitian sebelumnya, seperti yang dilakukan oleh (Irawati & Ariyanto, 2023), telah menunjukkan keberhasilan pendekatan ARIMA (0,1,1) dalam memproyeksikan PAD Daerah di Payakumbuh, yang memiliki karakteristik ekonomi serupa dengan Bukittinggi.

Berdasarkan permasalahan fluktuasi PAD dan pentingnya perencanaan fiskal yang responsif, penelitian ini bertujuan untuk meramalkan PAD Kota Bukittinggi untuk lima tahun ke depan menggunakan metode ARIMA. Hasil yang diharapkan dari peramalan dapat memberikan landasan analitis bagi otoritas pemerintah daerah dalam merancang strategi manajemen dan diversifikasi sumber pendapatan lokal yang lebih adaptif, terutama dalam menghadapi ketidakpastian ekonomi dan gangguan eksternal. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menyajikan proyeksi angka PAD, tetapi juga berkontribusi terhadap perumusan kebijakan fiskal daerah yang lebih berkelanjutan. Rumusan masalah pada penelitian ini berfokus pada proyeksi nilai rata-rata PAD dan seberapa akurat peramalan tersebut.

II. METODE PENELITIAN

Dalam menganalisis data deret waktu, studi ini mengimplementasikan pendekatan (ARIMA) *Autoregressive Integrated Moving Average* terhadap kerangka penelitian kuantitatif. Penetapan metode ARIMA didasarkan pada kemampuannya menganalisis pola data deret waktu yang bersifat linear, serta menghasilkan prediksi yang akurat. Proses ini melibatkan identifikasi, estimasi, dan diagnostik untuk menentukan parameter model optimal (p, d, q).

A. Sumber dan Teknik Pengumpulan Data

Studi ini memanfaatkan data sekunder, yaitu nilai PAD Kota Bukittinggi secara tahunan. Data yang digunakan meliputi kurun waktu dari tahun 1996 hingga 2024. Sumber data adalah publikasi resmi Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Bukittinggi, khususnya seri "Kota Bukittinggi Dalam Angka", yang tersedia di situs web BPS Kota Bukittinggi <https://bukittinggikota.bps.go.id/id/publication>.

B. Variabel Analisis

Variabel output (Y) berupa nilai PAD pada waktu t dari tahun 1996 hingga 2024.

C. Teknik Analisis Data

Analisis dilakukan secara numerik dan visual. Kinerja model dievaluasi menggunakan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) serta visualisasi hasil prediksi dan hasil peramalan PAD lima tahun ke depan digunakan untuk melihat kesesuaian tren antara data historis dan hasil prediksi yang dihasilkan oleh model ARIMA.

1. Uji Stasioneritas

a. Kestasioneran terhadap rata-rata

Dalam konteks analisis deret waktu, suatu proses didefinisikan sebagai stasioner dalam rata-rata manakala nilai ekspektasinya ($E(Z_t)$) atau rata-ratanya (μ_t) menunjukkan konsistensi (μ) sepanjang observasi waktu (t). Untuk memvalidasi asumsi kestasioneran ini, dapat ditempuh dua pendekatan utama. Pendekatan pertama melibatkan penggunaan grafik deret waktu (*time series plot*), yang berfungsi sebagai representasi visual (grafik sebar) untuk mengilustrasikan relasi antar nilai-nilai variabel (Z_t) dengan waktu (t). Pendekatan kedua adalah implementasi uji *unit root*, yang esensinya digunakan untuk mengidentifikasi keberadaan *unit root* dalam data, suatu indikator esensial bagi ketidakstasioneran. Di antara berbagai metode uji *unit root*, *Augmented Dickey-Fuller* (ADF-test) seringkali menjadi pilihan utama, dengan prinsip dasarnya yang mengasumsikan data mengikuti model autoregresif orde pertama (AR(1)) (Gaussian, 2014).

b. Kestasioneran terhadap varians

Suatu data deret waktu disebut memiliki stasioneritas dalam varians pada saat fluktuasi atau variabilitas nilainya di sekitar rata-rata, yang secara matematis dinyatakan sebagai varians $\text{Var}(Z_t) = E(Z_t - \mu_t)^2 = \sigma^2$ bersifat tidak berubah sepanjang waktu (t). Jika data memperlihatkan varians yang tidak stasioner, maka perlu dilakukan transformasi data demi menstabilkan variabilitasnya. Transformasi Box-Cox merupakan teknik yang sering dipilih untuk mengatasi permasalahan ini (Gaussian, 2014).

