

Peramalan Curah Hujan Sebagai Upaya Mitigasi Bencana Menggunakan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*

Fayyadh Ghaly

Program Studi Statistika, Universitas Negeri Padang, fayyadhghaly@gmail.com

Amelia Susrifalah

Program Studi Statistika, Universitas Negeri Padang, susrifalahamelia@gmail.com

Yenni Kurniawati*

Program Studi Statistika, Universitas Negeri Padang, yennikurniawati@fmipa.unp.ac.id

*Corresponding author

ABSTRAK, Prediksi curah hujan berperan penting dalam mitigasi bencana untuk mengurangi dampak seperti kekeringan, banjir, dan longsor. Data curah hujan yang memiliki pola musiman memerlukan metode peramalan yang sesuai, salah satunya adalah SARIMA. Penelitian ini meramalkan curah hujan di Stasiun Klimatologi Deli Serdang, Sumatera Utara, berdasarkan data observasi bulanan untuk periode 2018–2023, yang menunjukkan pola musiman dengan siklus 12 bulan. Model terbaik yang diperoleh adalah SARIMA (0,0,1) (0,0,1)₁₂ dengan MAPE sebesar 19.5%, menunjukkan akurasi prediksi mencapai 80.5%. Hasil peramalan mengindikasikan penurunan curah hujan pada semester pertama 2024, yang berada dalam kategori curah hujan menengah. Temuan ini dapat mendukung strategi mitigasi risiko bencana serta perencanaan pengelolaan sumber daya alam terkait perubahan iklim. Model SARIMA juga berpotensi untuk diterapkan dalam studi klimatologi lebih lanjut.

Kata Kunci: Peramalan, Curah Hujan, Mitigasi Bencana, Musiman, SARIMA, Hidrometeorologi

1. PENDAHULUAN

Curah hujan merupakan elemen penting dalam siklus hidrologi yang berpengaruh terhadap berbagai aspek kehidupan manusia, termasuk sektor pertanian, perencanaan kota, dan mitigasi bencana alam [1]. Pemahaman terhadap pola dan intensitas curah hujan sangat diperlukan untuk mengantisipasi dampak yang ditimbulkan. Curah hujan yang tinggi sering kali memicu bencana hidrometeorologi, seperti banjir dan tanah longsor, yang dapat menyebabkan kerusakan infrastruktur, lahan pertanian, serta pemukiman, bahkan mengancam keselamatan manusia [2].

Berdasarkan data Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB) [3], sepanjang tahun 2023, di Sumatera Utara terjadi 112 kejadian banjir dan 19 kejadian tanah longsor, yang mengakibatkan 29 orang hilang

dan meninggal dunia serta memaksa 161.276 jiwa mengungsi. Selain itu, curah hujan yang rendah juga dapat memicu kekeringan, yang berdampak pada ketahanan pangan dan ketersediaan air bersih [4]. Pada tahun yang sama, Sumatera Utara mengalami 85 kejadian kekeringan, jumlah tertinggi dalam lima tahun terakhir, yang menyebabkan kerusakan pada ratusan rumah dan fasilitas umum serta mencederai puluhan orang [3]. Melihat dampak signifikan dari fluktuasi curah hujan, diperlukan langkah mitigasi yang efektif untuk mengurangi risiko bencana yang ditimbulkan.

Salah satu upaya mitigasi yang dapat diterapkan adalah dengan melakukan peramalan curah hujan [5]. Dengan mengetahui perkiraan curah hujan yang akan datang, pihak berwenang dapat mengimplementasikan strategi mitigasi yang tepat, seperti sistem peringatan dini, manajemen sumber daya air yang efisien, dan perencanaan tata ruang yang baik. Sehingga kita dapat meminimalkan kerugian dan melindungi kehidupan serta mata pencaharian masyarakat.

Peramalan curah hujan dapat dilakukan dengan analisis runtun waktu univariat. Pendekatan ini memungkinkan analisis perubahan data serta mempertimbangkan data historis untuk memperoleh informasi akurat terkait pola pergerakan di masa depan [6]. Pola data curah hujan biasanya bersifat musiman, yaitu suatu pola berulang-ulang dalam selang waktu yang tetap [7]. Oleh karena itu, diperlukan metode yang mampu menangkap pola musiman tersebut agar hasil peramalan lebih akurat.

Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) merupakan salah satu pendekatan yang efektif

untuk meramalkan data dengan pola musiman. SARIMA merupakan analisis runtun waktu univariat hasil perluasan dari model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dengan menambahkan komponen musiman [5]. Dalam peramalan curah hujan, SARIMA sangat sesuai digunakan karena data curah hujan menunjukkan pola musiman yang berulang secara berkala. Kemampuan SARIMA untuk menyesuaikan faktor musiman menjadikannya model yang stabil dan akurat [8].

