Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 1, March 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i1.236
Page 13-27

Analisis dan Peramalan Intensitas Curah Hujan di DKI Jakarta Menggunakan Model ARIMA

Sandi Badiwibowo Atim[1*], Muhammad Afdhaluddin[2]
[1,2] Manajemen Informatika, Universitas Lampung, Indonesia
[1*]sandibadiwibowoatim@fmipa.unila.ac.id, [2]mafdhal.uddin@fmipa.unila.ac.id

Abstrak: Permasalahan curah hujan ekstrem dan dampaknya terhadap sistem perkotaan di DKI Jakarta merupakan isu strategis nasional yang memerlukan penanganan serius hingga tahun 2026. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis dan peramalan intensitas curah hujan di DKI Jakarta menggunakan model *AutoRegressive Integrated Moving Average* (ARIMA) guna mendukung mitigasi risiko banjir dan genangan. Data yang digunakan mencakup periode 2024–2026 yang diolah secara sistematis menggunakan bahasa pemrograman Python. Tahapan metodologi meliputi pra-pemrosesan data melalui agregasi harian, penanganan nilai hilang dengan interpolasi linier, serta identifikasi outlier menggunakan metode *Interquartile Range* (IQR). Hasil pengujian *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) menunjukkan bahwa data telah bersifat stasioner pada tingkat level (p-value < 0,05). Berdasarkan evaluasi parameter, ARIMA(2,0,1) ditetapkan sebagai model optimal dengan nilai Akaike Information Criterion (AIC) terendah sebesar 745,752. Peramalan untuk horizon 14 hari ke depan menunjukkan pola intensitas yang stabil pada rentang 0,30 mm hingga 0,35 mm. Penelitian ini memiliki signifikansi ilmiah dalam menangkap pola temporal dan tren masa lalu sebagai instrumen pendukung pengambilan keputusan strategis bagi wilayah perkotaan dengan kerentanan hidrometeorologi tinggi.
Kata Kunci: ARIMA; Curah Hujan; DKI Jakarta; Peramalan; Phyton

Abstract: Extreme rainfall intensity and its impact on urban systems in DKI Jakarta remain a strategic national issue requiring serious attention through 2026. This study aims to analyze and forecast rainfall intensity in DKI Jakarta using the AutoRegressive Integrated Moving Average (ARIMA) model to support flood and inundation risk mitigation. The data utilized covers the 2024–2026 period, systematically processed using the Python programming language. The methodological stages involve data pre-processing through daily aggregation, handling missing values via linear interpolation, and outlier identification using the Interquartile Range (IQR) method. Augmented Dickey-Fuller (ADF) test results indicate that the data is stationary at the level (p-value < 0.05). Based on parameter evaluation, ARIMA(2,0,1) was identified as the optimal model with the lowest Akaike Information Criterion (AIC) of 745.752. Forecasting for a 14-day horizon shows a stable intensity pattern within the range of 0.30 mm to 0.35 mm. This research holds scientific significance in capturing temporal patterns and past trends as a supporting instrument for strategic decision-making in urban areas with high hydrometeorological vulnerability.
Keywords: ARIMA; Rainfall; DKI Jakarta; Forecasting; Phyton

Sandi Badiwibowo Atim: * Penulis Korespondensi
Copyright © 2026, Sandi Badiwibowo Atim, Muhammad Afdhaluddin.

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 1, March 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i1.236
Page 13-27

1. PENDAHULUAN

Fenomena hidrometeorologi ekstrem saat ini menjadi tantangan signifikan bagi wilayah perkotaan besar, di mana intensitas curah hujan yang tidak menentu sering kali memicu bencana banjir dan genangan[1]. Dampak dari fenomena ini sangat luas, mencakup kerugian ekonomi yang besar, kerusakan infrastruktur vital, hingga munculnya berbagai risiko kesehatan masyarakat[2]. Kondisi iklim tropis yang dinamis menuntut adanya pemahaman yang lebih mendalam mengenai pola presipitasi guna memitigasi dampak-dampak tersebut secara efektif melalui analisis data historis yang akurat.

DKI Jakarta, sebagai pusat kegiatan ekonomi dan administrasi nasional, memiliki karakteristik wilayah perkotaan padat penduduk yang menjadikannya sangat rentan terhadap dampak curah hujan tinggi yang merugikan stabilitas sistem perkotaan[1]. Karakteristik wilayah yang merupakan perkotaan padat penduduk menjadikan Jakarta sangat rentan terhadap dampak curah hujan tinggi, seperti kejadian banjir dan genangan yang merugikan stabilitas sistem perkotaan[3]. Permasalahan ini ditegaskan sebagai isu strategis nasional hingga tahun 2026, mengingat posisi Jakarta yang krusial bagi stabilitas nasional. Meskipun dataset historis mengenai iklim tersedia dalam jumlah yang memadai, pemanfaatannya di wilayah ini sering kali masih terbatas pada analisis deskriptif dan belum dioptimalkan untuk kebutuhan peramalan berbasis model deret waktu[4].

Tingginya variabilitas dan fluktuasi curah hujan harian menyebabkan pola cuaca di wilayah ini menjadi sulit untuk diprediksi secara intuitif, sehingga memunculkan kebutuhan mendesak akan pendekatan pemodelan statistik yang lebih rigid. Keterbatasan dalam menangkap tren dan musiman dari data masa lalu sering kali mengakibatkan kurangnya landasan yang kuat untuk memproyeksikan kondisi di masa depan[5]. Oleh karena itu, diperlukan sebuah metodologi yang mampu mengolah data historis secara sistematis guna menghasilkan informasi prediksi yang dapat diandalkan bagi perencanaan kota dan manajemen risiko bencana.

Sebagai solusi pendekatan, model AutoRegressive Integrated Moving Average (ARIMA) dipilih karena efektivitasnya sebagai metode statistik univariat dalam memodelkan data runtun waktu yang memiliki pola dependensi temporal[3][6][7]. Keunggulan ARIMA terletak pada kemampuannya menangkap pengaruh nilai masa lalu, tren, serta fluktuasi gangguan acak melalui kombinasi parameter autoregresif dan moving average[6]. seluruh prosedur analisis statistik, pengujian stasioneritas Augmented Dickey-Fuller (ADF), hingga proses peramalan diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python. Pendekatan komputasi ini dipilih untuk menjamin presisi perhitungan dan efisiensi dalam menangani dataset harian dengan cakupan periode 2024 – 2026.

Analisis dalam penelitian ini difokuskan pada identifikasi karakteristik pola curah hujan harian di DKI Jakarta sekaligus mengevaluasi kinerja model ARIMA dalam menghasilkan peramalan jangka pendek. Melalui penggunaan data historis yang tervalidasi, studi ini diharapkan dapat memberikan kontribusi ilmiah dalam memahami dinamika curah hujan ekstrem di kawasan perkotaan tropis. Lebih jauh lagi, hasil proyeksi yang dihasilkan diharapkan mampu menjadi instrumen pendukung bagi pemangku kepentingan dalam pengambilan keputusan strategis terkait mitigasi risiko bencana hidrometeorologi di wilayah DKI Jakarta.

