

**Peramalan Curah Hujan di Kota Samarinda Menggunakan
Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)**

**Forecasting Rainfall in Samarinda City Used
Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)**

Al Fitri Syawal¹, Sri Wahyuningsih², Meiliyani Siringoringo³

^{1,2,3}Laboratorium Statistika Ekonomi dan Bisnis Program Studi Statistika FMIPA Universitas Mulawarman

Email: ¹alfitrisyawaall@gmail.com, ²swahyuningsih@fmipa.unmul.ac.id,

³meiliyanisiringoringo@fmipa.unmul.ac.id

ABSTRACT

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) is a forecasting model for time series data analysis. In this study, the modeling and forecasting of monthly rainfall in Samarinda City was carried out using the ARIMA model. The results showed that the ARIMA (6, 1, 1) model was the best model. The results of forecasting rainfall for the period January to December 2022 in Samarinda City using the ARIMA (6, 1, 1) model show that rainfall tends to be constant every month. The lowest level of rainfall occurred in January 2022, which was 210.3869 mm. The highest level of rainfall occurred in April 2022, which was 271.5705 mm.

Keywords: ARIMA, Rainfall, Time Series

Pendahuluan

Analisis runtun waktu adalah salah satu metode statistika yang digunakan untuk mengolah data runtun waktu sehingga diperoleh model untuk peramalan. Analisis runtun waktu digunakan untuk melakukan analisis data yang mempertimbangkan pengaruh waktu (Aswi dan Sukarna, 2006).

Menurut Aswi dan Sukarna (2006), ARIMA sering juga disebut metode runtun waktu Box-Jenkins, ARIMA sangat baik ketepatannya untuk peramalan baik jangka pendek maupun jangka panjang ARIMA dapat diartikan sebagai gabungan dari dua model, yaitu model *autoregressive* yang diintegrasikan dengan model *moving average*.

Menurut Aldrian (2011), peran peramalan dieksplorasi di berbagai bidang, termasuk bidang meteorologi yang berkaitan dengan prakiraan cuaca dan curah hujan. Curah hujan adalah banyaknya air yang jatuh ke permukaan bumi dalam satuan milimeter (mm) per satuan luas $1m^2$ dengan catatan tidak ada yang menguap, meresap atau mengalir.

Hidayah (2015) melakukan penelitian mengenai perbandingan model ARIMA dan fungsi transfer pada Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Wonosobo, penelitian tersebut menyatakan bahwa model ARIMA lebih baik daripada Model Fungsi Transfer. Kafara (2017) melakukan penelitian mengenai peramalan curah hujan dengan pendekatan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dengan studi kasus :urah hujan bulanan di Kota Ambon, penelitian tersebut menghasilkan bahwa ramalan mengikuti pola

musiman yang terjadi dimasa lampau.

Berdasarkan uraian tersebut akan dilakukan peramalan curah hujan di Kota Samarinda menggunakan model ARIMA.

Analisis Runtun Waktu

Analisis runtun waktu adalah salah satu metode statistika yang digunakan untuk mengolah data runtun waktu sehingga diperoleh model pada peramalan (Aswi dan Sukarna, 2006). Menurut Hanke dan Wicheren (2005) peramalan data runtun waktu perlu memperhatikan pola data, data yang digunakan adalah data yang dikumpulkan secara periodik berdasarkan urutan waktu, bisa dalam jam, hari, minggu, bulan, kuartal dan tahun.

Peramalan merupakan salah satu cara untuk meramalkan suatu nilai pada masa yang akan datang dengan memperhatikan data masa lalu maupun data masa kini. Metode peramalan dapat dibedakan menjadi dua kategori utama, yaitu metode peramalan kualitatif dan metode peramalan kuantitatif. Metode peramalan kuantitatif dibedakan menjadi dua, yaitu metode runtun waktu dan metode regresi (Aswi dan Sukarna, 2006).

Periodogram

Periodogram merupakan fungsi spektrum kuasa atas frekuensinya. Sedangkan untuk menelaah perioditas data dilakukan terhadap frekuensi yang berpasangan dengan titik-titik puncak garis spektrumnya. Nilai periodogram dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$I(\omega_{pi}) = \frac{n(a_i^2 + b_i^2)}{2} \quad (1)$$

dimana a_i adalah parameter a koefisien *Fourier*

ke- i , b_i adalah parameter b koefisien *Fourier* ke- i dan $I(\omega_{pi})$ adalah nilai periodogram pada frekuensi *Fourier* ke- i

Tahapan selanjutnya dalam analisis menggunakan periodogram adalah pengujian hipotesis. Hipotesis dalam analisis periodogram dilakukan untuk mengetahui apakah data pengamatan dipengaruhi oleh faktor musiman. Pengujian dapat dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut.

