Jurnal Matematika
Universitas Andalas

Volume VII No.1 ISSN : 2303-2910
Februari 2018

2018

Diterbitkan Oleh :
Jurusan Matematika
FMIPA Universitas Andalas

Jurnal Matematika UNAND
Vol. **VII** No. **1** Hal. 85 – 92
ISSN : 2303–2910

PERAMALAN CURAH HUJAN BULANAN DESA SUNGAI IPUH SOLOK SELATAN DENGAN MODEL *AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE*

ISWAHYULI, HAZMIRA YOZZA, DODI DEVIANTO

Jurusan Matematika,
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Andalas,
Kampus UNAND Limau Manis Padang, Indonesia.
email : iswahyuli24@gmail.com

Abstrak. Curah hujan merupakan salah satu unsur cuaca dan iklim yang sangat penting dalam berbagai aspek kehidupan. Dengan memprediksi keadaan curah hujan dimasa yang akan datang, berbagai permasalahan yang dapat timbul dapat diantisipasi sejak awal. Curah hujan merupakan data deret waktu, oleh karena itu peramalan curah hujan dapat dilakukan dengan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Pada penelitian ini, peramaan dilakukan menggunakan data curah hujan bulanan Sungai Ipuh Solok Selatan dari Januari 2003 hingga Desember 2016. Model ARIMA terbaik yang diperoleh adalah $ARIMA(1, 0, 2)$. Hasil peramalan menunjukkan curah hujan Sungai Ipuh tahun 2017 dan 2018 diprediksi akan cenderung konstan dengan curah hujan terendah terjadi pada akhir tahun.

Kata Kunci: Curah Hujan, Peramalan, ARIMA

1. Pendahuluan

Curah hujan merupakan salah satu unsur penting dari cuaca dan iklim. Variasi curah hujan bergantung pada waktu dan tempat. Dengan demikian tiap daerah memiliki curah hujan berbeda yang juga dapat berubah atau tetap tiap waktunya.

Keadaan curah hujan suatu daerah dapat menentukan tipe vegetasi, jenis komoditas pertanian, teknik bercocok tanam, dan aspek-aspek sosial lainnya. Selain itu, curah hujan yang terlalu tinggi ataupun rendah dapat berakibat buruk pada lingkungan, curah hujan yang tinggi dapat menyebabkan banjir sedangkan curah hujan yang terlalu rendah dapat meningkatkan potensi keabakaran hutan dan lahan. Melihat hal ini maka diperlukan suatu analisa statistika untuk meramalkan keadaan curah hujan dimasa yang akan datang. Hasil peramalan curah hujan tersebut diharapkan dapat digunakan sebagai salah satu paremeter dalam menanggulangi masalah-masalah yang dapat timbul dimasa yang akan datang.

Data curah hujan adalah data deret waktu. Dengan mengidenifikasi pola dari data masa lalu, akan dilakkukan peramalan untuk memperoleh prediksi suhu udara di masa yang akan datang. Dalam penelitian ini, model peramalan yang digunakan adalah model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).

2. Tinjauan Pustaka

2.1. *Curah Hujan*

Curah hujan merupakan ketebalan air hujan yang terkumpul pada luasan $1m^2$. Curah hujan dihitung dengan satuan mm (milimeter), yaitu tinggi air yang tertampung pada area seluas $1m^2$. Jadi curah hujan 1 mm adalah jumlah air yang turun dari langit sebanyak $0,001m^3$ atau 1 liter [1].

2.2. *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*

Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) adalah kombinasi model AR dan MA untuk data yang tidak stasioner. Secara umum, model ARIMA untuk deret waktu X_t dinotasikan $ARIMA(p,d,q)$ adalah [7]:

$$\Phi_p(B)(1-B)^d X_t = \theta_q(B)\varepsilon_t.$$

Data yang digunakan untuk pemodelan harus harus berada dalam keadaan stasioner terlebih dahulu. Data deret waktu dikatakan stasioner jika data tersebut memiliki nilai tengah dan ragam yang konstan sepanjang waktu pengamatan [2]. Data deret waktu yang tidak stasioner terhadap nilai tengah dapat distasionerkan dengan melakukan pembedaan (*differencing*). Pembedaan dinyatakan sebagai berikut:

$$\nabla^{(d)} X_t = (1-B)^d X_t,$$

dimana d adalah orde pembedaan dan B adalah operator *shift* mundur.