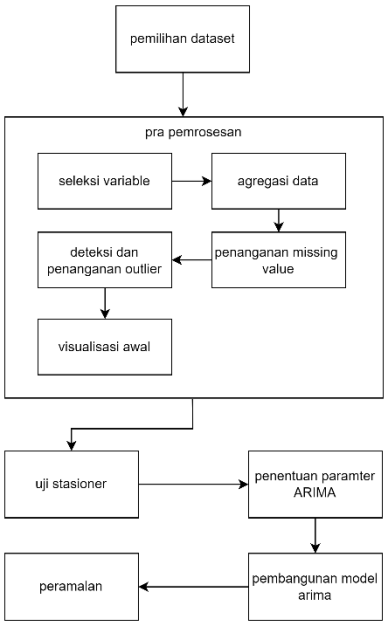
2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif melalui pemodelan deret waktu *AutoRegressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk menganalisis serta meramalkan intensitas curah hujan di wilayah DKI Jakarta dengan memanfaatkan dataset sekunder periode 2024–2026 dari platform Kaggle. Seluruh prosedur komputasi, mulai dari manipulasi data hingga proyeksi masa depan, diimplementasikan secara sistematis menggunakan bahasa pemrograman Python untuk menjamin efisiensi dan akurasi tanpa

Sandi Badiwibowo Atim: * Penulis Korespondensi
Copyright © 2026, Sandi Badiwibowo Atim, Muhammad Afdhaluddin.

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 1, March 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i1.236
Page 13-27

melibatkan penghitungan manual. Metodologi ini mencakup tahapan seleksi variabel univariat (precip_mm), agregasi data ke resolusi harian, penanganan nilai hilang melalui interpolasi linier, serta identifikasi outlier menggunakan metode *Interquartile Range* (IQR). Kestabilan statistik data diverifikasi melalui uji stasioneritas *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) sebagai landasan penentuan parameter p, d, dan q guna menghasilkan model peramalan optimal[8]. Verifikasi dilakukan dengan horizon 14 hari ke depan demi mendukung upaya mitigasi risiko hidrometeorologi di kawasan perkotaan.



Gambar 1. Metode Penelitian

Pemilihan dataset

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder berupa data cuaca historis *World Weather Repository* (Daily Updating). Data sekunde ini diperoleh dari platform Kaggle https://www.kaggle.com/datasets/nelgiriyewithana/global-weather-repository. Pemilihan dataset ini dilakukan berdasarkan pertimbangan ilmiah untuk mendukung aspek transparansi dan reprodusibilitas penelitian[9]. Dataset ini disajikan dalam format terstruktur dan memuat informasi kondisi cuaca berbasis waktu (*time series*) dengan penanda waktu yang jelas. Sebelum dataset digunakan dalam penelitian, data difilter bedasrakan kebutuhan yaitu wilayah DKI Jakarta, wilayan ini dipilih karena memiliki karakteristik curah hujan yang fluktuatif serta tingkat kerentanan tinggi terhadap dampak hidrometeorologi, sehingga relevan untuk analisis dan peramalan curah hujan.

Variabel utama yang digunakan dalam penelitian ini adalah curah hujan (precip_mm) dengan satuan milimeter (mm), yang dijadikan sebagai variabel target dalam pemodelan ARIMA. Variabel curah hujan (precip_mm), yang diukur dalam satuan milimeter (mm), dipilih sebagai variabel utama dalam penelitian ini karena secara langsung mencerminkan intensitas dan jumlah presipitasi di suatu wilayah. Parametr ini penting dalam pemodelan ARIMA karena berfungsi sebagai indikator kuantitatif utama untuk memprediksi pola fluktuasi curah hujan dari waktu ke waktu, memungkinkan analisis tren musiman maupun peramalan presipitasi yang akurat[10]. Selain itu, dataset juga menyediakan variabel cuaca lain seperti suhu udara, kelembaban, tekanan udara, kecepatan angin, dan kondisi cuaca, yang digunakan sebagai informasi pendukung dalam analisis deskriptif. Namun demikian, pemodelan yang dilakukan difokuskan pada pendekatan univariat, sesuai dengan karakteristik dan asumsi dasar model ARIMA [11].

Sandi Badiwibowo Atim: * Penulis Korespondensi
Copyright © 2026, Sandi Badiwibowo Atim, Muhammad Afdhaluddin.

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 1, March 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i1.236
Page 13-27

Pra pemrosesan

Prosedur fundamental dalam penelitian ini yang bertujuan untuk menjamin bahwa dataset curah hujan berada dalam kondisi bersih, konsisten, serta memenuhi asumsi dasar model ARIMA terkait struktur deret waktu dan stasioneritas. Signifikansi tahapan ini terletak pada kemampuannya untuk menjaga kontinuitas dan integritas data melalui teknik agregasi harian, penanganan nilai hilang, serta identifikasi outlier, mengingat ARIMA mensyaratkan data yang lengkap dan berurutan untuk menghindari bias pada estimasi parameter[7]. Dengan mengimplementasikan seluruh prosedur secara sistematis melalui bahasa pemrograman Python, pra pemrosesan mampu mereduksi fluktuasi acak (*noise*) dan memastikan model peramalan yang dihasilkan memiliki reliabilitas tinggi dalam merepresentasikan dinamika curah hujan aktual di DKI Jakarta**.**

Seleksi variable

Seleksi variabel dalam dilakukan secara konseptual dan metodologis dengan menetapkan intensitas curah hujan (precip_mm) sebagai variabel univariat tunggal yang diamati secara kronologis. Pemilihan variabel target ini didasarkan pada karakteristik fundamental model ARIMA yang dirancang khusus untuk menangkap pola historis, tren, dan fluktuasi dari satu variabel melalui nilai-nilai masa lalunya sebagai dasar proyeksi. Meskipun dataset asal menyediakan berbagai parameter klimatologi tambahan seperti suhu udara, kelembapan, dan tekanan udara, variabel-variabel tersebut tidak disertakan dalam struktur pemodelan karena berada di luar asumsi dasar perhitungan ARIMA yang bersifat univariat.

Agregasi data

Proses pengelompokan atau peringkasan data deret waktu, misalnya dari harian menjadi bulanan, untuk mengurangi fluktuasi acak (*noise*) dan mempermudah identifikasi pola tren dan musiman sebelum pemodelan[12]. proses menggabungkan data deret waktu berfrekuensi tinggi (misalnya jam-an atau per 3 jam) menjadi interval waktu yang lebih representatif seperti harian, mingguan, atau bulanan dengan menggunakan fungsi statistik tertentu (rata-rata, jumlah, atau maksimum). Pada penelitian curah hujan, agregasi umumnya dilakukan dengan penjumlahan (total curah hujan) atau maksimum per hari karena hujan bersifat akumulatif dan kejadian ekstrem lebih bermakna pada skala waktu tertentu. Agregasi menjadi penting karena ARIMA bekerja optimal pada data dengan pola temporal yang stabil, interval waktu yang konsisten, serta noise yang lebih rendah, data mentah berfrekuensi tinggi sering mengandung fluktuasi acak yang dapat mengaburkan pola tren dan musiman[12]. Oleh karena itu, penggunaan agregasi data tidak hanya meningkatkan kestabilan statistik deret waktu, tetapi juga membuat model ARIMA lebih mampu menangkap dinamika curah hujan yang relevan secara klimatologis dan lebih interpretatif untuk tujuan peramalan.