- Hipotesis
 - $H_0: a_i = b_i = 1$
(Tidak terdapat pola musiman)
 - $H_0: a_i \neq b_i \neq 1$
(Terdapat pola musiman)
- Taraf signifikansi
 $\alpha = 5\%$
- Statistik uji

$$T = \frac{I^{(1)}(\omega_{(1)})}{\sum_{i=1}^{n/2} I(\omega_{(i)})} \quad (2)$$

di mana,

$$I^{(1)}(\omega_{(1)}) : \max \{I(\omega_i)\}$$
- Daerah penolakan
 H_0 di tolak jika $T > g_\alpha$
dimana g_α adalah nilai kritis untuk nilai periodogram

ARIMA

Menurut Aswi dan Sukarna (2006), model ARIMA diperkenalkan pada Tahun 1970 oleh Box dan Jenkins melalui bukunya yang berjudul *Time Series Analysis*. ARIMA sering juga disebut metode runtun waktu Box-Jenkins, ARIMA sangat baik ketepatannya untuk peramalan baik jangka pendek maupun jangka panjang ARIMA dapat diartikan sebagai gabungan dari dua model, yaitu model AR yang diintegrasikan dengan model MA. Secara umum model ARIMA (p, d, q) dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_q(B) e_t \quad (3)$$

Langkah-langkah dalam analisis pada metode Box-Jenkins terdiri dari beberapa tahap, yaitu:

1. Identifikasi Model Sementara

Identifikasi model ARIMA dilakukan dengan mengamati *plot* ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*) dari data yang telah stasioner. Menurut (Aswi & Sukarna, 2006) ACF merupakan alat utama dalam menentukan model yang cocok pada suatu data pengamatan. PACF merupakan alat lain untuk mengidentifikasi model yang sesuai dengan data pengamatan dengan menunjukkan besarnya korelasi parsial antara pengamatan pada waktu ke- t (Z_t) dengan pengamatan pada waktu-waktu sebelumnya (Z_{t-k}).

Proses mengidentifikasi model ARIMA memerlukan data yang stasioner. Menurut Aswi dan Sukarna (2006), Stasioneritas pada data

runtun waktu ditunjukkan apabila rata-rata dan variansinya konstan setiap waktu. Pengujian kestasioneran data sangat dibutuhkan pada analisis data runtun waktu. Cara untuk menstasionerkan data terhadap variansi digunakan transformasi Box-Cox. Box-Cox (1964) dalam Aswi dan Sukarna (2006) memperkenalkan transformasi berpangkat (*power transformation*) sebagai berikut:

$$Z_t^* = \begin{cases} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \ln Z_t, & \lambda = 0 \end{cases} \quad (4)$$

di mana λ disebut sebagai parameter transformasi.

Setelah data telah stasioner dalam variansi, selanjutnya dilakukan identifikasi kestasioneran data terhadap rata-rata. Identifikasi kestasioneran terhadap rata-rata dapat dilakukan secara visual dengan menggunakan *time series plot* dan menggunakan *plot* ACF. Data runtun waktu bersifat stasioner terhadap rata-rata jika *plot time series* berfluktuasi disekitar nilai rata-rata yang konstan. Apabila data *time series* tidak stasioner dalam rata-rata, maka langkah selanjutnya adalah melakukan *differencing*. Selanjutnya kestasioneran data dalam rata-rata dapat dilakukan menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF).

2. Penaksiran dan Pengujian Signifikansi Parameter

Menurut Wei (2006), metode *maximum likelihood* telah banyak digunakan untuk mengestimasi parameter. Metode *maximum likelihood estimation* dapat diterapkan namun terlebih dahulu harus membuat asumsi tentang bentuk fungsi probabilitas dari data yang di amati. Menurut Aswi dan Sukarna (2006), model ARIMA yang baik dalam menggambarkan suatu kejadian adalah model yang salah satunya menunjukkan bahwa penaksiran parameternya signifikan berbeda dengan nol.

Misalkan τ adalah suatu parameter model ARIMA (mencakup ϕ, θ dan μ) dan $\hat{\tau}$ adalah nilai estimasi dari parameter tersebut, serta $SE(\hat{\tau})$ adalah *standard error* dari nilai estimasi $\hat{\tau}$, Tahapan uji signifikansi parameter adalah sebagai berikut (Salamah, Suhartono dan Wulandari, 2003):

Hipotesis

$$H_0: \tau = 0, \text{ (Parameter tidak signifikan)}$$

$$H_1: \tau \neq 0, \text{ (Parameter signifikan)}$$

Statistik Uji

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\tau}}{SE(\hat{\tau})} \quad (5)$$