Peramalan menggunakan analisis SARIMA telah diterapkan dalam berbagai penelitian, termasuk studi tentang peramalan curah hujan di Kabupaten Parigi Moutong yang menggunakan model SARIMA $(1,1,0)(0,1,1)_{12}$, dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 12.0157 [6]. Selain itu, penelitian lain tentang pemodelan curah hujan di Kota Bandung menghasilkan model terbaik SARIMA $(1,0,0)(0,1,1)_{12}$ dengan nilai *Mean Squared Error* (MSE) sebesar 15.2119 [9]. Berdasarkan kedua penelitian tersebut, model SARIMA terbukti mampu menghasilkan peramalan yang baik dan akurat pada data dengan pola musiman.

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode peramalan SARIMA dalam konteks mitigasi bencana di Sumatera Utara, khususnya dalam menganalisis pola curah hujan di Stasiun Klimatologi Deli Serdang. Hasil peramalan yang akurat diharapkan dapat membantu pihak berwenang dalam mengambil tindakan preventif untuk mengurangi risiko bencana hidrometeorologi seperti banjir dan kekeringan. Selain itu, penelitian ini juga berkontribusi dalam pengembangan teknik peramalan curah hujan yang lebih efisien dan menjadi landasan bagi studi lanjutan dalam bidang klimatologi dan mitigasi bencana.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Curah Hujan

Curah hujan menurut Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) didefinisikan sebagai ketinggian air hujan yang terkumpul dalam penakar hujan pada tempat yang datar, tidak menyerap, tidak meresap dan

tidak mengalir. BMKG mengklasifikasikan curah hujan bulanan ke dalam empat kategori berdasarkan volumenya [10]. Kategori pertama adalah rendah untuk curah hujan antara 0 hingga 100 mm, kategori menengah dari 100 hingga 300 mm, kategori tinggi dari 300 hingga 500 mm, sedangkan untuk kategori sangat tinggi yaitu curah hujan melebihi 500 mm.

Peramalan

Peramalan dapat didefinisikan sebagai suatu proses analisis yang bertujuan untuk memprediksi kemungkinan kejadian di masa depan berdasarkan perhitungan yang didasarkan pada data historis [11]. Dengan mengidentifikasi pola dan tren dari data masa lalu, peramalan memungkinkan estimasi yang lebih akurat terhadap peristiwa yang akan datang, sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan di berbagai bidang, seperti ekonomi, keuangan, geofisika, dan meteorologi [12].

Analisis Runtun Waktu

Analisis runtun waktu merupakan metode analisis statistik yang berfokus pada data yang tersusun dalam urutan waktu atau data *time series*, yang terdiri atas serangkaian pengamatan yang dikumpulkan pada interval waktu tertentu [13]. Metode ini digunakan untuk meramalkan nilai di masa mendatang, mengidentifikasi pola atau tren dalam data, serta memahami hubungan antara variabel yang mengalami perubahan seiring berjalannya waktu. Data *time series* memiliki empat pola data, yaitu horizontal, musiman, siklis, atau tren [14].

Stasioneritas

Dalam analisis *time series*, asumsi stasioneritas menjadi dasar dalam pembentukan model. Stasioneritas mengacu pada kondisi di mana data tidak mengalami perubahan drastis, dengan fluktuasi yang terjadi di sekitar nilai rata-rata yang tetap serta variansi yang tidak bergantung pada waktu [15].

Stasioneritas dapat diklasifikasikan ke dalam dua jenis, yaitu stasioneritas dalam rata-rata dan stasioneritas dalam variansi [13], [14]. Stasioneritas dalam rata-rata terjadi ketika nilai

rata-rata data tidak mengalami perubahan signifikan dari waktu ke waktu. Jika kondisi ini tidak terpenuhi, metode *differencing* dapat digunakan untuk menghilangkan tren yang menyebabkan ketidakstasioneran. Sementara itu, stasioneritas dalam variansi mengacu pada kondisi di mana variansi data tetap konstan sepanjang waktu tanpa menunjukkan perubahan yang mencolok. Untuk mengatasi ketidakstasioneran dalam variansi, transformasi seperti metode Box-Cox dapat diterapkan guna menstabilkan variansi sebelum dilakukan analisis lebih lanjut.

Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

Model SARIMA adalah pengembangan dari model ARIMA yang dirancang untuk data dengan pola musiman, yaitu pola yang berulang dalam interval waktu tertentu. Model SARIMA didefinisikan sebagai [16].

$$\phi(B)\Phi(B^s)(1 - B)^d(i - B^s)^p y_t = \theta(B)\Theta(B^s)\varepsilon_t \tag{2.1}$$

dimana:

- $\phi(B)$: AR (p) nonmusiman
- $\Phi(B^s)$: AR (P) musiman
- $\theta(B)$: MA (q) nonmusiman
- $\Theta(B^s)$: MA (Q) musiman
- ε_t : urutan *white noise* dengan rata-rata nol dan varians σ^2

Autocorrelation Function

Fungsi autokorelasi mengukur hubungan antara nilai dalam suatu deret waktu dengan nilai sebelumnya pada berbagai selang waktu (*time lag*) seperti 0, 1, 2 periode, atau lebih. ACF berperan dalam mengidentifikasi model *Moving Average* (MA). Persamaan fungsi autokorelasi dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$r(k) = \frac{\sum_{t=1}^n (Z(t) - \bar{Z})(Z(t - k) - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z(t) - \bar{Z})^2} \tag{2.2}$$

dengan:

- $r(k)$ = nilai dari fungsi autokorelasi (ACF) pada lag waktu ke-k
- $Z(t)$ = nilai deret waktu ke-t

\bar{Z} = rata-rata data pengamatan

Partial Autocorrelation Function

Fungsi autokorelasi parsial (PACF) digunakan untuk mengukur tingkat hubungan antara nilai deret waktu ke-t ((t)) dengan nilai pada k periode sebelumnya, setelah menghilangkan pengaruh dari selang waktu lainnya. PACF berperan dalam identifikasi model *Autoregressive* (AR). Persamaan fungsi autokorelasi parsial dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$r(k) = \Phi_1 r(k - 1) + \Phi_2 r(k - 2) + \dots + \Phi_p r(k - p) \tag{2.3}$$

dengan:

- $r(k)$ = nilai dari fungsi autokorelasi (ACF) pada lag waktu ke-k
- p = ordo *autoregressive*
- Φ_p = nilai dari fungsi autokorelasi parsial (PACF) pada Ar ordo ke-p

3. METODOLOGI

Penelitian ini merupakan studi terapan yang menggunakan data sekunder dari BPS Provinsi Sumatera Utara. Data utama berupa curah hujan (mm) diperoleh dari observasi bulanan Stasiun Klimatologi Deli Serdang periode 2018–2023.

Analisis dilakukan menggunakan perangkat lunak statistik *RStudio* dengan *library forecast*, menggunakan fungsi *Arima()* dengan parameter *seasonal=c()*. Tahapan penelitian ini dilakukan sebagai berikut.

1. Eksplorasi data secara deskriptif.
2. Memeriksa pola data musiman dengan memperhatikan plot data runtun waktu dan plot ACF.
3. Pengujian stasioner data baik dalam varian maupun rata-rata menggunakan plot Box-Cox, plot ACF, dan PACF.
 - a. Jika data tidak stasioner terhadap varian, dilakukan transformasi data dengan metode Box-Cox.

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

- b. Jika data tidak stasioner terhadap rata-rata, dilakukan *differencing*.
4. Menentukan dugaan model sementara dan menentukan orde model dengan memperhatikan plot ACF serta PACF data yang sudah stasioner.
5. Menduga parameter model dan menguji signifikansi parameter menggunakan uji t atau nilai *p-value* dengan tingkat signifikansi $\alpha = 0.05$ (5%).
6. Pemeriksaan diagnostik untuk memastikan residual model memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Model dikatakan lulus pemeriksaan diagnostik ketika residual berada dalam batas signifikan.
7. Memilih model terbaik dengan melihat nilai AIC dan BIC terkecil, terutama jika terdapat lebih dari satu model yang memenuhi syarat signifikansi parameter (langkah 5) dan asumsi (langkah 6).
8. Peramalan menggunakan model terbaik yang diperoleh.

4. PEMBAHASAN

Analisis Data Deskriptif

Ringkasan data curah hujan 6 tahun terakhir ditampilkan dalam tabel 4.1, dari tahun 2018 hingga 2023, di Stasiun Klimatologi Deli Serdang.

