

Penerapan Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)* dalam Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Bandung Barat

Valda Azka Nadhira^{1,*),} Budi Nurani Ruchjana²⁾, Kankan Parmikanti³⁾

^{1,2,3}Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Padjadjaran, Sumedang, Indonesia

^{*}) email: budi.nurani@unpad.ac.id

Abstrak

Pemekaran wilayah Kabupaten Bandung yakni Kabupaten Bandung Barat (KBB) terletak di wilayah perbukitan dan dataran rendah. Curah hujan di Kabupaten Bandung Barat memiliki dampak terhadap produktivitas dan kinerja pada sektor-sektor utama, seperti pertanian, perkebunan, dan pariwisata. Rendahnya curah hujan dapat menyebabkan musim kemarau yang berkepanjangan dan mengakibatkan kekeringan. Sebaliknya, hujan yang turun secara ekstrem juga dapat membawa dampak negatif, yaitu menyebabkan erosi tanah serta dapat memengaruhi daya tarik dan kelancaran operasional destinasi pariwisata. Oleh sebab itu, peramalan curah hujan diperlukan dalam pengambilan kebijakan yang tepat, terutama terkait dampak perubahan curah hujan di KBB. Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)* digunakan dalam penelitian ini untuk meramalkan curah hujan di KBB. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menaksir parameter model SARIMA menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation (MLE)* serta menerapkan metode SARIMA dalam peramalan curah hujan di KBB, khususnya pada periode Desember-Januari-Februari (DJF). Hasil analisis yang dilakukan menunjukkan model SARIMA dapat diaplikasikan untuk meramalkan curah hujan di KBB. Model SARIMA terbaik yang diperoleh, yaitu ARIMA (2,1,0) (0,0,1)³ menghasilkan nilai MAPE sebesar 17,80% sehingga memiliki kriteria peramalan yang akurat.

Kata kunci: SARIMA, MLE, Curah Hujan.

MSC2020: 62M10, 62P12

Abstract

The expansion of the Kabupaten Bandung, namely Kabupaten Bandung Barat (KBB) is located in hilly and lowland areas. Rainfall in Kabupaten Bandung Barat has an impact on the productivity and performance of key sectors, such as agriculture, plantations and tourism. Low rainfall can lead prolonged dry seasons and result in drought. Conversely, extreme rainfall can also have negative impacts, such as causing soil erosion and potentially affecting the appeal and smooth operation of tourist destinations. Therefore, rainfall forecasting is needed in making appropriate policies, especially regarding the impacts of rainfall changes in KBB. The Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) method is applied in this study to forecast rainfall in KBB. The aims of this research are to estimate the parameters of the SARIMA model using the Maximum Likelihood Estimation (MLE)

^{*}) Corresponding Author

Received: 23-03-2025, Accepted: 30-04-2025, Published: 30-05-2025

method and to apply the SARIMA method in forecasting rainfall in KBB, particularly during the December-January-February (DJF) period. The results of the analysis show that the SARIMA model can be applied to forecast rainfall in KBB. The best SARIMA model obtained ARIMA(2,1,0)(0,0,1)³ with a MAPE value 17,80%, which indicates an accurate forecasting criterion.

Keywords: SARIMA, MLE, Rainfall.

MSC2020: 62M10, 62P12

Citation: V.A. Nadhira, B. N. Ruchjana, and K. Parmikanti, "Penerapan Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) dalam Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Bandung Barat", *KUBIK J. Publ. Ilm. Mat.*, Vol. 10, No. 1, pp. 109 - 121, 2025.

Pendahuluan

Curah hujan adalah jumlah total air hujan yang jatuh di suatu kawasan dalam kurun waktu tertentu dan diukur dalam satuan ketinggian milimeter (mm) di atas permukaan horizontal. Hujan dapat membantu makhluk hidup menghirup udara yang lebih baik karena dapat membersihkan berbagai jenis polutan dalam udara. Sebaliknya, hujan juga dapat membawa akibat yang tidak menguntungkan bagi masyarakat, terutama ketika terjadi hujan ekstrem. Curah hujan yang tinggi dapat merangsang pertumbuhan dan perkembangan Organisme Pengganggu Tanaman (OPT) yang berdampak buruk bagi pertanian [1] serta dapat memengaruhi daya tarik dan kelancaran operasional destinasi pariwisata. Rendahnya curah hujan juga dapat menyebabkan musim kemarau yang berkepanjangan dan mengakibatkan kekeringan yang memberikan dampak buruk bagi pertanian dan aktivitas manusia lainnya [2]. Oleh sebab itu, perubahan pola curah hujan dapat mengganggu berbagai sektor, yaitu pertanian, perkebunan, pariwisata dan bidang lainnya.