Daerah Penolakan

$$H_0 \text{ di tolak jika } |t_{hitung}| > t_{\alpha/2; db}$$

3. Pengujian Diagnostik Model

Pemeriksaan diagnostik model terbagi menjadi dua bagian yang meliputi uji *residual*

berdistribusi normal dan uji independensi *residual* (Sholihin, Mustafid dan Safitri, 2014).

a. Uji *Residual* Berdistribusi Normal

Uji *residual* berdistribusi normal merupakan uji asumsi yang bertujuan untuk mengetahui apakah data *residual* telah memenuhi asumsi distribusi normal atau belum. Salah satu uji distribusi normal adalah menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*.

b. Uji Independensi *Residual*

Uji independensi *residual* dilakukan untuk mengetahui apakah data *residual* telah independent. Salah satu uji yang dapat dilakukan menggunakan uji *Ljung-Box*.

Ukuran Akurasi Peramalan

Menurut (Wei, 2006) pemilihan model ARIMA terbaik dapat dipilih berdasarkan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC). Model terbaik memiliki nilai AIC terkecil.

Curah Hujan

Menurut Wirjohamidjojo (2007) curah hujan merupakan hujan yang sampai ke permukaan tanah yang diukur berdasarkan volume air hujan per satuan luas. Satuan yang digunakan adalah mm/jam. Dalam meteorologi butiran hujan dengan diameter lebih dari 0.5 mm disebut hujan dan diameter antara 0,1 – 0,5 mm disebut gerimis. Semakin besar ukuran hujan maka semakin besar juga kecepatan jatuhnya. Ketelitian alat ukur curah hujan adalah 1/10 mm.

Metodologi Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan mengumpulkan data bulanan curah hujan di Kota Samarinda dari bulan Januari 2016 sampai dengan Desember 2021 yang dicatat oleh Badan Pusat Statistika (BPS) dan Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG).

Tahapan analisis data yang digunakan dalam penelitian adalah sebagai berikut:

- Mendeskrripsikan data berupa nilai rata-rata minimum dan maksimum per bulan dan grafik runtun waktu.
- Melakukan analisis periodogram untuk pengujian pola musiman pada data curah hujan.
- Melakukan pemeriksaan stasioneritas data curah hujan. Jika data belum stasioner pada variansinya maka perlu dilakukan transformasi *Box-Cox* dan jika data belum stasioner pada rata-rata, maka perlu dilakukan *differencing*.
- Melakukan identifikasi model ARIMA dengan mengamati *plot* ACF dan PACF dari data yang telah stasioner.

- Mengestimasi parameter model ARIMA menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE).
- Melakukan pengujian signifikansi parameter dan pemeriksaan diagnostik model ARIMA (uji *residual* berdistribusi normal dan uji independensi *residual*).
- Melakukan pemilihan model ARIMA terbaik yang memenuhi seluruh pengujian pada pemeriksaan diagnostik model berdasarkan nilai AIC.
- Melakukan peramalan curah hujan di Kota Samarinda periode Januari-Desember 2022 menggunakan model ARIMA.

Hasil dan Pembahasan

Data dan rata-rata curah hujan bulanan di Kota Samarinda periode Januari 2016 sampai dengan Desember 2021 dapat dilihat pada Tabel 1.

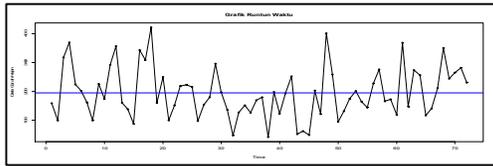
Tabel 1. Data dan Rata-rata Curah Hujan di Kota Samarinda (mm)

Bulan	Januari	Februari	Maret	
Tahun	2016	158,8	99,3	317,6
	2017	160,8	138,6	88,1
	2018	215,9	97,7	154,1
	2019	179,8	41,6	198,2
	2020	259,0	95,0	132,0
	2021	369,0	148,0	274,0
Rata-rata Bulanan	194,9	94,4	178,0	
Bulan	April	Mei	Juni	
Tahun	2016	369,2	224,6	202,0
	2017	343,3	309,3	421,8
	2018	180,2	296,0	197,0
	2019	123,5	193,6	252,7
	2020	175,0	201,0	165,0
	2021	256,0	117,0	141,0
Rata-rata Bulanan	238,2	244,9	247,7	
Bulan	Juli	Agustus	September	
Tahun	2016	162,7	99,3	226,4
	2017	160,9	249,7	100,0
	2018	136,9	47,9	127,4
	2019	52,1	62,5	49,2
	2020	144,0	228,0	276,0
	2021	212,0	350,0	244,0
Rata-rata Bulanan	131,3	137,5	155,8	
Bulan	Oktober	November	Desember	
Tahun	2016	174,5	291,9	365,5
	2017	152,0	218,8	100,0
	2018	151,9	126,6	127,4
	2019	202,8	121,9	49,2
	2020	166,0	173,0	276,0
	2021	265,0	282,0	244,0
Rata-rata Bulanan	194,9	169,4	186,4	