Stasioneritas data terhadap nilai tengah dapat dilihat menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF)[7]. Hipotesis yang digunakan dalam uji ADF adalah:

$$\begin{aligned} H_0 &: \phi = 1 \quad \text{(data tidak stasioner)}, \\ H_1 &: \phi < 1 \quad \text{(data stasioner)}. \end{aligned}$$

Kriteria pengambilan keputusan adalah tolak H_0, jika statistik uji ADF lebih kecil dibandingkan nilai kritis tabel *Dickey-Fuller*.

Stasioneritas data terhadap ragam dapat dilihat menggunakan uji *Box-Cox* [7]. Transformasi *Box-Cox* dilakukan berdasarkan nilai *rounded value* (λ) dari data yang akan di transformasi. Jika nilai λ pada uji *Box-Cox* adalah 1 maka data telah stasioner terhadap ragam dan tidak diperlukan transformasi. Sebaliknya jika nilai $\lambda \neq 1$ maka perlu dilakukan transformasi hingga diperoleh nilai $\lambda = 1$.

Setelah stasioneritas data terpenuhi, selanjutnya dilakukan identifikasi model untuk menentukan orde dari model $ARIMA(p,d,q)$ dengan melihat fungsi autokorelasi dan fungsi autokorelasi parsial. Fungsi autokorelasi merupakan ukuran untuk menyatakan keeratan hubungan linier antara dua data deret waktu yang dipisahkan oleh *lag* (selisih waktu) tertentu dengan rumus umum [2]:

$$\gamma_h = Cov(X_{t+h}, X_t) = E[(X_t - \mu)(X_{t+h} - \mu)],$$

dimana penduganya adalah $\widehat{\gamma}_h = \frac{1}{n}\Sigma_{t=1}^{n-h}[(X_t - \overline{X})(X_{t+h} - \overline{X})]$, sedangkan fungsi autokorelasi parsial pada *lag* h, dinotasikan dengan Φ_{hh} adalah korelasi antara X_t

dan X_{t+h} setelah ketergantungan linier antara $X_{t+1}, X_{t+2}, \cdots, X_{t+h-1}$ dihilangkan dengan rumus umum [7]:

$$\gamma_h = Corr(X_{t+h}, X_t) = \frac{\gamma_h}{\gamma_0},$$

dimana penduganya adalah

$$\widehat{\rho}_h = \frac{\widehat{\gamma_h}}{\widehat{\gamma_0}} = \frac{\frac{1}{n}\Sigma_{t=1}^{n-h}[(X_t - \overline{X})(X_{t+h} - \overline{X})]}{\frac{1}{n}\Sigma_{t=1}^{n}[(X_t - \overline{X})^2]}.$$

Setelah identifikasi model, selanjutnya dibentuk model-model yang mungkin dapat digunakan dan dipilih model yang signifikan dengan melakukan uji signifikansi parameter dengan hipotesis sebagai berikut [7]:

$$H_0 : \phi = 0 \ \text{ atau } \ \theta = 0,$$
$$H_1 : \phi \neq 0 \ \text{ atau } \ \theta \neq 0,$$

dengan statistik uji yang digunakan adalah:

$$t = \frac{\widehat{\Phi}}{SE(\widehat{\Phi})} \text{ atau } t = \frac{\widehat{\theta}}{SE(\widehat{\theta})},$$

dimana n adalah banyaknya pengamatan.

Kriteria tolak H_0 atau parameter signifikan jika $|t_{hit}| > t_{/2,df}$ dengan derajat bebas $df = n - 1$ atau *p-value* $< \alpha$.

Model-model yang signifikan di evaluasi untuk mendapatkan model terbaik dengan melihat nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Schwartz Criterion* (SC). Rumus umum AIC dan SC adalah [7]:

$$AIC(M) = n \ln \Sigma_{t=1}^{n} e_t^2 + 2M,$$
$$SC = n \ln \Sigma_{t=1}^{n} e_t^2 + M \ln(M),$$

dimana $\Sigma_{t=1}^{n} e_t^2$ adalah jumlah kuadrat residu, n banyaknya pengamatan, dan M jumlah parameter model. Model terbaik adalah model dengan nilai AIC dan SC terkecil [7].