Penanganan *Missing Value*

Proses mengidentifikasi dan memperbaiki nilai curah hujan yang hilang atau tidak tercatat dalam deret waktu sebelum pemodelan dilakukan[12][13]. Tahapan ini penting karena ARIMA mensyaratkan data runtun waktu yang lengkap, berurutan, dan kontinu, sehingga keberadaan nilai kosong dapat mengganggu perhitungan autokorelasi, diferensiasi, serta estimasi parameter model[13]. Pada data curah hujan, *missing values* dapat muncul akibat gangguan sensor, keterlambatan pencatatan, atau kesalahan akuisisi data, dan jika dibiarkan dapat menghasilkan model yang bias atau tidak stabil. Oleh karena itu, penanganan missing values misalnya melalui interpolasi berbasis waktu atau metode pengisian yang mempertahankan pola temporal dilakukan untuk menjaga kontinuitas deret waktu, mempertahankan karakteristik statistik data, dan memastikan bahwa model ARIMA

Sandi Badiwibowo Atim: * Penulis Korespondensi
Copyright © 2026, Sandi Badiwibowo Atim, Muhammad Afdhaluddin.

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 1, March 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i1.236
Page 13-27

mampu merepresentasikan dinamika curah hujan secara akurat dan reliabel. Penanganan missing value dilakukan dengan beberapa tahap, yaitu :

1. Identifikasi missing value, melakukan pengecekan pengecekan terkait dataset yang dimiliki apakah ada nilai NaN, kosong atau 0 yang tidak valid.
2. Imputation, proses pengisian data yang hilang pada deret waktu. Keberadaan nilai yang hilang dapat disebabkan oleh berbagai faktor, seperti kesalahan pencatatan, gangguan sistem pengukuran, atau ketidakteraturan dalam pengumpulan data.

Deteksi dan Penanganan Outlier

Deteksi dan penanganan outlier dilakukan untuk memastikan bahwa nilai ekstrem yang digunakan dalam pemodelan ARIMA benar-benar merepresentasikan fenomena hujan yang nyata. Tahapan ini bertujuan menjaga stabilitas statistik deret waktu tanpa menghilangkan informasi penting terkait kejadian hujan ekstrem, sehingga struktur data tetap konsisten dan layak digunakan pada tahap analisis selanjutnya.

$$IQR = Q3 - Q1 \qquad (1)$$

Uji Stasioneritas

Uji stasioneritas merupakan prosedur statistik yang digunakan untuk menentukan apakah suatu data deret waktu (*time series*) memiliki rata-rata, varians, dan kovarians yang konstan sepanjang waktu[14]. Stasioneritas data dalam analisis runtun waktu ditandai dengan nilai rata-rata (*mean*) dan variansi yang bersifat konstan, serta tidak memperlihatkan adanya fluktuasi nilai yang tajam [15]. Tahap ini merupakan langkah fundamental dalam penerapan model ARIMA karena asumsi utama model ini adalah bahwa data yang dimodelkan bersifat stasioner. Ketidakstasioneran pada data, seperti adanya tren atau *varians* yang berubah seiring waktu, dapat menyebabkan estimasi parameter menjadi bias dan menghasilkan prediksi yang tidak akurat. Oleh karena itu, apabila data tidak stasioner, proses *differencing* dilakukan untuk menghilangkan tren dan menjadikan data stasioner. Nilai *differencing* ini direpresentasikan oleh parameter d dalam model ARIMA(p, d, q). Pengujian menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF Test).

$$\Delta y_t = \alpha + \beta y_{t-1} + \sum_{i=1}^{k} \gamma_i \Delta y_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (2)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis ini menggunakan data sekunder time series curah hujan wilayah DKI Jakarta hingga periode 2024 dengan variabel *precip_mm* sebagai target utama. Untuk meningkatkan stabilitas statistik, dilakukan agregasi data dengan menjumlahkan total curah hujan harian guna mereduksi fluktuasi acak (*noise*) yang sering muncul pada data berfrekuensi tinggi. Proses ini krusial karena model ARIMA bekerja optimal pada data dengan pola temporal stabil dan interval waktu konsisten. Melalui agregasi, informasi akumulatif dan kejadian ekstrem menjadi lebih bermakna secara klimatologis, sehingga model lebih mampu menangkap dinamika tren serta musiman yang relevan untuk tujuan peramalan jangka pendek.

Tabel 1. Tabel Dataset

No	Country	Location name	latitude	...	Last update	precip_mm	...	Moon ilumination
1	Indonesia	Jakarta	-6.21	...	5/16/2024 15:45	0.02	...	55

Sandi Badiwibowo Atim: * Penulis Korespondensi
Copyright © 2026, Sandi Badiwibowo Atim, Muhammad Afdhaluddin.

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 1, March 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i1.236
Page 13-27

2	Indonesia	Jakarta	-6.21	...	5/16/2024 21:00	2.05	...	55
3	Indonesia	Jakarta	-6.21	...	5/17/2024 23:00	0.06	...	64
4	Indonesia	Jakarta	-6.21	...	5/18/2024 21:30	0.076	...	73
5	Indonesia	Jakarta	-6.21	...	5/19/2024 21:15	0.22	...	81
...	...	...	...	...	...	...	...	...
624	Indoneisa	Jakarta	-621.46	...	2/1/2026 14:00	1.03	...	98

Tabel 2. Tabel Agregasi Data

No	Last update	precip_mm
1	5/16/2024 15:45	0.02
2	5/16/2024 21:00	2.05
3	5/17/2024 23:00	0.06
4	5/18/2024 21:30	0.076
5	5/19/2024 21:15	0.22
...	...	...
624	2/1/2026 14:00	1.03

Setelah proses agregasi, dilakukan penanganan *missing value* untuk menjaga kontinuitas deret waktu yang menjadi syarat mutlak model ARIMA. Berdasarkan identifikasi, ditemukan bahwa nilai nol (0 mm) mencakup 33% dari dataset, nilai ini ditetapkan sebagai data valid yang merepresentasikan fenomena hari tanpa hujan di wilayah tropis, sehingga tetap dipertahankan guna menjaga struktur autokorelasi. Selanjutnya dilakukan deteksi *outlier* mengunakan metode *Interquatile Range* (IQR) untuk memastikan stabilitas statistik tanpa menghilangkan informasi kejadian ekstrem.