2. Autocorrelation Function (ACF)

Koefisien *autokorelasi* pada dasarnya menghitung sejauh mana suatu observasi dalam deret waktu berkorelasi dengan observasi lain yang dipisahkan oleh jeda waktu (lag) tertentu, seperti jeda 0, 1, 2, atau seterusnya (Makridakis & Wheelwright, 1999). Secara matematis, hubungan tersebut dapat dihitung menggunakan kovarians antara Z_t dan Z_{t-k} dengan rumus:

$$\gamma_k = \text{Cov}(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu) \quad (1)$$

Serta keterkaitan di antara Z_t dan Z_{t+k} merupakan

$$\rho_k = \frac{\text{Cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\text{Var}(Z_t)}\sqrt{\text{Var}(Z_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (2)$$

3. *Partial Autocorellation Function* (PACF)

Menurut (Laga et al., 2018), fungsi autokorelasi parsial berfungsi guna mengukur hubungan langsung antar observasi (Z_t) dan (Z_{t-k}), dengan mengeliminasi dampak dari periode sebelumnya (time lag) antara 1, 2, 3, ..., hingga $k-1$. Secara ringkas, fungsi ini bertujuan untuk mengisolasi hubungan korelasi yang langsung antara Z_t dan Z_{t-k} . Secara teoretis, parameter AR pada lag tertinggi dari model AR(m) adalah koefisien autorekorelasi parsial orde m.

4. Model *Autoregressive Intergrated Moving Average* atau ARIMA (p,d,q)

Dalam literatur *time series*, ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) dikenal sebagai model yang dirancang guna memodelkan data yang tidak stasioner. Model ini memiliki tiga parameter utama (orde): p, d, dan q. Parameter p merepresentasikan orde komponen *Autoregresif* (AR), sedangkan q adalah orde komponen *Moving Average* (MA). Adapun d adalah orde dari proses pembedaan (*differencing*) yang diperlukan agar deret waktu menjadi stasioner. Dengan demikian, model ARIMA secara umum dilambangkan sebagai ARIMA(p,d,q), dengan bentuk umum menurut (E.P.Box, 2016) sebagai berikut:

$$Z_t = (1 + \Phi_1) Z_{t-1} + (\Phi_2 - \Phi_1) Z_{t-2} + \dots + (\Phi_p - \Phi_{p-1}) Z_{t-p} - \Phi_p Z_{t-p-1} + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \dots + \theta_q a_{t-q} \quad (3)$$

atau dinyatakan sebagai

$$\Phi_p(B) (1-B)^d Z_t = \theta_q(B) a_t \quad (4)$$

5. Uji Residual *White Noise*

Sebuah model dikatakan memiliki karakteristik *white noise* apabila residualnya memenuhi asumsi yang sama dan berbeda. Uji Ljung-Box merupakan metode statistik yang umum diterapkan guna memastikan residual telah memenuhi kriteria white noise, yakni kondisi di mana tidak ditemukan lagi indikasi autokorelasi pada data (Saragih & Sembiring, 2022).

Hipotesis

H_0 = residual *white noise*

H_1 = residual tidak *white noise*

Statistik uji

Uji *Ljung-Box* digunakan, dengan formulasi sebagai berikut:

$$LB = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)} \quad (5)$$

Kriteria keputusan

H_0 ditolak jika nilai *p-value* < α (0,05).

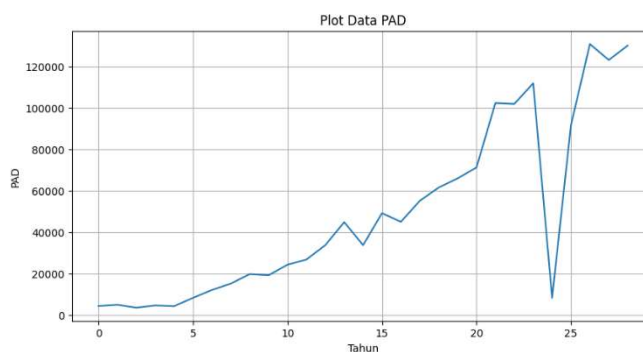
6. Uji Normalitas Residual *Shapiro-Wilk*