Kabupaten Bandung Barat (KBB) merupakan hasil pemekaran wilayah Kabupaten Bandung yang memiliki lahan yang subur dan berpotensi di sektor pertanian karena terletak di wilayah perbukitan dan dataran rendah [3]. Sektor pariwisata yang terdapat di KBB adalah Taman Bunga Parongpong di Desa Cihideung, air terjun di Rongga, tempat wisata alam di Kecamatan Lembang. Dengan kata lain, KBB memiliki beragam potensi ekonomi yang mencakup di berbagai sektor, seperti pertanian, pariwisata, dan perkebunan. Oleh sebab itu, pola curah hujan di wilayah KBB perlu diperhatikan karena dapat memengaruhi produktivitas dan kinerja sektor-sektor tersebut. Langkah yang dapat dilakukan adalah dengan meramalkan curah hujan menggunakan data sekunder berupa curah hujan pada setiap bulan Desember-Januari-Februari (DJF) karena pada saat bulan tersebut lingkungan menjadi lebih basah [4]. Model SARIMA digunakan untuk membantu peramalan karena curah hujan menunjukkan keterkaitan dengan pola musiman dalam *time series* [5].

Model SARIMA pernah dilakukan dalam beberapa penelitian sebelumnya antara lain: peramalan curah hujan di Kota Shouguang [5], peramalan tingkat inflasi di Indonesia [6], serta membandingkan metode ARIMA dan SARIMA untuk menemukan metode terbaik dalam meramalkan penjualan telur ayam [7]. Penelitian ini menggunakan model SARIMA, *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) sebagai metode dalam menaksir parameter, dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dalam mengukur akurasi peramalan. Penelitian peramalan curah hujan pernah dilakukan di daerah lain menggunakan metode Agglomerative dan Metode K-Means menunjukkan bahwa kedua metode dalam analisis cluster dapat digunakan untuk menentukan kelompok lokasi-lokasi curah hujan di wilayah Bogor.

Metode

Kestasioneritas Data

Suatu *time series* disebut stasioner apabila mempunyai *mean*, varians, atau kovarians yang konstan terhadap waktu. Pengujian stasioneritas sangat penting dilakukan untuk memastikan analisis dan pemodelan data *time series* yang akurat.

1) Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF)

Uji ADF dilakukan untuk memeriksa stasioneritas terhadap rataan. Pengujian ADF memiliki tujuan untuk mengidentifikasi apakah suatu deret waktu telah mengalami *differencing* yang cukup sehingga dapat dikatakan stasioner [9]. Statistik uji ADF dinyatakan dalam persamaan berikut [9]:

Hipotesis $H_0 : \delta=0$, data tersebut tidak stasioner dalam rataan

$H_1 : \delta<0$, data tersebut stasioner dalam rataan

$$\tau = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})}, \quad (1)$$

dengan

τ : nilai statistik uji ADF

$\hat{\delta}$: taksiran kuadrat terkecil δ

$SE(\hat{\delta})$: nilai *standard error*.

Kriteria uji:

Tolak H_0 jika nilai statistik $|\tau| > |t_{(\alpha;n)}|$ atau $p\text{-value} < \alpha(0,05)$.

Apabila data menunjukkan ketidakstasioneran, proses *differencing* perlu dilakukan hingga data memenuhi syarat kestasioneran terhadap rata-rata. Notasi operator *backward shift* (B) bermanfaat untuk menggambarkan proses *differencing* [10] sebagai berikut:

$$BZ_t = Z_{t-1}, \quad (2)$$

dengan

B : operator *backward shift*

Z_t : data pengamatan pada waktu ke- t

Z_{t-1} : data pengamatan pada waktu ke- $(t-1)$.

Dengan demikian, *differencing* orde ke- d adalah $(1 - B)^d Z_t$.

2) Transformasi Box-Cox

Transformasi Box-Cox merupakan cara untuk mengatasi ketidakstasioneran data terhadap varians. Box-Cox digunakan untuk mengatasi ketidakstasioneran varian. Suatu *time series* memenuhi syarat kestasioneran terhadap varians jika nilai lambda (λ) adalah satu. Tahap dalam melakukan transformasi Box-Cox adalah dengan memperkirakan nilai dari λ yang dapat dilakukan dengan mencari nilai $T(Z_t)$ melalui persamaan (3) [11].

$$T(Z_t) = \begin{cases} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}, & \text{untuk } \lambda \neq 0 \\ \ln Z_t, & \text{untuk } \lambda = 0. \end{cases} \quad (3)$$

Terdapat nilai λ beserta bentuk transformasinya yang ditunjukkan oleh Tabel 1 [11].