$$Q1 = \frac{n+1}{4}$$
$$Q1 = \frac{624+1}{4} = 156.25$$

Maka data Q1 diantara 156 – 157, yaitu (0 + 0) / 2 = 0

$$Q3 = \frac{3(n+1)}{4}$$
$$Q3 = \frac{3(624+1)}{4} = 468.7$$

Maka data Q3 diantara 468 – 469, yaitu (0.39 + 0.39) / 2 = 0.39
IQR = Q3 - Q1 = 0.39 – 0 = 0.39
Batas bawah = Q1 – 1.5 x IQR = 0 – 1.5 x 0.39 = -0.585
Batas atas = Q3 + 1.5 x IQR =0.39 + 1.5 x 0.39= 0.737

Dengan nilai Q1 = 0 dan Q3 = 0.39, diperoleh ambang batas atas sebesar 0,737. Meskipun terdapat data yang melampai batas tersebut (hingga 2,69 mm), nilai nilai ekstrem ini tetap diinklusikan dalam pemodelan karena dianggap sebagai representasi nyata dari dinamika presipitasi di DKI Jakarta. Rangkaian pra pemrosesan ini menghasilkan

Sandi Badiwibowo Atim: * Penulis Korespondensi
Copyright © 2026, Sandi Badiwibowo Atim, Muhammad Afdhaluddin.

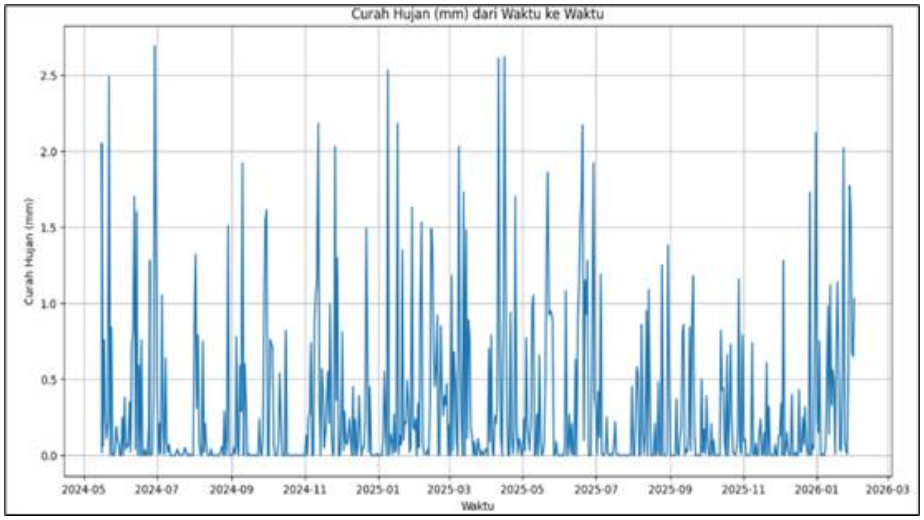
Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 1, March 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i1.236
Page 13-27

dataset yang *robust*, konsisten dan siap digunakan untuk tahap estimasi parameter model ARIMA.

Tahapan visualisasi awal dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman phyton untuk menghasilkan *time series plot* terhadap variable precip_mm hasil agregasi harian. Observasi mendalam dilakukan melalui visualisasi tersebut terhadap kemunculan tren, fluktuasi musiman, keberadaan nilai ekstrem (*noise*), serta indikasi anomali yang berpotensi memengaruhi asumsi fundamental model ARIMA.

```python
# Ambil nama kolom yang sebenarnya dari DataFrame
original_columns = df.columns.tolist()
time_col = original_columns[0]
precip_col = original_columns[1]

# Ubah nama kolom agar konsisten dengan asumsi
df = df.rename(columns={time_col: 'waktu', precip_col: 'curah_hujan_mm'})

# Konversi kolom 'waktu' ke datetime dan set sebagai index
df['waktu'] = pd.to_datetime(df['waktu'])
df = df.set_index('waktu')

# Pastikan kolom 'curah_hujan_mm' adalah numerik
df['curah_hujan_mm'] = pd.to_numeric(df['curah_hujan_mm'], errors='coerce')

# Hapus baris dengan nilai NaN di 'curah_hujan_mm' jika ada
df = df.dropna(subset=['curah_hujan_mm'])

# Ambil series curah hujan
ts_precipitation = df['curah_hujan_mm']

print("Data setelah preprocessing:")
display(ts_precipitation.head())

# Plot series waktu curah hujan
plt.figure(figsize=(14, 7))
plt.plot(ts_precipitation)
plt.title('Curah Hujan (mm) dari Waktu ke Waktu')
plt.xlabel('Waktu')
plt.ylabel('Curah Hujan (mm)')
plt.grid(True)
plt.show()
```

Gambar 2. Gambar code phyton visualisasi awal



Gambar 3. Gambar visualisasi awal

Sandi Badiwibowo Atim: * Penulis Korespondensi
Copyright © 2026, Sandi Badiwibowo Atim, Muhammad Afdhaluddin.

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 1, March 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i1.236
Page 13-27

Time series plot curah hujan harian DKI Jakarta memperlihatkan fluktuasi intensitas hujan yang tinggi sepanjang periode pengamatan, dengan dominasi nilai rendah serta kemunculan beberapa lonjakan ekstrem pada waktu tertentu. Pola ini menunjukkan variabilitas temporal yang khas pada wilayah beriklim tropis dan mengindikasikan bahwa data belum memenuhi asumsi stasioneritas, baik dari sisi rata-rata maupun varians. Oleh karena itu, visualisasi ini menjadi dasar penting untuk melanjutkan analisis pada tahap uji stasioneritas dan transformasi data sebelum diterapkan pemodelan ARIMA.

Pengujian stasioner menggunakna phyton mendapatkan hasil bahwa p_values kurang dari atau sama dengan 0.05 yang berarti menolak hipotesis 0. Hal ini berarti deret waktu percip_mm adalah stasioner.

```
Melakukan Uji Augmented Dickey-Fuller pada Curah Hujan...
ADF Statistic: -7.7846
P-value: 0.0000
Jumlah Lag yang Digunakan: 6
Jumlah Observasi yang Digunakan: 619
Nilai Kritis:
  1%: -3.4410
  5%: -2.8662
  10%: -2.5693

--- Interpretasi ---
P-value kurang dari atau sama dengan 0.05, yang berarti kita menolak hipotesis nol.
Ini menunjukkan bahwa deret waktu 'curah hujan' adalah **stasioner** (atau stasioner terhadap tren).
Anda mungkin tidak perlu melakukan differencing.

--- Interpretasi Alternatif (berdasarkan Statistik ADF) ---
Statistik ADF (-7.7846) kurang dari nilai kritis 5% (-2.8662).
Ini juga menunjukkan bahwa deret waktu adalah **stasioner**.
```