Uji normalitas residual dilakukan menggunakan uji *Shapiro-Wilk* untuk mengetahui apakah residual model berdistribusi normal. Uji *Shapiro-Wilk* dipilih karena jumlah observasi yang digunakan relatif sedikit.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Eksplorasi Data

Analisis data eksploratif dilakukan untuk memahami pola dan tren dari data Pendapatan Asli Daerah (PAD) selama periode waktu tertentu. Tujuan dari tahapan ini adalah memperoleh gambaran awal mengenai dinamika PAD yang dapat membantu mendeteksi faktor-faktor pemicu fluktuasi penerimaan daerah, sekaligus mengkaji dampak peristiwa-peristiwa strategis terhadap kinerja fiskal daerah. Salah satu pendekatan awal yang digunakan adalah visualisasi data dalam bentuk grafik time series untuk melihat dinamika perubahan dari tahun ke tahun.



Gambar 1. Plot Grafik Pendapatan Asli Daerah (Jutaan Rupiah) Tahun 1996 – 2024

Gambar 1 menunjukkan perkembangan PAD dalam jutaan Rupiah dari tahun 1996 hingga 2024. Secara keseluruhan, perkembangan Pendapatan Asli Daerah memperlihatkan kecenderungan meningkat secara berarti dari periode ke periode, meskipun terdapat beberapa fluktuasi di beberapa tahun tertentu. Salah satu penurunan yang paling mencolok terjadi sekitar tahun 2020 hingga 2021, yang sangat mungkin disebabkan oleh dampak pandemi COVID-19. Pandemi tersebut menghambat berbagai sektor ekonomi, terutama pariwisata, perdagangan, dan jasa yang umumnya menjadi sumber utama PAD, terutama di daerah seperti Bukittinggi yang memiliki ketergantungan tinggi terhadap kunjungan wisatawan. Hal ini menyebabkan penurunan aktivitas ekonomi yang signifikan, dan berdampak langsung terhadap penerimaan asli daerah.

Setelah tahun 2021, terlihat adanya pemulihan yang cukup cepat pada PAD, dengan peningkatan kembali hingga mencapai puncaknya sekitar tahun 2023. Hal ini menunjukkan bahwa sektor-sektor penghasil PAD mulai pulih, seiring dengan pelonggaran pembatasan sosial, peningkatan mobilitas masyarakat, dan kembalinya aktivitas pariwisata serta perdagangan lokal. Kenaikan ini bisa juga mencerminkan adaptasi daerah terhadap kondisi pascapandemi, baik melalui optimalisasi sumber PAD yang sudah ada maupun melalui inovasi kebijakan fiskal lokal. Meskipun pada 2024 terlihat sedikit penurunan dari puncak 2023, hal ini bisa disebabkan oleh faktor temporer seperti perubahan kebijakan, musim politik, atau penyesuaian administrasi, namun secara umum tren jangka panjang tetap menunjukkan pertumbuhan positif.

B. Identifikasi Model

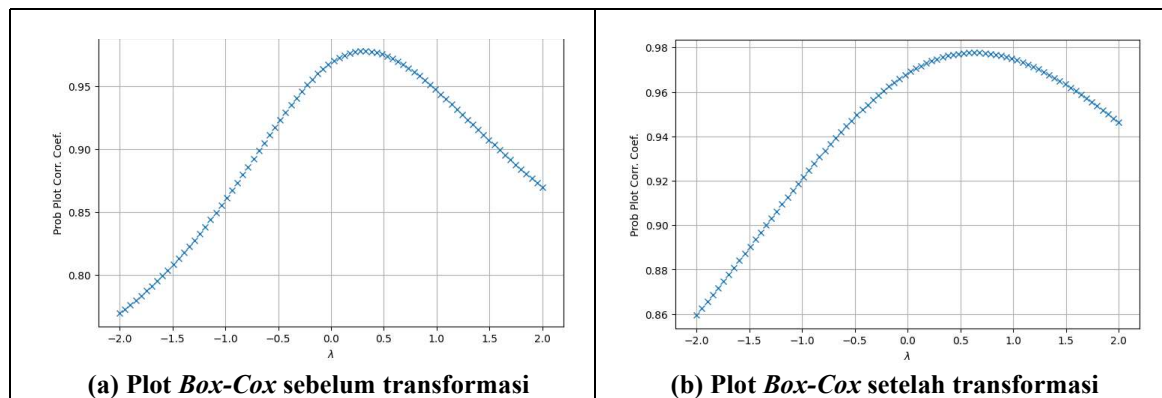
Uji stasioneritas bertujuan untuk menentukan apakah deret waktu memiliki rata-rata dan varians yang stabil di seluruh interval pengamatan. Analisis stasioneritas data memerlukan evaluasi melalui berbagai teknik, termasuk penggunaan transformasi *Box-Cox*, Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF), serta pemeriksaan diagram fungsi *autokorelasi* (ACF) dan diagram fungsi *autokorelasi parsial* (PACF). Data yang akan dipakai dalam peramalan menggunakan metode ARIMA wajib memenuhi kriteria stasioneritas, baik pada rata-rata maupun variansnya. Apabila data belum stasioner, proses penstabilan stasioneritas harus dilakukan; ini melibatkan penerapan transformasi *Box-Cox* untuk mencapai stasioneritas varians, dan metode *differencing* untuk stasioneritas rata-rata. Berikut adalah detail uji stasioneritas untuk data pendapatan asli daerah Kota Bukittinggi:

1. Varians

Salah satu prasyarat penting dalam analisis deret waktu adalah stasioneritas varians. Data dianggap stasioner dalam varians bila variansnya menunjukkan konsistensi seiring berjalannya waktu. Dalam konteks plot *Box-Cox*, indikator kunci stasioneritas varians adalah nilai lambda (λ) optimal yang mendekati 1. Jika λ sama dengan 1, transformasi tidak diperlukan, menunjukkan bahwa data telah memenuhi asumsi stasioneritas varians. Namun, jika nilai λ yang dibulatkan menyimpang signifikan dari 1, ini menyiratkan bahwa varians data belum stabil (tidak stasioner), oleh karena itu transformasi data diperlukan guna menstabilkan variansnya sebelum melanjutkan ke tahapan pemodelan.

Tabel 1. Hasil Nilai Lambda

	λ
Sebelum transformasi	0.315
Sesudah Transformasi	0.631

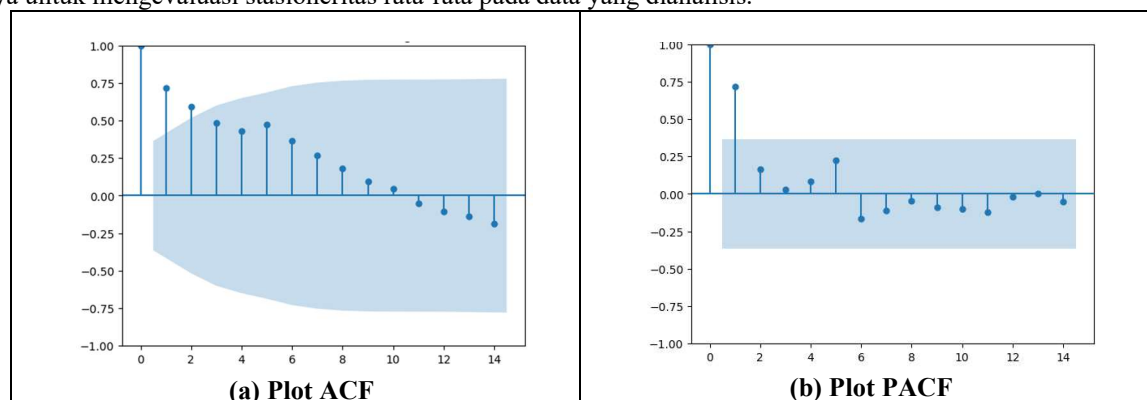


Gambar 2. Box-Cox Pendapatan Asli Daerah

Berdasarkan nilai lambda dan grafik *Box-Cox* pada data awal, nilai lambda optimal tidak mendekati angka 1. Ini menandakan bahwa data mentah masih memiliki varians yang tidak stabil serta distribusi yang belum mendekati normal. Untuk mengatasi masalah tersebut, dilakukan proses transformasi data. Setelah transformasi dilakukan, plot *Box-Cox* menunjukkan bahwa nilai lambda sudah bergerak mendekati 1 dan berada dalam rentang kepercayaan 95%. Hal ini membuktikan bahwa transformasi telah berhasil memperbaiki struktur data. Dengan demikian, sebaran data menjadi lebih stabil, varians lebih seragam, dan asumsi dalam analisis statistik dapat dipenuhi dengan lebih baik. Oleh karena itu, data yang telah ditransformasi sudah layak digunakan dalam tahap analisis selanjutnya dan tidak memerlukan transformasi ulang.