Tabel 1. Transformasi Box-Cox

Nilai λ	Model transformasi
-1	$\frac{1}{Z_t}$

-0.5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0	$\ln Z_t$
0.5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t

Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

Model SARIMA adalah perluasan dari model ARIMA yang digunakan untuk model berpola *seasonal* atau musiman. Pola *seasonal* merupakan pola yang berulang pada waktu tertentu, seperti harian, bulanan, atau tahunan. Model SARIMA dinotasikan sebagai $ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)^s$ dimana s mengacu pada periode *seasonal*, (p,d,q) merupakan orde untuk efek *non-seasonal*, dan (P,D,Q) merupakan orde untuk efek *seasonal* dengan bentuk umum yang dinyatakan dalam persamaan (4) [11] sebagai berikut:

$$\Phi_P(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)e_t, \quad (4)$$

dengan

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p), \quad (5)$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q), \quad (6)$$

$$\Phi_P(B^s) = (1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_P B^{Ps}), \quad (7)$$

$$\Theta_Q(B^s) = (1 - \Theta_1 B^s - \Theta_2 B^{2s} - \dots - \Theta_Q B^{Qs}), \quad (8)$$

dengan

$(1 - B)^d$: operator *backshift* untuk *differencing non-seasonal*

$(1 - B^s)^D$: operator *backshift* untuk *differencing seasonal*

$\phi_p(B)$: operator AR *non-seasonal* orde p

$\theta_q(B)$: operator MA *non-seasonal* orde q

$\Phi_P(B^s)$: operator AR *seasonal* orde P

$\Theta_Q(B^s)$: operator MA *seasonal* orde Q

e_t : residual pada waktu ke- t , $e_t \sim N(0, \sigma^2)$.

1. Autocorrelation Function (ACF)

ACF adalah alat statistik yang digunakan untuk mengukur korelasi antara pengamatan dalam *time series* pada *lag* yang berbeda. Model umum ACF jika rangkaian waktu yang diperhatikan adalah Z_1, Z_2, \dots, Z_n dinyatakan dalam persamaan (9) [11].

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, \quad (9)$$

dengan

$\hat{\rho}_k$: penaksir *autocorrelation lag* ke- k

$\hat{\gamma}_k$: penaksir *autocovariance lag* ke- k

$\hat{\gamma}_0$: penaksir varians pada *lag* ke-0

\bar{Z} : rata-rata data pengamatan

n : banyaknya pengamatan.

2. Partial Autocorrelation Function (PACF)

PACF digunakan untuk menghitung besar korelasi parsial antar data pengamatan pada waktu ke- t dengan waktu sebelumnya. Bentuk umum PACF dinyatakan melalui persamaan (10) [11] sebagai berikut:

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j}, \quad (10)$$

dengan

- $\hat{\phi}_{k+1,k+1}$: penaksir *partial autocorrelation* pada *lag* ke- $(k+1)$
- $\hat{\phi}_{kj}$: penaksir *partial autocorrelation* pada *lag* ke- k dan ke- j
- $\hat{\rho}_{k+1}$: penaksir *autocorrelation* pada *lag* ke- $(k+1)$
- $\hat{\rho}_{k+1-j}$: penaksir *autocorrelation* pada *lag* ke- $(k+1-j)$
- $\hat{\rho}_j$: penaksir *autocorrelation* pada *lag* ke- j .

3. Metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) untuk Penaksiran Parameter

Metode MLE melibatkan penaksiran parameter Φ, ϕ, θ , dan Θ dengan memaksimalkan fungsi *likelihood* pengamatan data yang diberikan. Pada metode MLE residual (e_t) bersifat *white noise* dengan $e_t \stackrel{iid}{\sim} N(0, \sigma^2)$. Persamaan MLE dinyatakan dalam persamaan (11) [11].

$$L(e|\Phi, \phi, \theta, \Theta, \sigma_e^2) = (2\pi\sigma_e^2)^{-\frac{n}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2\sigma_e^2} \sum_{t=1}^n e_t^2 \right], \quad (11)$$

dengan

- n : banyaknya pengamatan
- σ_e^2 : varians dari residual yang berdistribusi normal.