Gambar 4. Gambar hasil uji stasioner

```
print("Melakukan Uji Augmented Dickey-Fuller pada Curah Hujan...")

# Pastikan data tidak kosong sebelum melakukan uji ADF
if ts_precipitation.empty:
    print("Series curah hujan kosong setelah preprocessing. tidak dapat melakukan uji ADF.")
else:
    try:
        # Perform the ADF test
        result = adfuller(ts_precipitation)

        # Extract and print the results
        adf_statistic = result[0]
        p_value = result[1]
        num_lags = result[2]
        num_observations = result[3]
        critical_values = result[4]

        print(f'ADF Statistic: {adf_statistic:.4f}')
        print(f'P-value: {p_value:.4f}')
        print(f'Jumlah Lag yang Digunakan: {num_lags}')
        print(f'Jumlah Observasi yang Digunakan: {num_observations}')
        print('Nilai Kritis:')
        for key, value in critical_values.items():
            print(f'  {key}: {value:.4f}')

        print('\n--- Interpretasi ---')
        if p_value <= 0.05:
            print("P-value  kurang dar atau sama dengan 0.05, yang berarti kita menolak hipotesis nol.")
            print("Ini menunjukkan bahwa deret waktu 'curah hujan' adalah **stasioner** (atau stasioner terhadap tren).")
            print("Anda mungkin tidak perlu melakukan differencing.")
        else:
            print("P-value lebih besar dari 0.05, yang berarti kita gagal menolak hipotesis nol.")
            print("Ini menunjukkan bahwa deret waktu 'curah hujan' adalah **non-stasioner** dan memiliki unit root.")
            print("Anda mungkin perlu melkukan diferncing untuk membuatnya stasioner sebelum memodekan dengan ARIMA.")

        # Alternatif,bandinkan stistik ADF dengan nilai kritis
        print("\n--- Interpretasi Alternatif (berdasarkan Statistik ADF) ---")
        if adf_statistic < critical_values['5%']:
            print(f"Statistik ADF ({adf_statistic:.4f}) kurang dari nilai kritis 5% ({critical_values['5%']:.4f}).")
            print("Ini juga menunjukkan bahwa deret waktu adalah **stasioner**.")
        else:
            print(f"Statistik ADF ({adf_statistic:.4f}) lebih besar dari nilai kritis 5% ({critical_values['5%']:.4f}).")
            print("Ini juga menunjukkan bahwa deret waktu adalah **non-stasioner**.")

    except Exception as e:
        print(f"Terjadi kesalahan saat melakukan uji ADF: {e}")
        print("Pastikan series memiliki cukup data dan tidak konstan.")
```

Gambar 5. Gambar code phyton uji stasioner

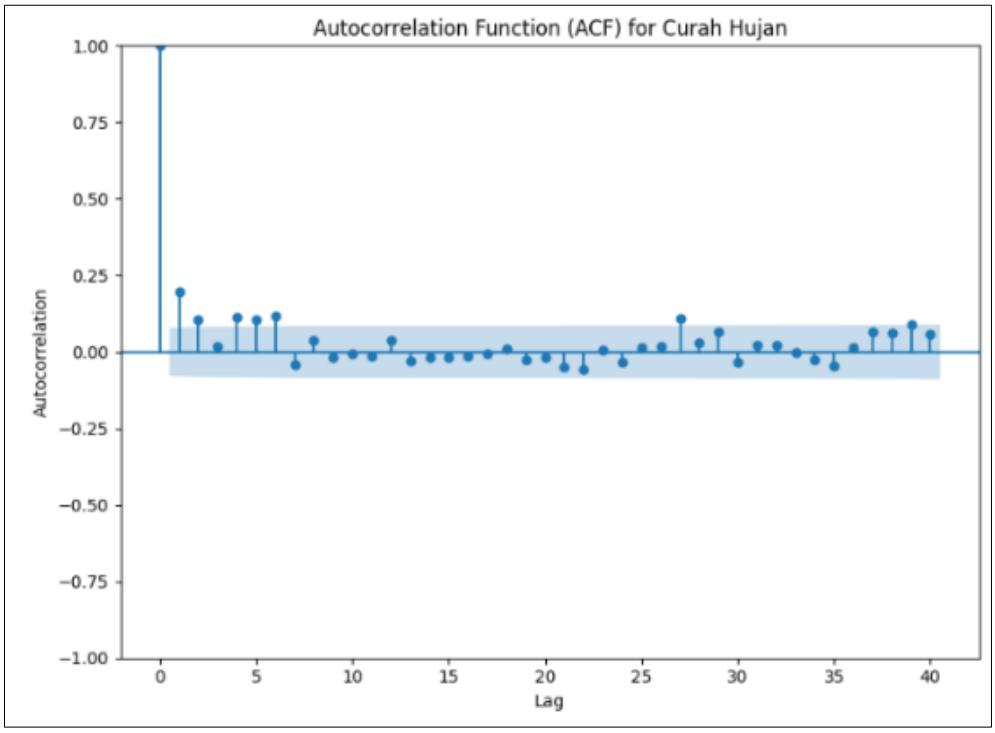
Sandi Badiwibowo Atim: * Penulis Korespondensi
Copyright © 2026, Sandi Badiwibowo Atim, Muhammad Afdhaluddin.

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 1, March 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i1.236
Page 13-27

Langkah selanjutnya menentukan parameter ARIMA dengan menganalisis grafik *AutoCorrelation Function* (ACF) dan *Partial AutoCorrelation Function* (PACF) pada data yang sudah stasioner.

```python
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_acf, plot_pacf
import matplotlib.pyplot as plt

# Pastikan data !kosong sebelum proses plotting
if ts_precipitation.empty:
    print("Series curah hujan kosong. Tidak dapat membuat plot ACF/PACF.")
else:
    # Buat figure dengan dua subplot
    fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(16, 6))

    # Plot ACF
    plot_acf(ts_precipitation, lags=40, ax=axes[0]) # Sesuaikan jumlah lags sesuai kebutuhan
    axes[0].set_title('Autocorrelation Function (ACF) for Curah Hujan')
    axes[0].set_xlabel('Lag')
    axes[0].set_ylabel('Autocorrelation')

    # Plot PACF
    plot_pacf(ts_precipitation, lags=40, ax=axes[1]) # Sesuaikan jumlah lags sesuai kebutuhan
    axes[1].set_title('Partial Autocorrelation Function (PACF) for Curah Hujan')
    axes[1].set_xlabel('Lag')
    axes[1].set_ylabel('Partial Autocorrelation')

    plt.tight_layout()
    plt.show()
```

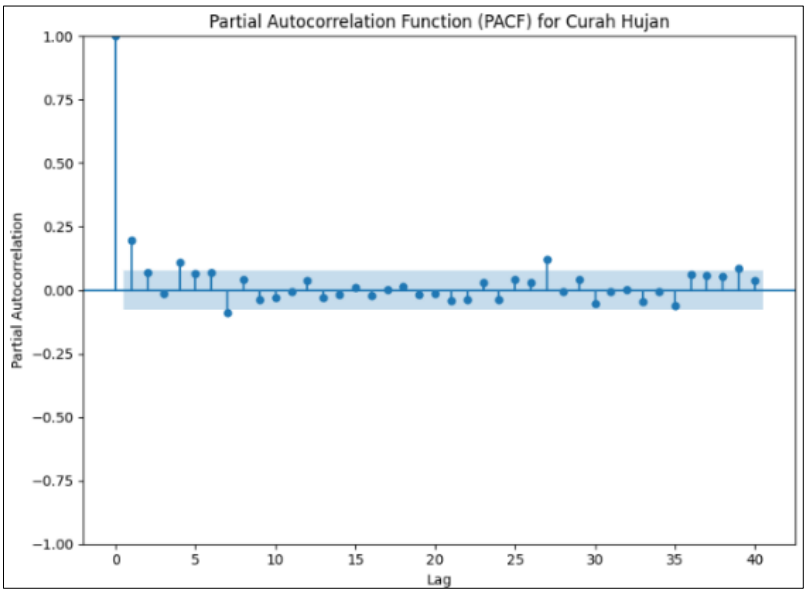
Gambar 6. Gambar code phyton grafik ACF dan PACF



Gambar 7. Gambar *Autocorrelation Function* (ACF)

Sandi Badiwibowo Atim: * Penulis Korespondensi
Copyright © 2026, Sandi Badiwibowo Atim, Muhammad Afdhaluddin.