2. Rata-rata

Data dianggap stasioner dalam rata-rata ketika nilai rata-ratanya menunjukkan konsistensi sepanjang periode waktu. Dalam analisis menggunakan plot fungsi ACF dan plot fungsi PACF, ketidakstasioneran rata-rata seringkali terlihat dari penurunan nilai *autokorelasi* yang lambat seiring peningkatan lag (periode waktu). Selain itu, keberadaan nilai *autokorelasi* yang signifikan pada beberapa lag awal, melebihi batas signifikansi, juga menjadi indikator kuat ketidakstasioneran. Pola ini mengindikasikan adanya ketergantungan yang kuat antara observasi saat ini dengan observasi sebelumnya, menandakan bahwa rata-rata data tidak stabil. Oleh karena itu, plot ACF dan PACF disajikan selanjutnya untuk mengevaluasi stasioneritas rata-rata pada data yang dianalisis.



Gambar 3. Hasil Analisis : (a) Plot ACF; (b) Plot PACF

Berdasarkan plot ACF dan PACF, terindikasi adanya korelasi antar waktu yang cukup berarti pada lag pertama. Temuan ini mengindikasikan bahwa nilai pada periode tertentu masih memiliki keterhubungan dengan nilai dari periode sebelumnya. Di sisi lain, koefisien korelasi mulai mengalami penurunan pada lag setelahnya, dan sebagian besar nilainya masih berada dalam rentang batas wajar. Hal tersebut mencerminkan bahwa pola dependensi antar data tidak menunjukkan tingkat keterkaitan yang tinggi. Selanjutnya, pada grafik PACF terlihat satu lonjakan yang mencolok di lag awal, lalu diikuti oleh pola menurun dengan cepat pada lag-lag sesudahnya. Secara keseluruhan, gambaran kedua plot tersebut mengindikasikan bahwa data telah cukup mantap, walaupun pada lag pertama masih

menyisakan bukti adanya keterhubungan serial. Agar diperoleh kepastian secara statistik mengenai stasioneritas data, langkah selanjutnya yang perlu ditempuh adalah melakukan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF).

Tabel 2. Nilai ADF

Nilai ADF	P-Value
-1.323	0.618

Berdasarkan Tabel 2, terlihat nilai P-Value = 0.618 yang berarti $P - Value > \alpha = 0,05$, diputuskan bahwa H_0 diterima, oleh karena itu kesimpulan yang dapat ditarik adalah data belum memenuhi kriteria stasioneritas, sehingga langkah *differencing* perlu diterapkan.

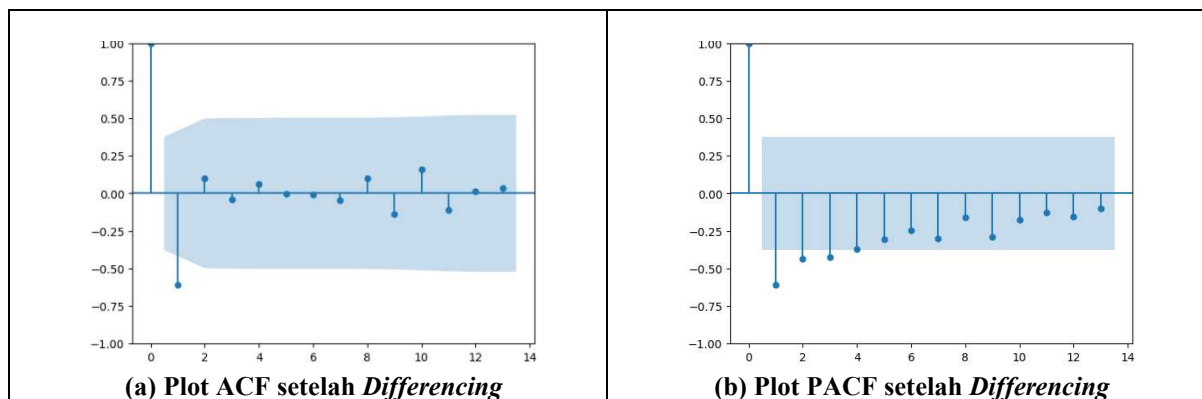
Tabel 3. Hasil ADF setelah Differencing

	Nilai ADF	P-Value
<i>Differencing 1</i>	-0.949	0.77
<i>Differencing 2</i>	-3.992	0,01