Selanjutnya, data yang diamati dibandingkan dengan hipotesis atau disebut dengan uji signifikansi [12]. Uji T digunakan dalam menguji signifikansi parameter model SARIMA, yaitu AR *non-seasonal*, MA *non-seasonal*, AR *seasonal*, dan MA *seasonal*.

- Hipotesis $H_0 : \phi = 0$, parameter ϕ tidak signifikan
 $H_1 : \phi \neq 0$, parameter ϕ signifikan

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})}, \quad (12)$$

dengan

- $\hat{\phi}$: taksiran parameter model SARIMA
- $SE(\hat{\phi})$: nilai *standard error* dari $\hat{\phi}$.

Kriteria uji pada uji signifikansi adalah tolak H_0 apabila $|t_{hitung}| > t_{(\frac{\alpha}{2}; n-n_p)}$ dengan n_p merupakan banyaknya parameter atau $p-value < \alpha(0,05)$.

4. Uji Normalitas

Uji Jarque-Bara adalah metode pengujian normalitas yang berfungsi untuk memeriksa apakah residual dari suatu model megikuti distribusi normal yang dilihat berdasarkan *skewness* dan *kurtosis* dari sisa tersebut. Uji jarque-Bara dinyatakan dalam persamaan (13) [13].

- Hipotesis H_0 : residual mengikuti distribusi normal
 H_1 : residual tidak mengikuti distribusi normal

$$JB = \frac{n}{6} \left((\sqrt{b_1})^2 + \frac{(b_2 - 3)^2}{4} \right), \quad (13)$$

dengan

$$\sqrt{b_1} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (e_t - \bar{e})^3}{\left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (e_t - \bar{e})^2 \right)^{3/2}}, \quad (14)$$

$$b_2 = \frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (e_t - \bar{e})^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (e_t - \bar{e})^2 \right)^2}, \quad (15)$$

dengan

JB : uji Jarque-Bera

\bar{e} : rata-rata residual

$\sqrt{b_1}$: skewness

b_2 : kurtosis.

Kriteria uji:

Tolak H_0 jika statistik hitung $JB > \chi^2_{(\alpha/2)}$ atau $p\text{-value} < \alpha (0,05)$.

5. Uji Autokorelasi

Suatu proses (Z_t) disebut proses *white noise* jika proses tersebut tidak terdapat autokorelasi pada residual [10]. Dalam penelitian ini, uji Ljung-Box dilakukan untuk menguji autokorelasi. Uji Ljung-Box dinyatakan dalam persamaan (16) [11] sebagai berikut:

Hipotesis $H_0 : \hat{\rho}_1 = \hat{\rho}_2 = \dots = \hat{\rho}_k = 0$, tidak terdapat autokorelasi pada residual

$H_1 : \text{minimal terdapat satu } \hat{\rho}_k \neq 0$, terdapat autokorelasi pada residual

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, \quad (16)$$

dengan

Q : uji Ljung-Box

$\hat{\rho}_k$: koefisien *autocorrelation* pada *lag* ke- k

K : total jumlah *lag* yang digunakan.

Kriteria uji:

Tolak H_0 jika statistik hitung $Q_M > \chi^2_{(\alpha; K-p-q)}$ $p\text{-value} < \alpha (0,05)$.

6. Kriteria Pemilihan Model Terbaik menggunakan *Akaike Information Criterion* (AIC)

AIC merupakan ukuran statistik yang digunakan untuk pemilihan dan perbandingan model di mana model yang memiliki nilai AIC lebih rendah dianggap lebih baik. Persamaan AIC dinyatakan dalam persamaan (17) [14].

$$AIC = -2 \log L(\hat{\theta}) + 2M, \quad (17)$$

dengan

M : banyak taksiran parameter

$L(\hat{\theta})$: fungsi *maximum likelihood*.

7. Akurasi Peramalan

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) diterapkan untuk melihat akurasi peramalan. MAPE mempresentasikan ukuran perbedaan antara data aktual dan prediksi. Semakin besar nilai MAPE maka semakin besar tingkat kesalahannya. Persamaan MAPE dinyatakan dalam persamaan (17) [15].

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t}}{n}, \quad (17)$$

dengan

Y_t : data aktual ke- t

\hat{Y}_t : data prediksi ke- t .

Tabel 2 merupakan skala untuk menilai akurasi MAPE [13].