Tabel 4.1 Ringkasan Deskriptif Data Curah Hujan pada Stasiun Klimatologi Deli Serdang

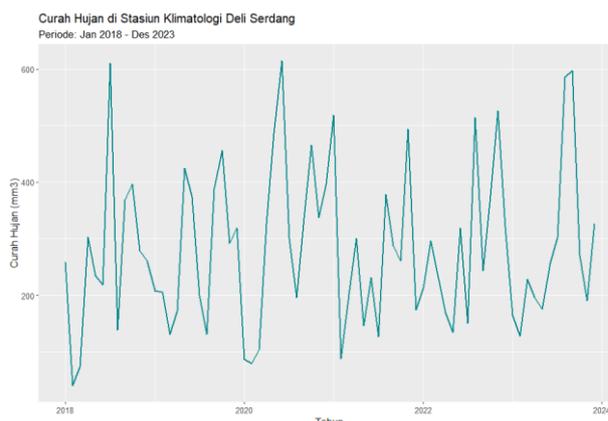
Statistik Deskriptif	Curah Hujan (mm)
Rata-rata	282.36
Simpangan baku	140.13
Maksimum	615.00
Minimum	40.00

Rata-rata curah hujan selama periode tersebut adalah 282.36 mm, termasuk dalam kategori curah hujan menengah. Variabilitas curah hujan relatif tinggi, ditunjukkan oleh nilai simpangan baku yang besar. Hal ini mengindikasikan kondisi cuaca cenderung bervariasi di wilayah tersebut, dengan beberapa

periode mengalami curah hujan yang signifikan lebih tinggi atau lebih rendah dari rata-rata. Curah hujan maksimum mencapai 615 mm (kategori sangat tinggi), sementara curah hujan minimum adalah 40 mm (kategori rendah).

Identifikasi Pola Musiman

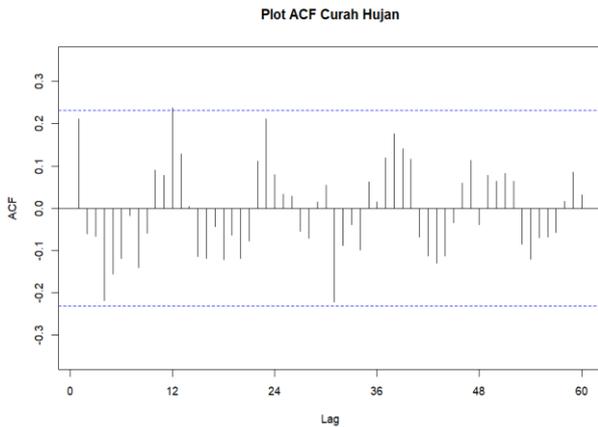
Pola musiman dalam data curah hujan dapat diidentifikasi dengan jelas melalui visualisasi plot *time series* dan plot ACF. Plot *time series* memungkinkan kita untuk melihat fluktuasi data secara langsung dan mengamati pola berulang yang terjadi pada interval waktu tertentu. Sementara itu, plot ACF membantu dalam mengidentifikasi lag waktu dimana data menunjukkan korelasi yang signifikan, yang mengindikasikan adanya pola musiman. Visualisasi ditampilkan dalam Gambar 4.1 dan Gambar 4.2.



Gambar 4.1 Plot Data Curah Hujan

Pola curah hujan di Stasiun Klimatologi Deli Serdang yang terlihat pada Gambar 4.1 menunjukkan adanya pola musiman yang konsisten dari tahun ke tahun. Pola ini ditandai dengan perulangan pada jangka waktu tertentu, dimana curah hujan setiap akhir tahun cenderung mengalami peningkatan signifikan. Fenomena ini dapat disebabkan oleh faktor iklim regional seperti musim hujan yang biasanya berlangsung pada bulan-bulan tertentu.

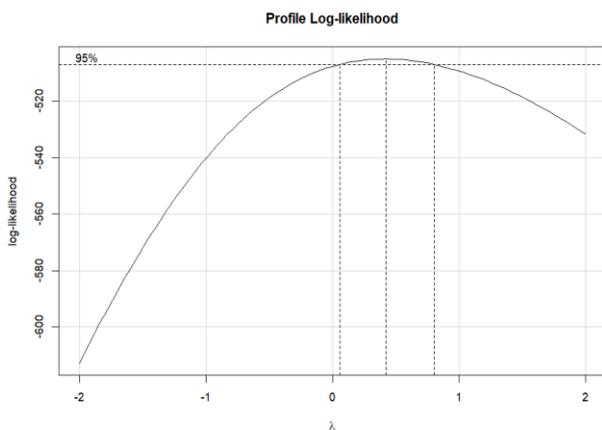
Pada plot ACF terdapat pola gelombang yang berulang. Pola ini mengindikasikan bahwa data curah hujan di Stasiun Klimatologi Deli Serdang memiliki pola musiman. Pola musiman berulang setiap kelipatan lag ke-12, artinya pola musiman data curah hujan ini adalah tahunan.