Berdasarkan Tabel 1 dilakukan analisis statistika deskriptif berupa nilai rata-rata minimum dan maksimum perbulan dengan data yang digunakan adalah data curah hujan di Kota Samarinda selama periode Januari 2016 sampai dengan Desember 2021. Diperoleh rata-rata minimum curah hujan di Kota Samarinda terjadi

pada bulan Februari yaitu sebesar 94,4 mm. Curah hujan maksimum di Kota Samarinda terjadi pada bulan Desember yaitu sebesar 253,9 mm yang menunjukkan bahwa intensitas hujan

Grafik runtun waktu digunakan untuk melihat pola pada data, agar dapat melihat pola data curah hujan maka dibuat grafik runtun waktu yang ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Grafik data runtun waktu curah hujan di Kota Samarinda

Berdasarkan Gambar 1 dapat dilihat bahwa data bulanan curah hujan di Kota Samarinda periode Januari 2016 sampai dengan Desember 2021 tidak membentuk pola yang stasioner dan tren, tetapi cenderung membentuk pola musiman. Hal ini dikarenakan pola dari data tersebut mengalami kenaikan dan penurunan yang berulang-ulang secara periodik. Pemeriksaan yang dilakukan dengan melihat grafik memberikan hasil subjektif, maka perlu dilakukan analisis periodogram untuk mengetahui apakah terdapat pola musiman pada data curah hujan di Kota Samarinda.

Analisis Periodogram

Analisis periodogram diawali dengan menentukan nilai frekuensi Fourier (ω_{pi}) untuk menghitung koefisien Fourier. Nilai tersebut dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Analisis Periodogram Data Curah Hujan Kota Samarinda Periode Januari 2016 sampai dengan Desember 2021

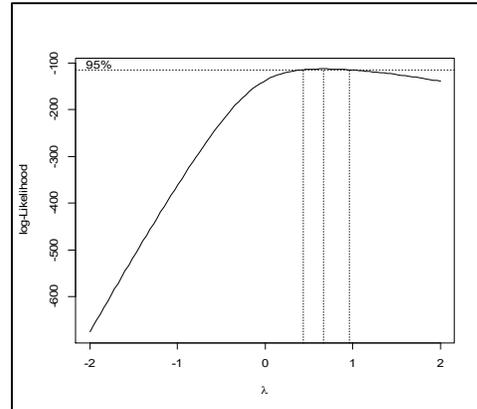
i	ω_{pi}	a_i	b_i	$I(\omega_{pi})$
0	0,0000	195,1597	-	2.742.286,8368
1	0,0873	41,7180	12,8764	68.623,0032
2	0,1745	-12,9625	-4,4615	6.765,5880
3	0,2618	7,6500	-8,1665	4.507,6776
4	0,3491	8,8991	-6,5473	4.394,1819
5	0,4363	5,7314	7,2453	3.072,3436
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
35	3,0543	-1,5420	-9,9871	3.676,3260
36	3,1416	1,9764	-	281,2401

Berdasarkan perhitungan pada Tabel 2 dapat dilihat bahwa frekuensi ke-1 menunjukkan nilai periodogram tertinggi yaitu 68.623,0032, sehingga diperoleh $T = 0,1678$, karena $T < g_{0,05}$ di mana dengan $g_{0,05} = 0,1753$ maka diputuskan H_0 gagal ditolak, dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat pola musiman pada data curah hujan.

Identifikasi Model Sementara

Tahapan awal dalam mengidentifikasi model adalah memeriksa apakah data curah hujan sudah

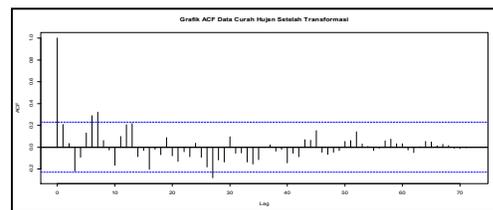
stasioner dalam variansi ataupun stasioner dalam rata-rata. Stasioneritas terhadap variansi dapat dilakukan dengan pemeriksaan pada grafik Box-Cox yang dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Grafik Box-Cox curah hujan

Berdasarkan Gambar 2 terlihat bahwa data tidak stasioner dalam variansi, dimana nilai dari $\lambda = 0,5085639$. Nilai λ belum mendekati 1 sehingga dapat disimpulkan bahwa data curah hujan belum stasioner dalam variansi. Oleh karena data curah hujan belum stasioner dalam variansi, maka perlu dilakukan transformasi Box-Cox pada data curah hujan yaitu $Z_t^{(0,5085639)}$. Setelah dilakukan transformasi pada data, maka dilakukan pemeriksaan kembali pada nilai λ dan diperoleh nilai $\lambda = 0,999999$. Nilai λ telah mendekati 1, maka dapat disimpulkan bahwa data curah hujan telah stasioner dalam variansi.