Tabel 2. Kriteria MAPE

Nilai MAPE	Kriteria
$\leq 10\%$	Peramalan sangat akurat
$10\% < MAPE \leq 20\%$	Peramalan akurat
$20\% < MAPE \leq 50\%$	Peramalan wajar
$>50\%$	Peramalan tidak akurat

8. Data Penelitian

Data penelitian yang digunakan adalah data sekunder berupa curah hujan (mm) di Kabupaten Bandung Barat pada setiap periode bulan Desember-Januari-Februari tahun 1981 sampai tahun 2022 sebanyak 126 pengamatan. Data bulanan yang digunakan merupakan hasil penjumlahan data curah hujan harian yang terkumpul selama bulan tersebut dan diperoleh dari website Power NASA dengan laman <https://power.larc.nasa.gov>.

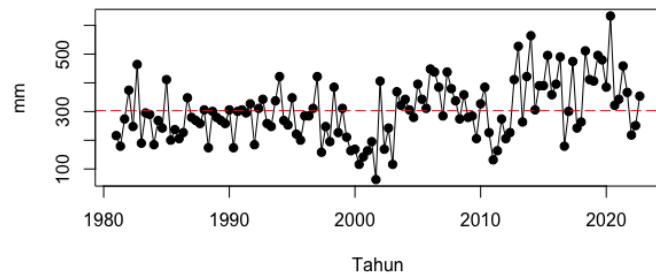
Hasil dan Diskusi

Tahap pertama dalam penelitian ini adalah perhitungan statistika deskriptif.

Tabel 3. Statistika Deskriptif data curah hujan

Statistika Deskriptif	Curah Hujan (mm)
Min.	63,28
Mean	302,96
Max.	632,81

Berdasarkan Tabel 3 nilai maksimum data curah hujan adalah 632,81 mm yang terjadi pada bulan Februari tahun 2020. Menurut BMKG (2020) hal ini disebabkan oleh beberapa fenomena, yaitu angin monsoon Asia dan Madden-Julian Oscillation (MJO) sehingga dapat memengaruhi variabilitas curah hujan. Selanjutnya, melakukan analisis data menggunakan plot *time series* yang digambarkan sebagai berikut:

**Gambar 1.** Plot time series data curah hujan

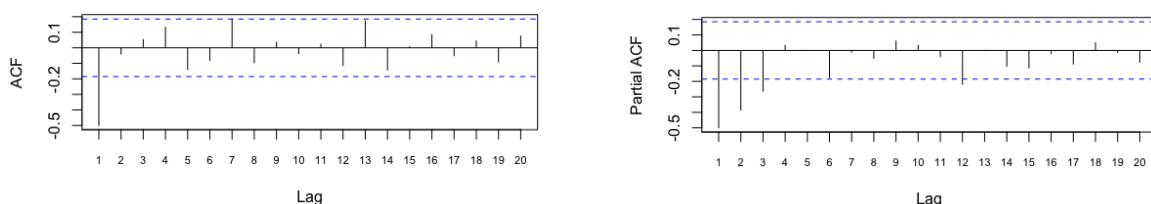
Melalui Gambar 1, data memiliki pola tipe *seasonal* karena memiliki pola yang berulang setiap 3 bulan. Garis berwarna merah dalam *plot* diartikan sebagai nilai rata-rata dan dapat dilihat bahwa data tidak menunjukkan stasioneritas terhadap rata-rata. Sebelum dilakukan pemeriksaan stasioneritas data dibagi menjadi dua, 90% data *in-sample* dan 10% data *out-sample*.

Selanjutnya dilakukan identifikasi model SARIMA dengan mengidentifikasi stasioneritas data menggunakan uji ADF dan transformasi Box-Cox. Berdasarkan hasil pengujian ADF didapatkan nilai *p-value* (0,0978) > α untuk *non-seasonal* dan *p-value* (0,1702) > α untuk *seasonal* sehingga H_0 tidak ditolak. Artinya, data tidak stasioner terhadap rataan dan memerlukan *differencing*.

Tabel 4. Data hasil *differencing* pertama pada efek *non-seasonal*

Pengamatan ke-	Differencing (Z'_t)
2	-36,91
3	94,92
4	100,19
:	:
110	174,02
111	-232,03
112	21,09
113	247,85

Tabel 4 menunjukkan hasil *differencing* pada efek *non-seasonal* sebanyak satu kali ($d = 1$). Setelah dilakukan *differencing*, diperoleh nilai ($9p\text{-value}$ (0,01) < α untuk *non-seasonal* dan *seasonal* sehingga H_0 ditolak dan data sudah stasioner baik dalam efek *non-seasonal* maupun *seasonal*. Kemudian, dilakukan pengecekan stasioneritas terhadap varians dan diperoleh nilai λ yang mendekati satu, yaitu sebesar 1,137877. Dengan demikian, data dapat dikatakan stasioner terhadap varians. Setelah melakukan uji kestasioneritas data, diperoleh *plot ACF* dan *PACF* yang dapat dilihat sebagai berikut:



Gambar 2. Plot ACF**Gambar 3.** Plot PACF

Berdasarkan Gambar 2 dapat dilihat *cut off* terjadi di *lag* ke-1 sehingga diasumsikan bahwa orde untuk *moving average non-seasonal* nya adalah $q = 0$ dan $q = 1$. Selanjutnya, dapat dilihat melalui Gambar 3 bahwa pada *lag* ke-1, ke-2, dan ke-3 terjadi *cut off* sehingga diasumsikan orde untuk *autoregressive non-seasonal* nya adalah $p = 0, p = 1, p = 2$, dan $p = 3$. *Cut off* pada PACF juga terjadi di *lag* *lag* ke-3 atau *lag seasonal* ke-1 sehingga diasumsikan bahwa orde untuk *autoregressive seasonal* nya adalah adalah $P = 0$ dan $P = 1$. Dengan demikian, diperoleh beberapa model dugaan sementara yang ditampilkan oleh Tabel 5.

Tabel 5. Dugaan sementara model SARIMA

No	Model ARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)^s$
1	ARIMA $(0,1,1)(1,0,0)^3$
2	ARIMA $(1,1,0)(1,0,0)^3$
3	ARIMA $(1,1,1)(1,0,0)^3$
4	ARIMA $(0,1,1)(0,0,1)^3$
5	ARIMA $(2,1,0)(0,0,1)^3$
6	ARIMA $(2,1,0)(1,0,0)^3$
7	ARIMA $(2,1,1)(1,0,0)^3$
8	ARIMA $(3,1,0)(0,0,1)^3$
9	ARIMA $(3,1,0)(1,0,0)^3$
10	ARIMA $(3,1,1)(1,0,0)^3$

Langkah selanjutnya adalah dilakukan penaksiran parameter pada setiap model SARIMA yang telah diidentifikasi menggunakan metode MLE dan menguji signifikansi menggunakan uji T dengan nilai $\alpha = 0,05$.

Tabel 6. Hasil penaksir parameter

Model SARIMA	Parameter	Penaksir Parameter	P-value
ARIMA $(0,1,1)(1,0,0)^3$	MA (1)	-0,868690	6,697e-16
	SAR (1)	0,192990	0,126100
ARIMA $(1,1,0)(1,0,0)^3$	AR (1)	-0,545409	2,213e-11
	SAR (1)	0,190408	0,0520900
ARIMA $(1,1,1)(1,0,0)^3$	AR (1)	-0,085156	0,577900
	MA (1)	-0,796322	1,234e-08
	SAR (1)	0,159671	0,178500

Model SARIMA	Parameter	Penaksir Parameter	<i>P-value</i>
ARIMA (0,1,1)(0,0,1) ³	MA (1)	-0,858708	< 2e-16
	SMA (1)	0,192182	0,087180
ARIMA (2,1,0)(0,0,1) ³	AR (1)	-0,773528	< 2,2e-16
	AR (2)	-0,712283	1,621e-06
	SMA (1)	-0,516705	0,039570
ARIMA (2,1,0)(1,0,0) ³	AR (1)	-0,753772	< 2,2e-16
	AR (2)	-0,559458	2,135e-08
	SAR (1)	-0,240857	0,040640
ARIMA (2,1,1)(1,0,0) ³	AR (1)	-0,480100	0,032400
	AR (2)	-0,377560	0,084350
	MA (1)	-0,372410	0,109970
ARIMA (3,1,0)(0,0,1) ³	SMA (1)	-0,129230	0,474540
	AR (1)	-0,871451	< 2,2e-16
	AR (2)	-0,720129	8,928e-09
ARIMA (3,1,0)(1,0,0) ³	AR (3)	-0,245198	0,024880
	SMA (1)	-0,194568	0,28197
	AR (1)	-0,868929	< 2,2e-16
ARIMA (3,1,1)(1,0,0) ³	AR (2)	-0,700609	6,324e-09
	AR (3)	-0,263501	0,008158
	SAR (1)	-0,139940	0,303770

Setelah dilakukan perhitungan, berdasarkan Tabel 6 diperoleh dua model SARIMA sementara yang signifikan, yaitu ARIMA (2,1,0)(0,0,1)³ dan ARIMA (2,1,0)(1,0,0)³.