Gambar 4.2 Plot ACF Data Curah Hujan

Pemeriksaan Stasioneritas Data

Pengujian stasioneritas dalam varians menggunakan Uji Box-Cox. Jika lambda yang dihasilkan adalah 1 maka data dapat dikatakan stasioner. Pengujian kehomogenan varians data curah hujan menggunakan Uji Box-Cox dapat dilihat pada Gambar 4.3.

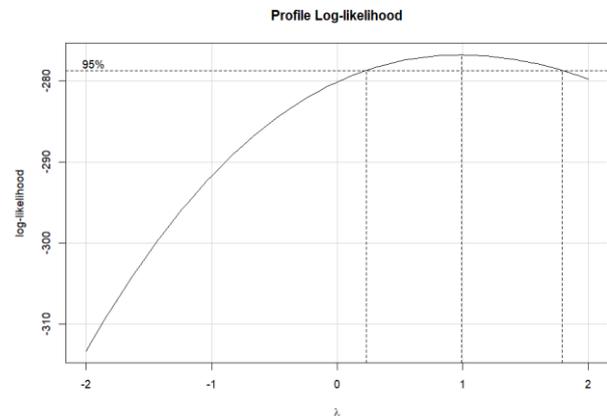


Gambar 4.3 Plot Box-Cox Curah Hujan

Gambar 4.3 menunjukkan bahwa estimasi nilai lambda untuk data curah hujan adalah 0.4242. Nilai lambda yang kurang dari 1 menunjukkan bahwa data curah hujan di Stasiun Klimatologi Deli Serdang tidak stasioner dalam ragam. Untuk menstabilkan varians, dilakukan transformasi menggunakan metode Box-Cox.

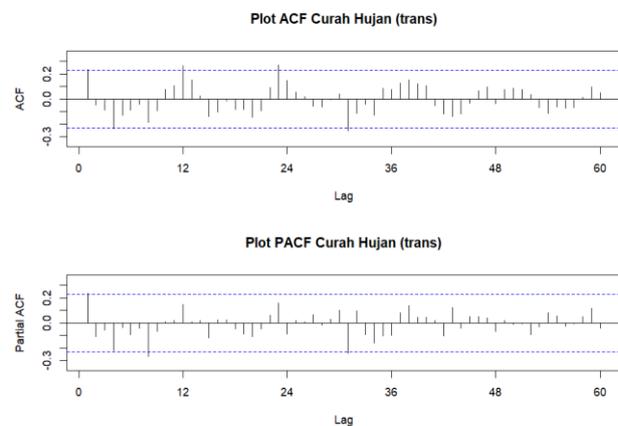
Gambar 4.3 juga menunjukkan bahwa data curah hujan di Stasiun Klimatologi Deli Serdang telah stasioner dalam varians, ditunjukkan oleh nilai λ sebesar 1 yang terletak di dalam LCL dan UCL (95%) pada hasil transformasi. Setelah memastikan bahwa asumsi stasioneritas data dalam varians terpenuhi, langkah berikutnya

adalah memperhatikan stasioneritas data dalam rata-rata menggunakan plot ACF dan plot PACF dari data hasil transformasi.



Gambar 4.4 Plot Box-Cox Curah Hujan Tranformasi

Plot ACF dan PACF pada Gambar 4.5 mengindikasikan bahwa data curah hujan hasil tranformasi sudah stasioner dalam rata-rata. Hal ini dapat dilihat dari nilai autokorelasi dari lag 1 langsung turun mendekati nol pada lag 2 (*cut off*). Oleh karena itu, proses differencing tidak perlu dilakukan.



Gambar 4.5 Plot ACF dan PACF Curah Hujan Tranformasi

Identifikasi Model

Penentuan orde SARIMA dibagi menjadi dua tahap, yaitu penentuan orde nonmusiman lalu orde musiman. Orde nonmusiman yang terbentuk berdasarkan plot ACF dan PACF di atas adalah ARIMA(1,0,1). Penentuan orde dapat dilihat berdasarkan jumlah lag yang keluar dari garis batas signifikan. Orde AR(1) dilihat pada plot PACF, sedangkan MA(1) diperoleh dari lag plot ACF. Selanjutnya menentukan orde

musiman yang dilihat dari jumlah lag yang keluar pada setiap periode musiman, yaitu lag 12, 24, dan 36. Orde musiman untuk AR tidak ada, karena lag setiap periode musiman berada dalam batas signifikan. Sedangkan orde musiman untuk MA adalah 1 atau SMA(1), karena lag ACF ke-12 keluar dari batas signifikan.