Setelah data melalui dua kali proses *differencing*, diperoleh nilai P-Value sebesar 0,01, yang secara signifikan lebih kecil dari taraf signifikansi ($\alpha=0,05$). Berdasarkan hasil ini, keputusan yang dibuat yaitu menolak hipotesis nol (H_0) serta menerima hipotesis alternatif (H_1). Dengan demikian, data telah mencapai stasioneritas dalam rata-rata. Konfirmasi visual juga terlihat pada Gambar 5. di mana tampilan plot deret waktu mengindikasikan tercapainya kestabilan rata-rata data. Hal ini ditandai dengan tidak adanya lagi tren peningkatan atau penurunan yang persisten sepanjang periode observasi, dan fluktuasi data kini cenderung terpusat di sekitar nilai nol.

C. Menentukan Model Arima dan Pemilihan Model Terbaik

Penentuan orde model ARIMA untuk data deret waktu berdasarkan analisis plot ACF dan PACF. Orde komponen *Autoregresif* (AR), dinotasikan sebagai p, dapat diidentifikasi dari lag signifikan yang muncul pada diagram PACF. Sebaliknya, orde komponen *Moving Average* (MA), yang dinotasikan sebagai q, ditentukan dari lag signifikan pada plot ACF. Sementara itu, orde *Integrasi* (I), dinotasikan sebagai d, ditetapkan berdasarkan jumlah *differencing* yang telah diterapkan pada data untuk mencapai stasioneritas.



Gambar 4. Hasil Analisis: (a) Plot ACF setelah *Differencing*; (b) Plot PACF setelah *Differencing*

Berdasarkan analisis plot ACF dan PACF, teridentifikasi satu lag yang melewati batas *confidence interval* pada kedua plot, yaitu lag 1. Orde *Integrasi* (I), dinotasikan sebagai d, ditentukan bernilai 2 karena proses *differencing* dilakukan sebanyak dua kali untuk mencapai stasioneritas. Dari observasi ini, pendekatan awal yang dapat diajukan adalah ARIMA(3,2,1). Model ARIMA(3,2,1) ini mengimplikasikan bahwa data pada waktu sekarang (Z_t) dipengaruhi oleh satu lag nilai sebelumnya (komponen *Autoregresif*/AR(3)), stasioneritas dicapai melalui dua kali proses *differencing* (komponen *Integrasi*/I(2)), dan terdapat pengaruh dari kesalahan model pada periode sebelumnya

(komponen *Moving Average/MA(1)*). Pemahaman ini menyediakan kerangka kerja awal yang komprehensif untuk analisis dan prediksi deret waktu yang kompleks, sekaligus membuka peluang untuk mempertimbangkan model-model alternatif yang mungkin lebih optimal bagi data yang dianalisis, seperti: ARIMA (1,2,0), ARIMA (2,2,0), ARIMA (0,2,1), ARIMA (0,2,2), ARIMA (1,2,1), ARIMA (2,2,1), ARIMA (1,2,2), ARIMA (3,2,0), ARIMA (3,2,1), dan ARIMA (3,2,2).

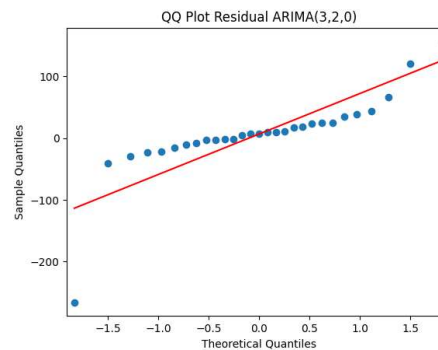
Sebuah model dianggap optimal jika seluruh parameter modelnya signifikan. Kriteria signifikansi ini terpenuhi apabila nilai p-value setiap parameter lebih kecil dari tingkat signifikansi yang ditetapkan ($\alpha=0,05$). Sebaliknya, jika ditemukan koefisien model yang tidak signifikan, maka model tersebut dianggap tidak valid untuk tujuan pemodelan lebih lanjut.