Tahap berikutnya adalah melakukan *diagnostic checking*, di mana dugaan model SARIMA sementara yang signifikan diperiksa untuk memastikan model yang digunakan untuk peramalan sudah baik. Model dikatakan baik jika residual dari suatu model mengikuti distribusi normal dan tidak terdapat autokorelasi yang dihitung menggunakan uji Jarque-Bera dan uji Ljung-Box. Tabel 7 merupakan perhitungan uji normalitas menggunakan uji Jarque-Bera.

Tabel 7. Hasil uji normalitas

Model SARIMA	JB	P-value
ARIMA (2,1,0)(0,0,1) ³	2,063651	0,3564
ARIMA (2,1,0)(1,0,0) ³	4,186964	0,1233

Melalui analisis Tabel 7 diperoleh kesimpulan bahwa H_0 tidak ditolak karena $JB < \chi^2_{(\alpha;2)}(5,991465)$ atau $p\text{-value} > \alpha$ sehingga residual pada kedua model mengikuti distribusi normal. Selanjutnya, dilakukan perhitungan uji Ljung-Box untuk melihat apakah terdapat autokorelasi pada residual.

Tabel 8. Hasil uji autokorelasi

Model SARIMA	Q	P-value
ARIMA (2,1,0)(0,0,1) ³	5,559510	0,1351
ARIMA (2,1,0)(1,0,0) ³	7,338987	0,0618

Tabel 8 menjelaskan bahwa H_0 tidak ditolak karena $Q <$ nilai $\chi^2_{(\alpha;6-2-0)}(9,487729)$ atau $p\text{-value} > \alpha$ sehingga kedua model bersifat *white noise* (tidak terdapat autokorelasi pada residual). Oleh karena itu, didapatkan dua dugaan model SARIMA sementara yang dapat dikatakan baik. Setelah itu, dilakukan pemilihan model SARIMA terbaik untuk digunakan dalam meramalkan curah hujan di KBB dengan melihat nilai AIC pada kedua model.

Tabel 9. Nilai AIC

Model SARIMA	AIC
ARIMA (2,1,0)(0,0,1) ³	1339,11
ARIMA (2,1,0)(1,0,0) ³	1342,10

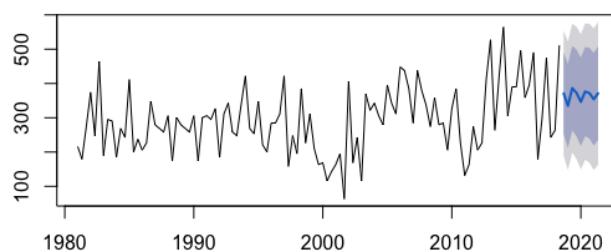
Berdasarkan Tabel 9 ARIMA (2,1,0)(0,0,1)³ adalah model SARIMA terbaik karena mempunyai nilai AIC terendah sehingga dapat diaplikasikan untuk peramalan curah hujan di Kabupaten Bandung Barat untuk setiap periode bulan Desember-Januari-Februari (DJF) tahun 2018-2021. Persamaan model ARIMA (2,1,0)(0,0,1)³ ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$\hat{Z}_t = 0,226472Z_{t-1} + 0,061245Z_{t-2} + 0,712283Z_{t-3} - 0,516705e_{t-3}$$

Tabel 10. Hasil peramalan curah hujan

Tahun	Bulan	Peramalan Curah Hujan (mm) per Bulan	Data Out-Sample Curah Hujan (mm) per Bulan
2018	Desember	371,13	411,33
2019	Januari	334,83	406,05
	Februari	386,35	495,7
	Desember	372,36	479,88
2020	Januari	346,48	384,96
	Februari	376,47	632,81
	Desember	371,70	321,68
2021	Januari	354,03	342,77
	Februari	371,09	458,79

Tabel 10 menjelaskan bahwa hasil peramalan curah hujan di KBB untuk periode bulan DJF tahun 2018-2021 memiliki rata-rata sebesar 364,94 mm. Berdasarkan hasil peramalan, nilai curah hujan pada Februari tahun 2019 adalah sebesar 386,35 mm yang merupakan curah hujan tertinggi sedangkan curah hujan terendah terjadi pada Januari di tahun yang sama, yaitu 334,83 mm. Gambar 4 menunjukkan *plot* hasil peramalan curah hujan di KBB.

**Gambar 4.** *Plot* hasil peramalan curah hujan

Setelah itu, dilakukan perhitungan MAPE untuk melihat akurasi model peramalan. Melalui perhitungan, didapat nilai MAPE sebesar 17,80%. Merujuk pada Tabel 2, didapat kesimpulan bahwa model peramalan memiliki kriteria peramalan yang akurat.