Berdasarkan analisis di atas, model nonmusiman yang terbentuk adalah ARIMA (1,0,1) dan model musiman yang terbentuk adalah ARIMA (0,0,1)₁₂. Sehingga model sementara untuk data curah hujan adalah SARIMA (1,0,1)(0,0,1)₁₂. Model tersebut tidak memiliki orde *differencing* karena data tidak melalui proses tersebut. Dari model sementara, dapat dibentuk beberapa model tentatif yaitu SARIMA (1,0,0)(0,0,1)₁₂, SARIMA (0,0,1)(0,0,1)₁₂, dan SARIMA (1,0,1)(0,0,1)₁₂.

Uji Signifikansi Parameter

Untuk memilih model yang akan digunakan, dilakukan uji signifikansi parameter model. Hal ini bertujuan untuk melihat model mana yang signifikan dan optimal digunakan. Berdasarkan hasil uji signifikansi parameter model yang ditampilkan pada tabel 4.2, semua parameter dalam model 2 terbukti signifikan, ditunjukkan oleh nilai *p-value* yang lebih kecil dari alfa 0.05. Hal ini mengindikasikan bahwa setiap parameter dalam model 2 memiliki kontribusi yang signifikan dalam menjelaskan variabilitas data.

Tabel 4.2 Uji Signifikansi Parameter Model

Model	Parameter	Estimate	Pr(> z)
SARIMA (1,0,0)(0,0,1) ₁₂	AR(1)	0.20696	0.05984
	SMA(1)	0.28518	0.02154
	Intercept	22.6399	<2e-16
SARIMA (0,0,1)(0,0,1) ₁₂	MA(1)	0.26548	0.03210
	SMA(1)	0.28955	0.01956
	Intercept	22.6518	<2e-16
SARIMA (1,0,1)(0,0,1) ₁₂	AR(1)	-0.45920	0.14682
	MA(1)	0.70247	0.00677
	SMA(1)	0.29469	0.01492
	Intercept	22.65621	2.2e-16

Sementara itu, model 1 dan model 3 memiliki satu atau lebih parameter yang tidak signifikan karena *p-value* lebih besar dari 0.05. Ketidaksignifikanan ini menunjukkan bahwa beberapa variabel dalam model 1 dan 3 tidak memberikan pengaruh yang cukup kuat terhadap

hasil peramalan, sehingga model 2 lebih optimal dalam menggambarkan pola data yang dianalisis.

Tabel 4.3 Nilai AIC dan BIC Model

	Model		
	SARIMA (1,0,0)(0,0,1) ₁₂	SARIMA (0,0,1)(0,0,1) ₁₂	SARIMA (1,0,1)(0,0,1) ₁₂
AIC	479.85	478.92	479.70
BIC	489.27	488.34	491.48

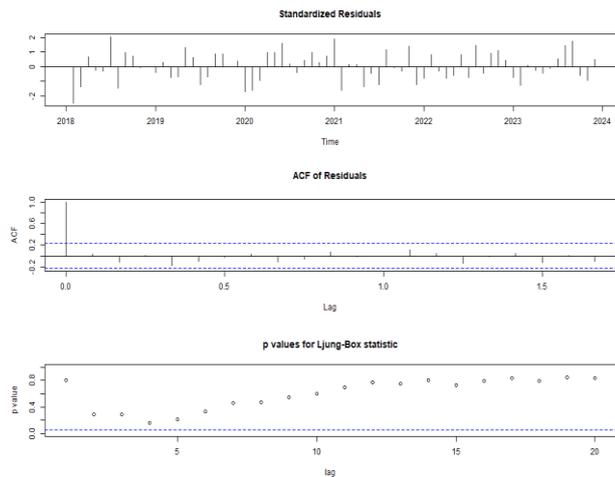
Model SARIMA (0,0,1)(0,0,1)₁₂ dipilih sebagai model terbaik juga diperkuat dengan nilai AIC dan BIC yang ditampilkan pada tabel 4.3, model 2 memiliki nilai paling rendah dibandingkan model lainnya. Nilai AIC dan BIC yang lebih kecil menunjukkan bahwa model tersebut lebih optimal dalam menyesuaikan data dengan kompleksitas yang lebih efisien. Oleh karena itu, model 2 atau SARIMA (0,0,1)(0,0,1)₁₂ dipilih sebagai model terbaik dan akan diuji lebih lanjut melalui pemeriksaan diagnostik untuk memastikan keandalannya dalam peramalan curah hujan.