Sebelum melakukan peramalan, model terbaik yang diperoleh didiagnosa apakah telah layak digunakan untuk peramalan dengan melakukan uji terhadap residu model. Model dikatakan layak digunakan bila residu model bersifat *white noise*, berdistribusi normal, dan tidak heteroskedastisitas. Residu model bersifat *white noise* berarti tidak terjadi autokorelasi pada residu, sehingga untuk melihat apakah residu bersifat *white noise* dapat dilakukan uji autokorelasi yaitu dengan menggunakan uji *L-JungBox* dengan hipotesis:

$$H_0 : \rho_h = 0 \quad \text{(tidak terjadi autokorelasi)},$$
$$H_1 : \rho_h \neq 0 \quad \text{(terjadi autokorelasi)},$$

dengan statistik uji yang digunakan adalah:

$$Q_{LB} = n(n+2)\Sigma_{h=1}^{K}\left(\frac{\widehat{\rho_h}^2}{n-h}\right),$$

dimana $\widehat{\rho_h}$ adalah koefisien autokorelasi residu pada $lagh = 1, 2, \cdots, K$, K adalah lag maksimum.

H_0 akan ditolak jika nilai $Q_{LB} > \chi^2_\alpha(K - p - q)$ atau *p-value* $< \alpha$ [4].

Normalitas residu dapat dilihat dengan melakukan uji *Jarque Berra*, dimana hipotesis yang digunakan adalah:

$$H_0: \text{ residu tidak berdistribusi normal,}$$
$$H_1: \text{ residu berdistribusi normal.}$$

dengan statistik uji yang digunakan adalah:

$$JB = n(\frac{S^2}{6} + \frac{(K-3)^2}{24}) \sim \chi^2_2,$$

dimana n adalah ukuran contoh, S *skewness*, dan K *kurtosis*. Dengan taraf signifikan $\alpha = 5\%$, H_0 akan ditolak jika nilai *Jarque Berra* $> \chi^2_\alpha(2)$ [3].

Heteroskedastisitas pada residu dapat dilihat dengan uji *white*, dimana hipotesis yang digunakan adalah:

$$H_0: \text{ residu tidak heteroskedastisitas,}$$
$$H_1: \text{ residu heteroskedastisitas,}$$

dengan statistik uji:

$$W = nR^2,$$

dimana n adalah ukuran contoh dan R^2 adalah koefisien determinasi. Pada taraf signifikan $\alpha = 5\%$, jika probabilitas *white* $(Obs * R^2) < \alpha$, maka tolak H_0 atau terjadi gejala heteroskedastisitas pada residu [6].

3. Pembahasan

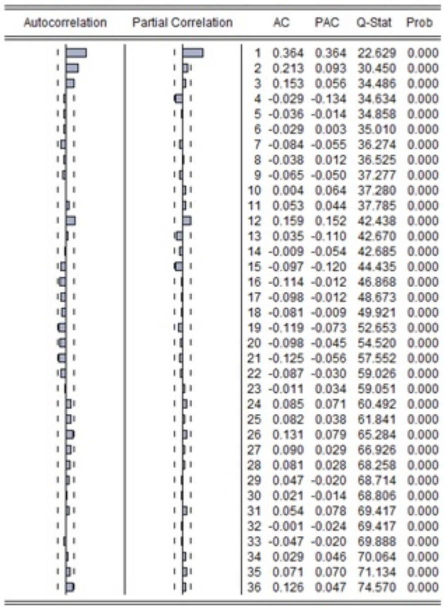
3.1. *Identifikasi Data*

Identifikasi data dilakukan untuk melihat dan memeriksa tipe data yang akan diolah. Pemeriksaan ini dapat dilakukan dengan melihat plot data dan korelogram data asli rata-rata curah hujan bulanan Sungai Ipuh.

Plot data asli pada Gambar 1 menunjukkan data curah hujan desa Sungai Ipuh mengalami fluktuasi naik turun. Korelogram data asli menunjukkan fluktuasi yang terjadi pada data curah hujan Sungai Ipuh tidak menunjukkan pola berulang. Dengan demikian, dapat disimpulkan data curah hujan bulanan Sungai Ipuh tidak mengandung pola musiman sehingga untuk melakukan peramalan pada penelitian ini dapat digunakan model ARIMA biasa.