Selanjutnya dilakukan pemeriksaan stasioneritas terhadap rata-rata dengan pemeriksaan pada grafik ACF data curah hujan setelah di transformasi yang dapat dilihat pada Gambar 3.

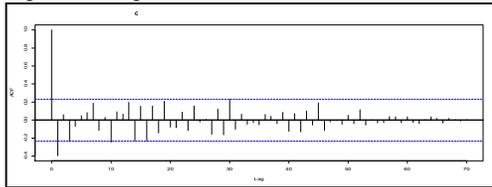


Gambar 3. Grafik ACF data curah hujan setelah transformasi

Berdasarkan Gambar 3 dapat dilihat bahwa pada grafik ACF data curah hujan nilai lag telah cut off setelah lag 0, sehingga dapat dikatakan data curah hujan telah stasioner dalam rata-rata. Pemeriksaan stasioneritas rata-rata yang dilakukan dengan melihat grafik ACF memberikan hasil yang subjektif, maka perlu dilakukan pemeriksaan dengan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF). Berdasarkan uji ADF didapatkan pvalue > α di mana $0,4222 > 0,05$, sehingga dapat disimpulkam curah hujan setelah

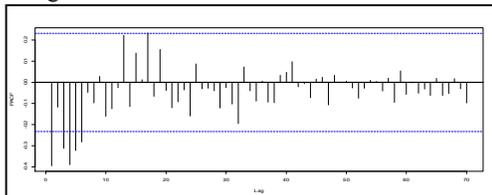
transformasi tidak stasioner dalam rata-rata.

Berdasarkan uji ADF dapat disimpulkan bahwa data curah hujan setelah transformasi tidak stasioner dalam rata-rata, maka perlu dilakukan differencing sebanyak satu kali pada data curah hujan setelah transformasi. Grafik ACF untuk data curah hujan setelah transformasi dan differencing dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Grafik ACF data curah hujan setelah transformasi dan differencing

Identifikasi model ARIMA sementara dilakukan dengan melihat grafik ACF pada Gambar 4. dan grafik PACF pada Gambar 5. sebagai berikut



Gambar 5. Grafik PACF data curah hujan setelah transformasi dan differencing

Identifikasi model ARIMA sementara dilakukan dengan melihat Grafik ACF dan PACF. Berdasarkan Gambar 5. dapat dilihat bahwa nilai ACF cut off setelah lag 1 dan berdasarkan Gambar 5. dapat dilihat bahwa nilai PACF cut off setelah lag 6, sehingga diperoleh kombinasi model ARIMA sementara yang diperoleh dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Model ARIMA Sementara Data Curah Hujan

Model Sementara	Persamaan Model
ARIMA (0, 1, 1)	$Z_t = Z_{t-1} + e_t - \theta_1 e_{t-1}$
ARIMA (1, 1, 0)	$Z_t = (1 + \phi_1)Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} + e_t$
ARIMA (1, 1, 1)	$Z_t = (1 + \phi_1)Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} + e_t - \theta_1 e_{t-1}$
ARIMA (2,1,1)	$Z_t = (1 + \phi_1)Z_{t-1} + (\phi_2 - \phi_1)Z_{t-2} - \phi_1 Z_{t-2} + e_t - \theta_1 e_{t-1}$
ARIMA (3, 1, 1)	$Z_t = (1 + \phi_1)Z_{t-1} + (\phi_2 - \phi_1)Z_{t-2} + (\phi_3 - \phi_2)Z_{t-3} - \phi_3 Z_{t-4} + e_t - \theta_1 e_{t-1}$
ARIMA (4, 1, 1)	$Z_t = (1 + \phi_1)Z_{t-1} + (\phi_2 - \phi_1)Z_{t-2} + (\phi_3 - \phi_2)Z_{t-3} + (\phi_4 - \phi_3)Z_{t-4} - \phi_4 Z_{t-5} + e_t - \theta_1 e_{t-1}$
ARIMA (5, 1, 1)	$Z_t = (1 + \phi_1)Z_{t-1} + (\phi_2 - \phi_1)Z_{t-2} + (\phi_3 - \phi_2)Z_{t-3} + (\phi_4 - \phi_3)Z_{t-4} + (\phi_5 - \phi_4)Z_{t-5} - \phi_5 Z_{t-6} + e_t - \theta_1 e_{t-1}$
ARIMA (6, 1, 1)	$Z_t = (1 + \phi_1)Z_{t-1} + (\phi_2 - \phi_1)Z_{t-2} + (\phi_3 - \phi_2)Z_{t-3} + (\phi_4 - \phi_3)Z_{t-4} + (\phi_5 - \phi_4)Z_{t-5} + (\phi_6 - \phi_5)Z_{t-6} - \phi_6 Z_{t-7} + e_t - \theta_1 e_{t-1}$