Pemeriksaan Diagnostik Model

Pemeriksaan diagnostik dilakukan untuk memverifikasi bahwa model tersebut memadai dengan melihat pola residual model, dikatakan memenuhi apabila residual berada dalam batas signifikansi.

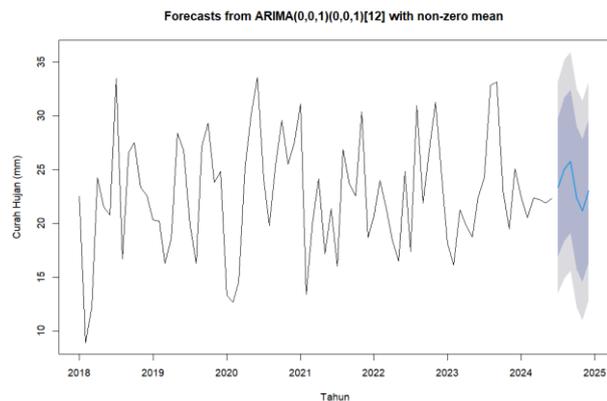
Berdasarkan nilai residual ACF dan nilai *p-value* Ljung-Box dalam Gambar 4.6, terlihat bahwa baik ACF residual maupun nilai *p-value* Ljung-Box model berada dalam batas signifikan. Artinya, residual model bebas dari *white noise* serta berdistribusi normal, sehingga model 2 lulus uji diagnostik. Hasil ini menunjukkan bahwa model dapat digunakan untuk melakukan peramalan secara akurat dan konsisten dengan pola data yang ada.

Hasil ramalan menggunakan model SARIMA (0,0,1)(0,0,1)₁₂ untuk 6 bulan ke depan pada tahun 2024 ditampilkan dalam Gambar 4.7. Hasil peramalan menunjukkan penurunan curah hujan dibandingkan tahun 2023. Model SARIMA (0,0,1)(0,0,1)₁₂ memiliki nilai MAPE sebesar 19.5 atau tingkat akurasi model tersebut mencapai 80.5%. Angka ini menunjukkan bahwa model SARIMA sangat baik digunakan dalam peramalan curah hujan di Stasiun Klimatologi Deli Serdang.



Gambar 4.6 Plot Pemeriksaan Diagnostik

Hasil ramalan dalam Gambar 4.7 masih menggunakan data transformasi. Untuk itu perlu mengembalikan data ke dalam skala data awal. Peramalan hasil transformasi ulang dapat dilihat dalam tabel 4.4



Gambar 4.7 Hasil Peramalan Curah Hujan di Stasiun Klimatologi Deli Serdang

Hasil peramalan menunjukkan adanya peningkatan curah hujan dari Desember 2023 ke Januari 2024, dengan curah hujan pada Januari diperkirakan mencapai 279.93 mm dalam kategori menengah.

Tabel 4.4 Hasil Peramalan setelah Transformasi

Bulan	Hasil Peramalan	Kategori
Januari	279.93	Menengah
Februari	323.94	Tinggi
Maret	345.16	Tinggi
April	254.82	Menengah
Mei	226.79	Menengah
Juni	271.44	Menengah

Tren peningkatan ini berlanjut hingga mencapai puncaknya pada Maret 2024, dengan nilai curah hujan sebesar 345.16 mm dalam kategori tinggi. Setelah itu, curah hujan mengalami penurunan secara bertahap, yaitu 254.82 mm pada April dan 226.79 mm pada Mei, yang keduanya termasuk dalam kategori menengah, kemudian meningkat kembali pada Juni dengan nilai 271.44 mm.

Pola ini menunjukkan curah hujan tinggi terjadi pada Februari dan Maret, yang penting untukantisipasi risiko bencana seperti banjir dan tanah longsor. Sebaliknya, bulan-bulan lainnya yang memiliki curah hujan menengah dapat dimanfaatkan untuk perencanaan pengelolaan air. Analisis ini memberikan gambaran yang berguna untuk mendukung pengambilan keputusan dalam mitigasi bencana dan pengelolaan sumber daya air secara lebih efektif.