Tabel 4. Model Dugaan ARIMA

Model ARIMA	Parameter	P-Value Parameter	P-Value <i>Ljung-Box</i>	MAPE
ARIMA (1,2,0)	AR 1	0.000	0.560	24.01
ARIMA (2,2,0)	AR 1	0.000	0.571	23.14
	AR 2	0.035		
ARIMA (0,2,1)	MA 1	0.899	0.677	20.91
ARIMA (0,2,2)	MA 1	0.734	0.986	17.98
	MA 2	0.863		
ARIMA (1,2,1)	AR 1	0.000	0.817	19.75
	MA 1	0.790		
ARIMA (2,2,1)	AR 1	0.013	0.894	20.25
	AR 2	0.201		
	MA 1	0.962		
ARIMA (1,2,2)	AR 1	0.965	0.988	17.75
	MA 1	0.990		
	MA 2	0.995		
ARIMA (3,2,0)	AR 1	0.000	0.964	22.54
	AR 2	0.000		
	AR 3	0.021		
ARIMA (3,2,1)	AR 1	0.029	0.957	19.77
	AR 2	0.191		
	AR 3	0.116		
	MA 1	0.979		
ARIMA (3,2,2)	AR 1	0.992	0.998	17.52
	AR 2	0.881		
	AR 3	0.855		
	MA 1	0.982		
	MA 2	0.991		

Dapat disimpulkan model dengan parameter yang signifikan, yaitu ARIMA (1,2,0), ARIMA (2,2,0), dan ARIMA (3,2,0). Langkah selanjutnya adalah memilih model terbaik melalui analisis diagnostik. Tahap diagnostik ini mencakup dua uji utama: uji *white noise* dilakukan dengan uji *Ljung-Box* guna mengidentifikasi adanya korelasi yang terjadi antar lag residual, dan uji normalitas residu. Model dianggap layak untuk peramalan apabila tidak terdapat *autokorelasi* pada residualnya. Kriteria keputusan untuk uji *white noise* adalah membandingkan nilai p-value dengan taraf signifikansi α . Jika p-value $> \alpha$, maka terpenuhi asumsi *white noise*. Berdasarkan hasil yang diamati, ketiga model memenuhi asumsi *white noise*. Langkah selanjutnya untuk memilih model terbaik adalah dengan melihat nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dari ketiga model tersebut. Berdasarkan nilai MAPE menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi model ARIMA (3,2,0) merupakan nilai MAPE terkecil di antara ketiga model lainnya. Nilai MAPE mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan peramalan yang cukup baik. Selanjutnya dilakukan uji *Shapiro-Wilk* dan plot distribusi normal dari residu untuk model ARIMA (3,2,0).

D. Pengujian Normalitas



Gambar 5. Residual Plot Uji Normalitas ARIMA (3,2,0)

Berdasarkan hasil uji Shapiro-Wilk dan visualisasi QQ Plot, residual pada model ARIMA(3,2,0) menunjukkan bahwa distribusi residual belum sepenuhnya normal. Meskipun demikian, pada metode ARIMA asumsi yang paling penting adalah residual tidak mengandung autokorelasi dan bersifat white noise. Dengan demikian, model ARIMA(3,2,0) masih layak digunakan untuk proses peramalan karena telah memenuhi asumsi white noise serta memiliki parameter yang signifikan secara statistik.

E. Peramalan

Tabel 5. Hasil Forcasting Tahun 2025-2029

95% Limits			
Period	Forecast	Lower	Upper
30	240,23	128,88	385.92
31	255,91	108,38	465.84
32	278,38	89,42	571.84
33	340,08	81,70	775.26
34	429,57	69,77	1.09456

Hasil analisis menggunakan model ARIMA(3,2,0) sebagai model terbaik menunjukkan bahwa Pendapatan Asli Daerah (PAD) pada periode 2025–2029 diperkirakan mengalami peningkatan secara bertahap. Nilai ramalan PAD pada tahun 2025 diproyeksikan sebesar 240,23 juta rupiah dan terus bertambah hingga mencapai 429,57 juta rupiah pada tahun 2029. Di sisi lain, interval kepercayaan 95% yang dihasilkan juga semakin luas dari tahun ke tahun, yakni berkisar antara 128,88–385,92 juta rupiah pada tahun 2025 dan meningkat menjadi 69,77–1.095,56 juta rupiah pada tahun 2029. Pelebaran interval tersebut menunjukkan bahwa tingkat ketidakpastian hasil peramalan cenderung meningkat seiring bertambahnya horizon peramalan. Oleh sebab itu, realisasi PAD pada masa mendatang masih dapat berubah akibat pengaruh berbagai faktor lain yang belum sepenuhnya dijelaskan dalam model ARIMA(3,2,0).