3.2. *Pemodelan $ARIMA(p, d, q)$*

Data yang akan dianalisis harus berada dalam keadaan stasioner terhadap nilai tengah dan ragam terlebih dahulu. Dengan menggunakan uji *Box-cox* pada data asli, diperoleh nilai *Round Value* $(\lambda) = 0.50$, sehingga diperlukan transformasi $\sqrt{X_t}$ untuk menstasionerkan data terhadap ragam. Selanjutnya diperiksa apakah data



Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.364	0.364	22.629	0.000
		2	0.213	0.093	30.450	0.000
		3	0.153	0.056	34.486	0.000
		4	-0.029	-0.134	34.634	0.000
		5	-0.036	-0.014	34.858	0.000
		6	-0.029	0.003	35.010	0.000
		7	-0.084	-0.055	36.274	0.000
		8	-0.038	0.012	36.525	0.000
		9	-0.065	-0.050	37.277	0.000
		10	0.004	0.064	37.280	0.000
		11	0.053	0.044	37.785	0.000
		12	0.159	0.152	42.438	0.000
		13	0.035	-0.110	42.670	0.000
		14	-0.009	-0.054	42.685	0.000
		15	-0.097	-0.120	44.435	0.000
		16	-0.114	-0.012	46.868	0.000
		17	-0.098	-0.012	48.673	0.000
		18	-0.081	-0.009	49.921	0.000
		19	-0.119	-0.073	52.653	0.000
		20	-0.098	-0.045	54.520	0.000
		21	-0.125	-0.056	57.552	0.000
		22	-0.087	-0.030	59.026	0.000
		23	-0.011	0.034	59.051	0.000
		24	0.085	0.071	60.492	0.000
		25	0.082	0.038	61.841	0.000
		26	0.131	0.079	65.284	0.000
		27	0.090	0.029	66.926	0.000
		28	0.081	0.028	68.258	0.000
		29	0.047	-0.020	68.714	0.000
		30	0.021	-0.014	68.806	0.000
		31	0.054	0.078	69.417	0.000
		32	-0.001	-0.024	69.417	0.000
		33	-0.047	-0.020	69.888	0.000
		34	0.029	0.046	70.064	0.000
		35	0.071	0.070	71.134	0.000
		36	0.126	0.047	74.570	0.000

Gambar 1. Korelogram Data Asli

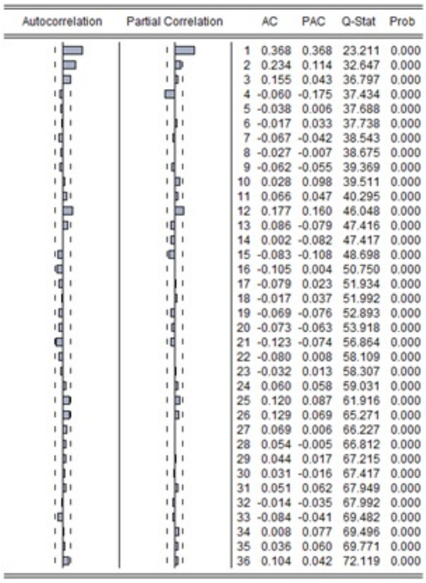
telah stasioner terhadap nilai tengah dengan melakukan uji ADF pada data transformasi. Hasil uji ADF diperoleh nilai ADF sebesar -8.760329 dengan nilai kritis tabel pada $\alpha = 5\%$ adalah -2.878723. Karena nilai ADF lebih kecil dari nilai kritis tabel, maka dapat disimpulkan bahwa data telah stasioner terhadap nilai tengah.

Setelah data stasioner terhadap ragam dan nilai tengah, selajutnya dapat dilakukan identifikasi model untuk melihat orde dari model $ARIMA(p, d, q)$ berdasarkan korelogram ACF dan PACF.

Korelogram PACF data stasioner pada Gambar 2 menunjukkan terjadi *cut-off* setelah *lag* 1, maka diduga orde model AR yaitu p adalah 1 atau AR(1). Pada korelogram ACF terjadi *cut-off* setelah *lag* 3 sehingga diduga orde model MA yaitu q adalah 3 atau MA(3). Karena data stasioner tanpa dilakukan *differencing*, maka orde d dari model adalah 0, sehingga diduga model awal yang diperoleh adalah ARIMA(1,0,3).

Berdasarkan model awal yang diperoleh yaitu $ARIMA(1, 0, 3)$ dibentuk semua kemungkinan model yang dapat digunakan, selanjutnya dilakukan uji signifikan parameter untuk semua kemungkinan model tersebut. Model yang digunakan untuk peramalan adalah model dengan semua parameternya signifikan, dimana parameter dikatakan signifikan jika nilai *p-value* pada uji t $< \alpha = 0.05$. Hasil uji signifikan parameter diperoleh model yang signifikan adalah model $ARIMA(0, 0, 1)$,$ARIMA(0, 0, 2)$, $ARIMA(0, 0, 3)$, $ARIMA(1, 0, 0)$, $ARIMA(1, 0, 1)$, dan model $ARIMA(1, 0, 2)$.