5. KESIMPULAN

Curah hujan di Stasiun Deli Serdang selama 2018–2023 menunjukkan pola musiman dengan siklus 12 bulan. Metode SARIMA (0,0,1) (0,0,1)₁₂ digunakan untuk peramalan, dengan akurasi sebesar 80.5%. Hasil prediksi menunjukkan penurunan curah hujan pada semester pertama 2024 dibandingkan dengan akhir 2023, dengan setiap bulan berada dalam kategori curah hujan menengah. Temuan ini memberikan wawasan penting bagi strategi mitigasi risiko bencana, sehingga pemantauan dan pembaruan peramalan secara berkala diperlukan untuk mendukung pengelolaan lingkungan yang berkelanjutan.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. A. Lumintang, R. L. W. H, and M. Silfiani, “Perbandingan Beberapa Metode Univariat Time Series pada Peramalan Curah Hujan,” *J. Stat. dan Komputasi*, vol. 3, no. 1, pp. 22–31, 2024.
- [2] D. Setiawan, “Analisis Curah Hujan di Indonesia untuk Memetakan Daerah Potensi Banjir dan Tanah Longsor dengan Metode Cluster Fuzzy C-Means dan Singular Value Decomposition (SVD),” *Eng. Math. Comput. Sci. J.*, vol. 3, no. 3, pp. 115–120, 2021, doi: 10.21512/emacsjournal.v3i3.7428.

- [3] A. Rosyida, M. Aziz, Y. Firmansyah, T. Setiawan, K. P. Pangesti, and F. Kakanur, *Buku Data Bencana Indonesia 2023*, vol. 3. Pusat Data Informasi dan Komunikasi Kebencanaan BNPB, 2024.
- [4] M. R. Ahdian, A. Sangrila, A. R. Al Madani, N. Ismatilah, S. A. Auliyazhafira, and G. Darmawan, “Peramalan Deret Waktu Curah Hujan di Kota Cirebon Menggunakan ARFIMA,” *Innov. J. Soc. Sci. Res.*, vol. 4, no. 1, pp. 1566–1582, 2024.
- [5] A. S. Praja, H. Harsa, E. E. S. Makmur, R. S. S. Sudewi, and D. S. Permana, “Performa Prediksi Curah Hujan Menggunakan Arima Musiman Pada Tiga Tipe Pola Hujan Di Indonesia,” *Semin. Nas. Sains Atmos.*, no. July, pp. 77–83, 2020.
- [6] D. I. Purnama, “Peramalan Curah Hujan Di Kabupaten Parigi Moutong Menggunakan Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA),” *J. Ilm. Mat. Dan Terap.*, vol. 18, no. 2, pp. 136–147, 2021, doi: 10.22487/2540766x.2021.v18.i2.15652.
- [7] M. I. Hakiqi, A. Firmansyah, and R. Arisanti, “Peramalan Curah Hujan di Kota Bandung dengan Metode SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average),” *Inferensi*, vol. 1, no. 1, p. 23, 2023, doi: 10.12962/j27213862.v1i1.19119.
- [8] D. Wahyudi and I. V. Papatungan, “Pemodelan Curah Hujan Pada Kota Bengkulu Menggunakan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (Sarima),” *Automata*, vol. 3, no. 2, 2022.
- [9] S. Fajri, E. Kurniati, and D. Suhaedi, “Pemodelan Curah Hujan Kota Bandung Menggunakan Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average pada Data Time Series dengan Bantuan Minitab,” *Bandung Conf. Ser. Math.*, vol. 3, no. 1, pp. 7–17, 2023, doi: 10.29313/bcsm.v3i1.6121.
- [10] W. J. Pattipeilohy, A. Amalia, and R. Rakhim, “Verifikasi Prakiraan Curah Hujan Bulanan Menggunakan ECMWF Dan Arima Di Papua Barat,” *J. Widya Climago*, vol. 3, no. 2, 2021.
- [11] W. Alwi, Adiatma, and Hafsari, “Peramalan Produksi Padi Menggunakan Metode Sarima Di Kabupaten Bone,” *J. MSA (Mat. dan Stat. serta Apl.*, vol. 11, no. 2, pp. 16–22, 2023, doi: 10.24252/msa.v11i2.36163.
- [12] V. B. Sitorus, S. Wahyuningsih, and M. N. Hayati, “Peramalan dengan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) di Bidang Ekonomi (Studi Kasus: Inflasi Indonesia),” *EKSPONENSIAL*, vol. 8, no. 1, 2017.
- [13] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, and G. M. Ljung, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 5th ed. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc, 2016.
- [14] S. Makridakis, S. C. Wheelwright, and V. E. McGee, *Forecasting Methods and Applications*. John Wiley & Sons, 1983.
- [15] R. Handayani, S. Wahyuningsih, and D. Yuniarti, “Pemodelan Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) Pada Data Inflasi di Kota Samarinda dan Kota Balikpapan,” *J. EKSPONENSIAL*, vol. 9, no. 2, 2018.
- [16] S. Makridakis, S. C. Wheelwright, and V. E. McGee, *Forecasting: Methods and Applications*, 2nd ed. Canada: John Wiley & Sons, 1983.