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 1, March 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i1.236
Page 13-27



Gambar 8. Gambar *Partial Autocorrelation Function* (ACF)

Berdasarkan hasil uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF), data curah hujan harian telah bersifat stasioner pada level dengan nilai p-value < 0,05, sehingga tidak diperlukan proses *differencing* dan parameter d ditetapkan sebesar nol. Selanjutnya, penentuan parameter p dan q dilakukan melalui analisis grafik *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dan *Autocorrelation Function* (ACF). Nilai p ditentukan berdasarkan pola pemotongan pada PACF, sedangkan nilai q ditentukan dari pola pemotongan pada ACF. Beberapa kombinasi parameter ARIMA(p,0,q) kemudian diuji untuk memperoleh model terbaik. Beberapa kombinasi paramater ARIMA (p, 0, d).

Tabel 3. Tabel kombinasi parameter ARIMA

Kombinasi parameter	Alasan
ARIMA (1, 0, 0)	PACF cut-off tegas di lag 1, ACF tailing off konsisten dengan AR, Sangat cocok untuk curah hujan harian yang stasioner
ARIMA (1, 0, 1)	ACF lag-1 masih cukup kuat, indikasi MA(1) ringan, AR(1) tetap komponen utama Sering memberikan AIC lebih rendah dibanding AR(1)
ARIMA (2, 0, 0)	PACF lag-2 kecil tapi masih terlihat, Menangkap pengaruh jangka sangat pendek (2 hari), Tetap model AR murni dan stabil
ARIMA (2, 0, 1)	Kombinasi AR pendek + MA(1), Cocok untuk data hujan yang fluktuatif, Bisa unggul secara numerik (AIC)

Proses identifikasi dan evaluasi beberapa kandidat ARIMA dilakukan secara sistematis, selanjutnya pemilihan model dilakukan dengan mempertimbangkan kriteria statistik utama seperti nilai *Akaike Information Criterion* (AIC), signifikansi parameter, serta kelayakan diagnostik model.

Sandi Badiwibowo Atim: * Penulis Korespondensi
Copyright © 2026, Sandi Badiwibowo Atim, Muhammad Afdhaluddin.

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 1, March 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i1.236
Page 13-27

```
Ukuran data pelatihan: 500
Ukuran data pengujian: 126
Menggunakan orde ARIMA: (1, 0, 1)
/usr/local/lib/python3.12/dist-packages/statsmodels/tsa/base/tsa_model.py:473: ValueWarning:
  self._init_dates(dates, freq)
/usr/local/lib/python3.12/dist-packages/statsmodels/tsa/base/tsa_model.py:473: ValueWarning:
  self._init_dates(dates, freq)
/usr/local/lib/python3.12/dist-packages/statsmodels/tsa/base/tsa_model.py:473: ValueWarning:
  self._init_dates(dates, freq)
Model ARIMA berhasil dilatih.

--- Ringkasan Model ARIMA ---
                               SARIMAX Results
==============================================================================
Dep. Variable:         curah_hujan_mm   No. Observations:                  500
Model:                 ARIMA(1, 0, 1)   Log Likelihood                -371.572
Date:                Wed, 04 Feb 2026   AIC                            751.145
Time:                        13:54:01   BIC                            768.003
Sample:                             0   HQIC                           757.760
                                  - 500
Covariance Type:                  opg
==============================================================================
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.3185      0.061      5.243      0.000       0.199       0.438
ar.L1          0.6375      0.155      4.107      0.000       0.333       0.942
ma.L1         -0.4698      0.172     -2.728      0.006      -0.807      -0.132
sigma2         0.2588      0.016     16.292      0.000       0.228       0.290
===================================================================================
Ljung-Box (L1) (Q):                   0.06   Jarque-Bera (JB):               843.84
Prob(Q):                              0.81   Prob(JB):                         0.00
Heteroskedasticity (H):               0.97   Skew:                             2.11
Prob(H) (two-sided):                  0.84   Kurtosis:                         7.77
===================================================================================

Warnings:
[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).
```

Gambar 9. Gambar ARIMA (1,0,1)

```
Ukuran data pelatihan: 500
Ukuran data pengujian: 126
Menggunakan orde ARIMA: (1, 0, 0)
Model ARIMA berhasil dilatih.

--- Ringkasan Model ARIMA ---
                               SARIMAX Results
==============================================================================
Dep. Variable:         curah_hujan_mm   No. Observations:                  500
Model:                 ARIMA(1, 0, 0)   Log Likelihood                -373.329
Date:                Wed, 04 Feb 2026   AIC                            752.659
Time:                        14:08:12   BIC                            765.302
Sample:                             0   HQIC                           757.620
                                  - 500
Covariance Type:                  opg
==============================================================================
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.3180      0.051      6.178      0.000       0.217       0.419
ar.L1          0.1963      0.040      4.879      0.000       0.117       0.275
sigma2         0.2606      0.016     16.315      0.000       0.229       0.292
===================================================================================
Ljung-Box (L1) (Q):                   0.13   Jarque-Bera (JB):               803.57
Prob(Q):                              0.72   Prob(JB):                         0.00
Heteroskedasticity (H):               0.95   Skew:                             2.09
Prob(H) (two-sided):                  0.75   Kurtosis:                         7.60
===================================================================================

Warnings:
[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).
```

Gambar 10. Gambar ARIMA (1,0,0)

Sandi Badiwibowo Atim: * Penulis Korespondensi
Copyright © 2026, Sandi Badiwibowo Atim, Muhammad Afdhaluddin.