Setelah diperoleh model-model yang signifikan dari semua kemungkinan model yang diduga, maka selanjutnya dilakukan evaluasi model untuk memperoleh model yang terbaik. Evaluasi model dilihat dari nilai *Akaike info criterion* (AIC) dan



Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.368	0.368	23.211	0.000
		2	0.234	0.114	32.647	0.000
		3	0.155	0.043	36.797	0.000
		4	-0.060	-0.175	37.434	0.000
		5	-0.038	0.006	37.688	0.000
		6	-0.017	0.033	37.738	0.000
		7	-0.067	-0.042	38.543	0.000
		8	-0.027	-0.007	38.675	0.000
		9	-0.062	-0.055	39.369	0.000
		10	0.028	0.098	39.511	0.000
		11	0.066	0.047	40.295	0.000
		12	0.177	0.160	46.048	0.000
		13	0.086	-0.079	47.416	0.000
		14	0.002	-0.082	47.417	0.000
		15	-0.083	-0.108	48.698	0.000
		16	-0.105	0.004	50.750	0.000
		17	-0.079	0.023	51.934	0.000
		18	-0.017	0.037	51.992	0.000
		19	-0.069	-0.076	52.893	0.000
		20	-0.073	-0.063	53.918	0.000
		21	-0.123	-0.074	56.864	0.000
		22	-0.080	0.008	58.109	0.000
		23	-0.032	0.013	58.307	0.000
		24	0.060	0.058	59.031	0.000
		25	0.120	0.087	61.916	0.000
		26	0.129	0.069	65.271	0.000
		27	0.069	0.006	66.227	0.000
		28	0.054	-0.005	66.812	0.000
		29	0.044	0.017	67.215	0.000
		30	0.031	-0.016	67.417	0.000
		31	0.051	0.062	67.949	0.000
		32	-0.014	-0.035	67.992	0.000
		33	-0.084	-0.041	69.482	0.000
		34	0.008	0.077	69.496	0.000
		35	0.036	0.060	69.771	0.000
		36	0.104	0.042	72.119	0.000

Gambar 2. Korelogram Data Stasioner

Schwarz criterion (SC), dimana model yang terbaik adalah model dengan nilai AIC dan SC terkecil. Dengan melakukan pengurutan pada nilai AIC dan SC dari nilai terkecil hingga terbesar serta dihitung rata-rata dari kedua urutan, selanjutnya rata-rata tersebut diurutkan kembali sehingga diperoleh model terbaik adalah model $ARIMA(1,0,2)$ dengan persamaan:

$$(1-\phi_1 B)X_t = (1-\theta_1 B-\theta_2 B^2)\varepsilon_t.$$

Setelah diperoleh model terbaik, dilakukan diagnosa model untuk melihat apakah model terbaik yang diperoleh layak digunakan untuk peramalan. Model dikatakan layak diguakan jika residu model bersifat *white noise*, berdistribusi normal, dan tidak heteroskedastisitas.

Untuk memeriksa apakah residu model bersifat *white noise* dapat dilihat dengan uji autokorelasi. Residu bersifat *white noise* jika tidak terjadi autokorelasi. Uji autokorelasi dapat dilakukan dengan uji *Q-Ljung Box*, Nilai uji *Q-Ljung Box* dapat dilihat dari nilai probabilitas *Q-stat* pada korelogram residu model. Bila nilai probabilitas *Q-stat* kurang dari $\alpha = 0,05$ maka terjadi autokorelasi.

Korelogram residu model terbaik menunjukkan semua nilai probabilitas *Q-stat* lebih dari $\alpha = 0,05$, sehingga dapat disimpulkan tidak terjadi autokorelasi pada residu. Dengan demikian dapat disimpulkan residu model bersifat *white noise*.

Melihat apakah residu berdistribusi normal dapat dilakukan dengan uji *Jarque Berra* (JB). Residu model dikatakan berdistribusi normal, jika nilai *Jarque Berra* $> \chi^2_\alpha(2)$. Berdasarkan tabel sebaran *Chi-Square* diperoleh nilai $_0,05^2(2)$ sebesar 5,991. Histogram normalitas residu menunjukkan nilai *Jarque Berra* sebesar 1,099608. Karena nilai *Jarque Berra* $> \chi_0,05^2(2)$ maka dapat disimpulkan residu model berdistribusi normal.