Tabel 4. Penaksiran dan Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA Data Curah Hujan

ARIMA	Taksiran Parameter	t_{hitung}	$pvalue$
(0, 1, 1)	$\hat{\theta}_1 = -1,0000$	-28,148	$<2,2 \times 10^{-16}$
(1, 1, 0)	$\hat{\phi}_1 = -0,6689$	-7,5098	$1,352e \times 10^{-10}$
(1, 1, 1)	$\hat{\phi}_1 = -0,3852$	-3,516	0,0008
	$\hat{\theta}_1 = -1,0000$	-27,304	$<2,2 \times 10^{-16}$
(2, 1, 1)	$\hat{\phi}_1 = -0,4243$	-3,5700	0,0007
	$\hat{\phi}_2 = -0,1000$	-0,8253	0,4121
(3, 1, 1)	$\hat{\theta}_1 = -1,0000$	-27,0555	$<2,2 \times 10^{-16}$
	$\hat{\phi}_1 = -0,4637$	-4,0972	0,0001
	$\hat{\phi}_2 = -0,2471$	-1,9519	0,0551
(4, 1, 1)	$\hat{\phi}_3 = -0,3094$	-2,6817	0,0091
	$\hat{\theta}_1 = -1,000$	-25,0323	$<2,2 \times 10^{-16}$
	$\hat{\phi}_1 = -0,5976$	-5,5013	$6,380 \times 10^{-07}$
	$\hat{\phi}_2 = -0,3453$	-2,9109	0,0049
	$\hat{\phi}_3 = -0,5079$	-4,3397	$4,92 \times 10^{-05}$
	$\hat{\phi}_4 = -0,4020$	-3,6404	0,0005
(5, 1, 1)	$\hat{\theta}_1 = -1,0000$	-21,2704	$<2,2 \times 10^{-16}$
	$\hat{\phi}_1 = -0,7330$	-6,5169	$7,716 \times 10^{-11}$
	$\hat{\phi}_2 = -0,5160$	-4,0745	$4,611 \times 10^{-05}$
	$\hat{\phi}_3 = -0,6201$	-5,3178	$1,050 \times 10^{-16}$
	$\hat{\phi}_4 = -0,6011$	-4,8351	$1,331 \times 10^{-16}$
	$\hat{\phi}_5 = -0,3222$	-2,8235	0,0048
(6, 1, 1)	$\hat{\theta}_1 = -0,9999$	-11,6531	$<2,2 \times 10^{-16}$
	$\hat{\phi}_1 = -0,8429$	-7,2305	$6,783 \times 10^{-10}$
	$\hat{\phi}_2 = -0,7150$	-4,9031	$6,608 \times 10^{-06}$
	$\hat{\phi}_3 = -0,8226$	-5,8966	$1,457 \times 10^{-07}$
	$\hat{\phi}_4 = -0,7642$	-5,6102	$4,475 \times 10^{-07}$
	$\hat{\phi}_5 = -0,5583$	-3,8817	0,0002
	$\hat{\phi}_6 = 0,2962$	-2,5051	0,0147
	$\hat{\theta}_1 = -0,9961$	-16,7781	$<2,2 \times 10^{-16}$

Berdasarkan pengujian signifikansi parameter pada Tabel 4 terdapat beberapa nilai p -value yang lebih besar dari $\alpha = 0,05$ sehingga diputuskan H_0 gagal ditolak. Dapat disimpulkan bahwa model yang memiliki parameter signifikan yaitu model ARIMA(0, 1, 1), ARIMA(1, 1, 0), ARIMA(1, 1, 1), ARIMA(4, 1, 1), ARIMA(5, 1, 1) dan ARIMA(6, 1, 1).

Pemeriksaan Diagnostik Model ARIMA Data Curah Hujan

Pemeriksaan diagnostik pada model ARIMA dilakukan dengan uji residual berdistribusi normal dan uji independensi residual.

1. Uji Residual Berdistribusi Normal

Pengujian distribusi normal pada residual dilakukan dengan menggunakan uji kolmogorov-smirnov.