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 1, March 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i1.236
Page 13-27

```
Ukuran data pelatihan: 500
Ukuran data pengujian: 126
Menggunakan orde ARIMA: (2, 0, 1)
/usr/local/lib/python3.12/dist-packages/statsmodels/tsa/base/tsa_model.py:473: ValueWarning: A
  self._init_dates(dates, freq)
/usr/local/lib/python3.12/dist-packages/statsmodels/tsa/base/tsa_model.py:473: ValueWarning: A
  self._init_dates(dates, freq)
/usr/local/lib/python3.12/dist-packages/statsmodels/tsa/base/tsa_model.py:473: ValueWarning: A
  self._init_dates(dates, freq)
Model ARIMA berhasil dilatih.

--- Ringkasan Model ARIMA ---
                               SARIMAX Results
==============================================================================
Dep. Variable:         curah_hujan_mm   No. Observations:                  500
Model:                 ARIMA(2, 0, 1)   Log Likelihood                -367.876
Date:                Wed, 04 Feb 2026   AIC                            745.752
Time:                        14:12:39   BIC                            766.825
Sample:                             0   HQIC                           754.021
                                  - 500
Covariance Type:                  opg
==============================================================================
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.3184      0.054      5.933      0.000       0.213       0.424
ar.L1         -0.6269      0.104     -6.045      0.000      -0.830      -0.424
ar.L2          0.2461      0.046      5.300      0.000       0.155       0.337
ma.L1          0.8233      0.107      7.661      0.000       0.613       1.034
sigma2         0.2550      0.016     16.433      0.000       0.225       0.285
===================================================================================
Ljung-Box (L1) (Q):                   0.00   Jarque-Bera (JB):               812.55
Prob(Q):                              0.97   Prob(JB):                         0.00
Heteroskedasticity (H):               0.99   Skew:                             2.06
Prob(H) (two-sided):                  0.96   Kurtosis:                         7.69
===================================================================================

Warnings:
[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).
```

Gambar 11. Gambar ARIMA (2,0,1)

Berdasarkan hasil pemodelan deret waktu curah hujan menggunakan beberapa konfigurasi ARIMA, yaitu ARIMA(1,0,0), ARIMA(1,0,1), ARIMA(2,0,0), dan ARIMA(2,0,1), diperoleh bahwa seluruh model berhasil dilatih dengan baik pada data pelatihan sebanyak 500 observasi dan diuji pada 126 observasi data pengujian. Hasil estimasi parameter menunjukkan bahwa sebagian besar koefisien pada masing-masing model signifikan secara statistik (p-value < 0,05), yang mengindikasikan bahwa komponen autoregressive dan moving average memiliki kontribusi nyata dalam menjelaskan dinamika curah hujan harian di wilayah penelitian. Selain itu, hasil uji Ljung–Box pada seluruh model menunjukkan nilai probabilitas yang lebih besar dari 0,05, sehingga residual dapat dianggap bersifat white noise dan model telah mampu menangkap struktur dependensi temporal utama dalam data.

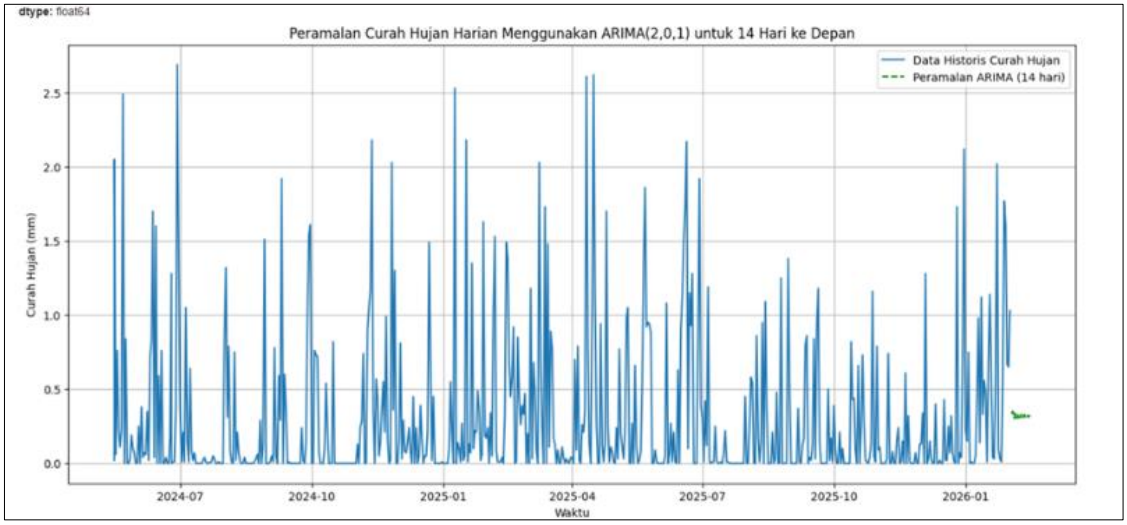
Dari sisi kriteria pemilihan model, perbandingan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Bayesian Information Criterion* (BIC) menunjukkan bahwa model ARIMA(2,0,1) memberikan kinerja terbaik dengan nilai AIC terendah (745,752) dibandingkan model lainnya. Hal ini mengindikasikan bahwa penambahan satu orde *autoregressive* dan satu komponen *moving average* mampu meningkatkan kemampuan model dalam merepresentasikan pola curah hujan tanpa menyebabkan kompleksitas yang berlebihan. Meskipun demikian, model ARIMA(1,0,0) tetap menunjukkan performa yang stabil dan parsimonious, sehingga dapat dipertimbangkan sebagai model baseline yang kuat dan mudah diinterpretasikan, terutama untuk kebutuhan operasional atau implementasi sederhana. Berdasarkan perbandingan nilai AIC dan signifikansi parameter, model ARIMA(2,0,1) dipilih sebagai model terbaik dan digunakan pada tahapan analisis serta peramalan selanjutnya, karena memberikan kinerja paling optimal dalam merepresentasikan dinamika curah hujan harian.

Model ARIMA(2,0,1) digunakan untuk memproyeksikan intensitas curah hujan harian di DKI Jakarta. Pemilihan model terbaik ini didasarkan pada kemampuannya menangkap ketergantungan temporal dan dinamika fluktuasi jangka pendek dari data deret waktu. Peramalan dibatasi pada horizon 1 hingga 14 hari ke depan untuk menjamin kinerja optimal dan menjaga akurasi prediksi. Mengingat karakteristik curah hujan Jakarta yang

Sandi Badiwibowo Atim: * Penulis Korespondensi
Copyright © 2026, Sandi Badiwibowo Atim, Muhammad Afdhaluddin.

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 1, March 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i1.236
Page 13-27

dinamis, jangka waktu pendek ini dipilih untuk meminimalkan akumulasi kesalahan sehingga hasil peramalan tetap valid secara metodologis dan aplikatif.



Gambar 12. Gambar peramalan curah hujan untuk 14 hari kedepan

Tabel 4. Tabel hasil peramalan 14 hari kedepan

Waktu	Percip_mm
2026-02-02	0.337498
2026-02-03	0.351059
2026-02-04	0.302565
2026-02-05	0.336306
2026-02-06	0.303217
2026-02-07	0.332266
2026-02-08	0.305910
2026-02-09	0.329583
2026-02-10	0.308255
2026-02-11	0.327453
2026-02-12	0.310168
2026-02-13	0.325729
2026-02-14	0.311719
2026-02-15	0.324332

Hasil peramalan curah hujan untuk periode 14 hari ke depan menunjukkan bahwa nilai presipitasi berada pada kisaran yang relatif stabil, yaitu antara 0,30 mm hingga 0,35 mm. Pola peramalan tidak memperlihatkan fluktuasi ekstrem, melainkan variasi kecil yang konsisten dari hari ke hari. Hal ini mengindikasikan bahwa model peramalan yang dibangun mampu menangkap karakteristik pola temporal data historis secara memadai, khususnya dalam merepresentasikan kecenderungan curah hujan jangka pendek.