Kesimpulan

Model SARIMA terpilih memiliki MAPE 17.80% dan dapat digunakan untuk peramalan curah hujan DJF di KBB. menunjukkan nilai $MAPE \leq 20\%$ sehingga disimpulkan bahwa model peramalan memiliki kriteria peramalan yang akurat.

Ucapan Terima Kasih

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Rektor Universitas Padjadjaran atas pemberian dana diseminasi hasil penelitian dosen serta mahasiswa melalui *Academic Leadership Grant* tahun 2024 dengan nomor kontrak: 1425/UN6.3.1/PT.00/2024, serta kepada *reviewer* yang telah memberikan masukan untuk penyempurnaan paper ini.

Referensi

- [1] D. Sartika, R. Fatmasari, I. Junais and A. Ashari, "Dampak Perubahan Iklim terhadap Tingkat Pendapatan Rumah Tangga Petani Padi di Desa Karama Kecamatan Rilau Ale Kabupaten Bulukumba," *Jurnal Rekayasa dan Manajemen Agroindustri*, vol. 12, no. 1, pp. 66-77, 2024.
- [2] Bureau of Meteorology, "Australian Water Information Dictionary," 2023. [Online]. Available: <http://www.bom.gov.au/water/awid/id-861.shtml>. [Accessed 5 Oktober 2023].
- [3] Badan Perencanaan Pembangunan, Penelitian dan Pengembangan Daerah Kabupaten Bandung Barat, Profil Kabupaten Bandung Barat, Portal KBB, 2018.
- [4] Tukidi, "Karakter Curah Hujan," *Jurnal Geografi*, vol. 7, no. 2, pp. 136-145, 2010.
- [5] S. Wang, J. Feng and G. Liu, "Application of seasonal time series model in the precipitation forecast," *Mathematical and Computer Modelling*, vol. 58, no. 3-4, pp. 677-683, 2013.
- [6] M. I. Rizki and T. A. Taqiyuddin, "Penerapan Model SARIMA untuk Memprediksi Tingkat Inflasi di Indonesia," *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, vol. 7, no. 2, pp. 62-72, 2021.
- [7] Suseno and S. Wibowo, "Penerapan Metode ARIMA dan SARIMA Pada Peralaman Penjualan Telur Ayam Pada PT Agromix Lestari Group," *Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan (JTMIT)*, vol. 2, no. 1, pp. 33-40, 2023.
- [8] H. Khoirunnisa, dkk, "Perbandingan Penerapan Metode Agglomerative dengan Metode K-Means pada Data Curah Hujan di Wilayah Bogor," *KUBIK J. Publ. Ilm. Mat.*, vol. 5, no. 2, pp. 71 - 82, 2020.
- [9] N. A. Salsabila, S. Wahyuningsih and I. Purnamasari, "Pemodelan Vector Autoregressive Exogenous (VARX) untuk Meramalkan Data Ekspor dan Impor Total di Indonesia," *Jambura Journal of Probability and Statistics*, vol. 3, no. 2, pp. 128-140, 2022.
- [10] D. M. Putri and Aghsilni, "Estimasi Model Terbaik Untuk Peramalan Harga Saham PT. Polychem Indonesia Tbk. dengan ARIMA," *MApp (Mathematics and Applications) Journal*, vol. 1, no. 2, pp. 1-12, 2019.
- [11] W. W. Wei, Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods (2nd Edition), USA: Pearson Addison Wesley, 2006, p. 166.
- [12] D. S. Moore, G. P. McCabe and B. A. Craig, Introduction to the Practice of Statistics Sixth Edition, New York: W. H. Freeman and Company, 2009.
- [13] C. M. Jarque and A. K. Bera, "A Test for Normality of Observations and Regression Residuals," *International Statistical Review / Revue Internationale de Statistique*, vol. 55, no. 2, pp. 163-172, 1987.
- [14] A. Andueza, M. Á. D. Arco-Osuna, B. Fornés, R. González-Crespo and J. M. Martín-Álvarez, "Using the Statistical Machine Learning Models ARIMA and SARIMA to Measure the Impact of Covid-19 on Official Provincial Sales of Cigarettes in Spain," *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, vol. 8, no. 1, pp. 73-87, 2023.
- [15] K. D. Lawrence, R. K. Klimberg and S. McLawrence, Fundamentals of Forecasting Using Excel, New York: Industrial Press, Inc, 2009.