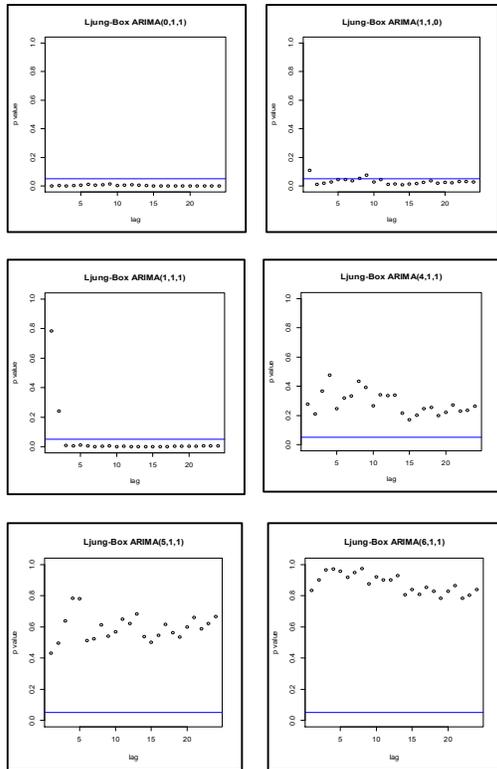
Tabel 5. Hasil Pengujian Kenormalan Residual

ARIMA	D_{hitung}	$D_{0,025;72}$	p -value
(0,1,1)	0,0527	0,1603	0,9833
(1,1,0)	0,0642	0,1603	0,9136
(1,1,1)	0,0588	0,1603	0,9542
(4, 1, 1)	0,0692	0,1603	0,8625
(5, 1, 1)	0,0731	0,1603	0,8152
(6, 1, 1)	0,0763	0,1603	0,7731

Berdasarkan pengujian Tabel 5 dapat disimpulkan bahwa seluruh model ARIMA memiliki residual yang berdistribusi normal.

2. Uji independensi residual

Pengujian independensi pada residual dilakukan dengan menggunakan uji *ljung-box*. Berikut nilai *pvalue* yang disajikan dalam bentuk grafik pada Gambar 6.



Gambar 6. Grafik nilai *pvalue* uji *Ljung-Box*

Berdasarkan Gambar 6 menunjukkan bahwa model ARIMA(4, 1, 1), ARIMA(5, 1, 1) dan ARIMA(6, 1, 1) telah memenuhi asumsi independensi *residual* dikarenakan nilai *p-value* untuk setiap *t* berada di atas garis *threshold* atau taraf signifikansi yaitu $\alpha = 0,05$. Diperoleh kesimpulan bahwa model ARIMA yang *residual*-nya independen atau tidak terjadi otokorelasi antara *residual* adalah model ARIMA(4, 1, 1), ARIMA(5, 1, 1) dan ARIMA(6, 1, 1).

Pemilihan Model ARIMA Terbaik

Setelah dilakukan pemeriksaan diagnostik didapatkan model ARIMA sementara yang memenuhi asumsi. Selanjutnya dilakukan pemilihan model terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil. Tabel Pemilihan model terbaik ARIMA menggunakan kriteria AIC dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Nilai AIC untuk Setiap Model

Model	AIC
ARIMA(4,1,1)	389,0
ARIMA(5,1,1)	383,6
ARIMA(6,1,1)	379,8

Berdasarkan Tabel 6 tampak bahwa model

peramalan terbaik untuk data curah hujan di Kota Samarinda berdasarkan nilai AIC terkecil adalah model ARIMA(6, 1, 1).

Dengan mensubstitusikan nilai masing-masing parameter pada Tabel 4 maka diperoleh model sebagai berikut :

$$\hat{Z}_t = 0,1571\hat{Z}_{t-1} + 0,1279\hat{Z}_{t-2} - 0,1076\hat{Z}_{t-3} + 0,0584\hat{Z}_{t-4} + 0,2059\hat{Z}_{t-5} + 0,2621\hat{Z}_{t-6} + 0,2962\hat{Z}_{t-7} + e_t + 0,9661e_{t-1}$$

Persamaan model ARIMA curah hujan menunjukkan bahwa curah hujan di Kota Samarinda pada periode ke-*t* dipengaruhi oleh curah hujan satu bulan, dua bulan, tiga bulan, empat bulan, lima bulan, enam bulan dan tujuh bulan sebelumnya.