4. KESIMPULAN

Analisis stasioneritas melalui uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) mengonfirmasi bahwa data curah hujan DKI Jakarta telah stasioner tanpa memerlukan proses differencing, sehingga berdasarkan identifikasi plot ACF dan PACF, model ARIMA (2,0,1) ditetapkan sebagai model terbaik karena secara efektif mampu merepresentasikan ketergantungan temporal jangka pendek. Hasil peramalan untuk horizon 14 hari ke depan menunjukkan variasi nilai yang relatif stabil pada rentang 0,30 mm hingga 0,35 mm tanpa indikasi

Sandi Badiwibowo Atim: * Penulis Korespondensi
Copyright © 2026, Sandi Badiwibowo Atim, Muhammad Afdhaluddin.

lonjakan ekstrem, yang menegaskan kemampuan model dalam menangkap dinamika fluktuasi harian secara memadai. Meskipun evaluasi akurasi prediktif secara kuantitatif melalui pembagian data (*train test split*) belum dilakukan, model ini telah memberikan landasan informatif yang penting bagi pengelolaan risiko hidrometeorologi di wilayah DKI Jakarta. Sebagai langkah pengembangan untuk meningkatkan reliabilitas penelitian, diperlukan penerapan skema validasi berbasis waktu serta perbandingan performa dengan metode peramalan alternatif di masa mendatang.

5. REFERENCES

[1] A. Rachmawardani and S. K. Wijaya, "Prediksi Banjir menggunakan ANFIS-PCA sebagai Peringatan Dini Bencana Banjir," *J. Tek. Energi Elektr.*, vol. 12, no. 2, pp. 335–351, 2024.

[2] A. Suaif and E. S. Rahayu, "Analisis faktor dan pola kejadian banjir di bandar lampung menggunakan arima, random forest, dan xgboost," *J. Tekomin*, vol. 3, no. 2, 2025.

[3] Y. K. U. Alif and K. Novita, "Desain Metode Prediksi Ketinggian Air Sungai Kuncir Kiri , Kabupaten Nganjuk , Provinsi Jawa Timur Menggunakan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)," *J. Amplif.*, vol. 14, no. 1, 2024.

[4] R. Mutiara, Mahmudi, and M. Y. Wijaya, "Prediksi Curah Hujan di Jakarta Menggunakan Model Hybrid (DWT-SVR-Prophet)," *IJCS*, vol. 13, no. 5, pp. 8179–8194, 2024.

[5] Yosia, Intan, and A. N, "PREDIKSI CURAH HUJAN SEBAGAI PENUNJANG KEGIATAN MICE MENGGUNAKAN MODEL BASED FORECASTING," *J. P4I*, vol. 5, no. 1, pp. 136–142, 2025.

[6] F. Ghaly and A. Susrifalah, "Peramalan Curah Hujan Sebagai Upaya Mitigasi Bencana Menggunakan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average," *J. MSA*, vol. 13, no. 1, pp. 1–8, 2025.

[7] K. N. Khikmah and D. A'yunin, "PERBANDINGAN KINERJA MODEL ARIMA DAN LSTM UNTUK PERAMALAN CURAH HUJAN DI KALIMANTAN TENGAH," *J. Ris. dan Apl. Mat.*, vol. 9, no. 2, pp. 199–207, 2025.

[8] A. R. Pratama and Firdaus, "PERBANDINGAN METODE ARIMA DENGAN FUZZY TIME SERIES MODEL CHEN PADA PERAMALAN CURAH HUJAN DI," *MATH-UMB.EDU*, vol. 11, no. 3, pp. 154–166, 2024.

[9] A. F. Syawal, S. Wahyuningsing, and M. Siringoringo, "Peramalan Curah Hujan di Kota Samarinda Menggunakan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Forecasting," *J. EKSPONENSIAL*, vol. 13, no. 1, pp. 153–160, 2022.

[10] R. P. Dhenanta and I. B. Kholifah, "Prediksi Curah Hujan Bulanan Kabupaten Trenggalek Tahun 2022 dan 2023 Menggunakan Metode ARIMA," *Semin. Nas. Off. Stat.*, pp. 1135–1144, 2023.

[11] M. I. Hakiqi and A. Firmansyah, "Peramalan Curah Hujan di Kota Bandung dengan Metode SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average)," *INFERENSI*, vol. 3862, pp. 23–29, 2023, doi: 10.12962/j27213862.v1i1.19119.

[12] S. Defiyanti *et al.*, "OPTIMASI PERTANIAN PADI : PERAMALAN CURAH HUJAN BERBASIS ARIMA RICE FARMING OPTIMIZATION : ARIMA-BASED RAINFALL FORECASTING FOR," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. JTIIK*, vol. 11, no. 6, pp. 1377–1384, 2024, doi: 10.25126/jtiik.2024118682.

[13] A. A. Nugroho, M. Haris, P. Studi, I. Komputer, F. T. Informasi, and U. N. Mandiri, "ANALISIS EFEKTIVITAS TEKNIK IMPUTASI PADA LSTM UNTUK MENINGKATKAN KUALITAS DATA PADA PERAMALAN CURAH HUJAN," *J. Inform. Rekayasa Elektron.*, vol. 7, no. 2, pp. 301–311, 2024.

[14] I. K. Selamat and Y. Setyawan, "PREDIKSI CURAH HUJAN PERBULAN DI KOTA

Sandi Badiwibowo Atim: * Penulis Korespondensi
Copyright © 2026, Sandi Badiwibowo Atim, Muhammad Afdhaluddin.

E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 1, March 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i1.236
Page 13-27

YOGYAKARTA PERIODE 2015-2019 MENGGUNAKAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA) DAN KALMAN FILTER," *J. Stat. Ind. dan Komputasi*, vol. 08, no. 1, pp. 15–31, 2023.

[15] D. S. Fahik and M. T. Jatipaningrum, "BANDAR UDARA INTERNASIONAL SOEKARNO HATTA DENGAN METODE HOLT-WINTERS EXPONENTIAL SMOOTHING DAN SEASONAL ARIMA Demeytris Suryani Fahik , Maria Titah Jatipaningrum Manusia bergerak untuk memenuhi kebutuhannya . Dalam pergerakannya , manusia membutuhkan alat," *J. Stat. Ind. dan Komputasi*, vol. 6, no. 1, pp. 77–87, 2021.

Sandi Badiwibowo Atim: * Penulis Korespondensi
Copyright © 2026, Sandi Badiwibowo Atim, Muhammad Afdhaluddin.