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pemodelan ARIMA(3,2,0), diperoleh proyeksi Pendapatan Asli Daerah (PAD) Kota Bukittinggi untuk periode 2025–2029 yang menunjukkan tren peningkatan secara bertahap. Nilai PAD diperkirakan mencapai 240,23 juta rupiah pada tahun 2025 dan terus meningkat hingga sebesar 429,57 juta rupiah pada tahun 2029. Selain itu, interval kepercayaan 95% dari hasil peramalan terlihat semakin melebar pada setiap periode. Pada tahun 2025, rentang prediksi berada antara 128,88 juta rupiah hingga 385,92 juta rupiah, sedangkan pada tahun 2029 meningkat menjadi 69,77 juta rupiah sampai 1.095,56 juta rupiah. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa tingkat ketidakpastian hasil peramalan cenderung meningkat seiring bertambahnya horizon waktu peramalan.

Tingkat akurasi model ARIMA(3,2,0) dievaluasi menggunakan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Model ini dipilih sebagai model terbaik karena menghasilkan nilai MAPE terkecil dibandingkan model lainnya, serta memenuhi asumsi *white noise* dan memiliki parameter yang signifikan secara statistik. Dengan demikian, model

ARIMA(3,2,0) dinilai cukup baik untuk digunakan dalam memprediksi Pendapatan Asli Daerah (PAD) Kota Bukittinggi pada lima periode mendatang dan dapat dijadikan sebagai salah satu dasar dalam mendukung perencanaan fiskal daerah. Meskipun demikian, pelebaran interval prediksi menunjukkan bahwa hasil ramalan pada periode yang lebih panjang masih memiliki tingkat ketidakpastian yang relatif tinggi akibat adanya faktor-faktor eksternal yang belum sepenuhnya terakomodasi dalam model.

DAFTAR PUSTAKA

- BPS. (2000). *Kota Bukittinggi dalam Angka 2000*.
- BPS. (2003). *Kota Bukittinggi dalam Angka 2003*.
- BPS. (2005). *Kota Bukittinggi dalam Angka 2005*.
- BPS. (2008). *Kota Bukittinggi dalam Angka 2008*.
- BPS. (2000). *Kota Bukittinggi dalam Angka 2010*.
- BPS. (2013). *Kota Bukittinggi dalam Angka 2013*.
- BPS. (2015). *Kota Bukittinggi dalam Angka 2015*.
- BPS. (2018). *Kota Bukittinggi dalam Angka 2018*.
- BPS. (2020). *Kota Bukittinggi dalam Angka 2020*
- BPS. (2025). *Kota Bukittinggi dalam Angka 2025*.
- Citra, K., Timur, K., Goma, E. I., Marindayanti, F., Safitri, D. A., & Hijriani, T. R. (2021). *Analisis Dampak Pandemi Covid-19 Terhadap Pendapatan*. 17(2), 1–7.
- E.P.Box, G. (2016). *Time Series Analysis Forecasting and Control*.
- Gaussian, J. (2014). 1, 2, 3 1. 3(1976), 701–710.
- Irawati, F., & Ariyanto, E. (2023). Estimasi Pendapatan Asli Daerah Kota Payakumbuh Menggunakan Metode Arima (Autoregresive Integrated Moving Average). *Jurnal Mirai Mnagement*, 8(2), 164–175.
- Laga, A. P. B., Wahyuningsih, S., & Hayati, M. N. (2018). Peramalan Penjualan Pakaian dengan Autoregressive Integrated Moving Average with Exogeneous Input (ARIMAX) (Studi Kasus: Penjualan Pakaian di Toko M~Al Samarinda Tahun 2012 s.d 2016). *Jurbal Eksponensial*, 9, 111–118.
- Saragih, S. M., & Sembiring, P. (2022). Double Exponential Smoothing Dari Brown Pada Peramalan Inflasi. *Journal of Fundamental Mathematics and Applications*, 5(2), 81–96.
- Spyros Makridakis, Steven C. Wheelwright, dan R. J. H. (1999). *Forecasting: Methods and Applications*. John Wiley & Sons.