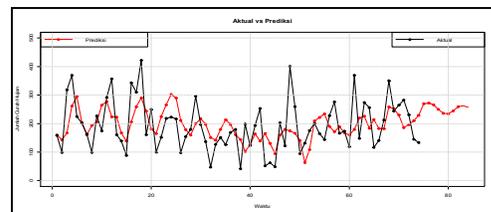
Peramalan Curah Hujan di Kota Samarinda Menggunakan Model ARIMA Terbaik

Berikut adalah hasil peramalan curah hujan di Kota Samarinda dengan menggunakan model ARIMA (6, 1, 1) diperoleh hasil prediksi untuk data curah hujan di Kota Samarinda selama 12 bulan atau satu tahun ke depan yaitu bulan Januari hingga Desember 2022 yang dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Peramalan Curah Hujan di Kota Samarinda 12 Periode yang Akan Datang

Periode	Bulan	Hasil Peramalan
73	Januari	210,3869
74	Februari	229,1523
75	Maret	269,5416
76	April	271,5705
77	Mei	265,4336
78	Juni	250,3644
79	Juli	236,6863
80	Agustus	234,6619
81	September	245,1583
82	Oktober	259,2064
83	November	262,7007
84	Desember	257,0368

Berdasarkan hasil peramalan dibentuk sebuah grafik runtun waktu dari hasil peramalan curah hujan di Kota Samarinda tahun 2016-2022. Grafik perbandingan antara data aktual dan data hasil peramalan menggunakan model ARIMA (6, 1, 1) dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Grafik data aktual dan hasil ramalan curah hujan di Kota Samarinda

Berdasarkan Gambar 7 menunjukkan bahwa pola data pada grafik hasil prediksi dan peramalan

curah hujan di Kota Samarinda tidak mendekati pola data aktual. Gambar 7 juga menampilkan perbandingan hasil peramalan curah hujan Kota Samarinda tahun 2022 cenderung konstan dengan curah hujan terendah pada bulan Januari yaitu sebesar 210,3896 mm dan curah hujan tertinggi pada bulan April yaitu sebesar 271,5705 mm.

Kesimpulan dan Saran

Model ARIMA untuk peramalan curah hujan di Kota Samarinda adalah ARIMA (6, 1, 1). Hasil peramalan curah hujan di Kota Samarinda cenderung konstan dengan curah hujan terendah akan terjadi pada bulan Januari yaitu sebesar 210,3896 mm dan curah hujan tertinggi akan terjadi pada bulan April yaitu sebesar 271,5705 mm.

Berdasarkan penelitian ini, peramalan curah hujan di Kota Samarinda dapat dilakukan dengan mempertimbangkan variabel-variabel lain yang berpengaruh kuat terhadap curah hujan. Metode yang dapat digunakan adalah fungsi transfer.

Daftar Pustaka

- Aldrian E, Budiman, Mimin K. (2011). *Adaptasi dan Migrasi Perubahan Iklim di Indonesia*. Jakarta(ID): BMKG.
- Aswi & Sukarna. (2006). *Analisis Runtun Waktu Aplikasi dan Teori*. Makassar: Andira Publisher.
- [BMKG] Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika. (2013). *Jangan Abaikan Informasi Cuaca Jakarta (ID)*: BMKG.
- Box, G.E.P. & G.M.Jankins. (1976). *Time Series Analysis Forecasting and Control*. Edisi Revisi. San Fransisco: Holden day.
- BPS. (2021). *Kota Samarinda dalam Angka 2021*. Samarinda : Badan Pusat Provinsi Samarinda. <https://samarindakota.bps.go.id> . (16 Juni 2022).
- Cryer, J.D. & Chan, K.S. (2008). *Time Series Analysis with Application in R*. Iowa City: Springer.
- Hanke, J.E & Wicheren DW. (2005). *Business Forcecasting*. 8th edition. Fngewood: Cliffs Prentice Hall.
- Hidayah. S.L.I.A (2015). Perbandingan Model ARIMA dan Fungsi Transfer pada Peramalan Curah Hujan Kabupaten Wonosobo. *Jurnal Gaussian*, 2339-2541.
- Gujarati, D. N. (2003). *Ekonometrika Dasar*. Jakarta: Erlangga.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C. & Hyndman, R.J. (1998). *Forecasting: Method and Aplication*. Wiley: New York.
- Salamah, M., Suhartono & Wulandari, S. (2003). *Buku Ajar: Analisis Time Series*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh November.

- Sholihin, I. N., Mustafid & Safitri, D. (2014). Analisis Faktor Konfirmatori Strategi Positioning Pasar Indomaret (Studi Kasus Wilayah Tembalang Kota Semarang). *Jurnal Gaussian*, 3(3), 431-440.
- Soewarno. (2000). *Hidrologi Operasional*. Jilid kesatu. Bandung: Citra Aditya.
- Wei, W. W. S. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods (Second Edition)*. Boston: Pearson AddisonWesley.
- Widarjono, A. (2007). *Ekonometrika: Teori dan Aplikasi untuk Ekonomi dan Bisnis*. Yogyakarta: Ekonisia.