Heteroskedastisitas dari residu dapat dilihat dengan melakukan uji *White*. Residu model tidak heteroskedastisitas jika pada taraf signifikan $\alpha = 5\%$, nilai probabilitas *White* $(Obs * R^2) > \alpha$. Berdasarkan hasil uji *White*, diperoleh nilai statistik uji *White* $(Obs * R^2)$ adalah 4.629787 dengan probabilitas sebesar 0.5921. Karena nilai probabilitas *White* $(Obs * R^2) > \alpha = 5\%$, maka dapat disimpulkan bahwa residu model tidak heteroskedastisitas.

Dengan demikian, berdasarkan hasil dari ketiga uji yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa model $ARIMA(1,0,2)$ layak digunakan untuk peramalan.

3.3. *Peramalan*

Setelah model terbaik yang diperoleh yaitu model $ARIMA(1,0,2)$ memenuhi semua asumsi pada uji diagnostik model, maka selanjutnya dilakukan peramalan dengan model tersebut. Peramalan dilakukan menggunakan data hasil transformasi $\sqrt{X_t}$. Setelah diperoleh nilai peramalan, nilai tersebut ditransformasi kembali pada skala data asli. Berikut hasil peramalan rata-rata curah hujan bulanan Sungai Ipuh untuk periode Januari 2017 hingga Desember 2018.

Jan 2017	5.359536
Feb 2017	5.358541
Mar 2017	5.357546
Apr 2017	5.356551
Mei 2017	5.355556
Jun 2017	5.354562
Jul 2017	5.353568
Ags 2017	5.352574
Sep 2017	5.35158
Okt 2017	5.350586
Nov 2017	5.349593
Des 2017	5.348599
Jan 2018	5.347606
Feb 2018	5.346613
Mar 2018	5.345621
Apr 2018	5.344628
Mei 2018	5.343636
Jun 2018	5.342643
Jul 2018	5.341651
Ags 2018	5.34066
Sep 2018	5.339668
Okt 2018	5.338677
Nov 2018	5.337685
Des 2018	5.336694

Gambar 3. Data hasil peramalan dengan model $ARIMA(1,0,2)$

Berdasarkan Gambar 3, diprediksi bahwa rata-rata curah hujan bulanan Sungai Ipuh pada tahun 2017 dan 2018 cenderung konstan dengan curah hujan terendah terjadi pada bulan Desember. Berdasarkan data prediksi yang telah diperoleh, dapat diperkirakan bahwa penurunan curah hujan di Sungai Ipuh terjadi pada akhir tahun. Dengan adanya prediksi ini, dapat dilakukan strategi-strategi untuk menghadapi masalah yang dapat timbul kedepannya ataupun melakukan persiapan dalam bidang pertanian dan lainnya.

4. Kesimpulan

Berdasarkan pengolahan data rata-rata curah hujan bulanan Desa Sungai Ipuh Solok Selatan dengan model ARIMA(p,d,q), diperoleh:

(1) Model ARIMA terbaik untuk peramalan rata-rata curah hujan bulanan Sungai Ipuh Solok Selatan adalah $ARIMA(1,0,2)$ dengan persamaan:

$$X_t = 0.999907X_{t-1} + \varepsilon_t + 0.686615\varepsilon_{t-1} + 0.303835\varepsilon_{t-2}.$$

(2) Berdasarkan model terbaik yang diperoleh, diprediksi bahwa rata-rata curah hujan bulanan Sungai Ipuh Solok Selatan pada tahun 2017 dan 2018 akan cenderung konstan dengan curah hujan terendah terjadi pada akhir tahun

Daftar Pustaka

[1] BMKG. 2017. *FAQ BMKG Penjelasan Data Hujan.* http://dataonline.bmkg.go.id/webfaq, tanggal akses 28 November 2017
[2] Brockwell, P.J. dan Davis, R.A. 1996. *Introduction to Time Series and Forecasting.* Springer Verlag, New York
[3] Gujarati, Damodar. 2004. *Basic Econometrics.* Fourth Edition. The McGraw-Hill Companies, New York
[4] Montgomery, D.C. dan Jennings, C.L. 2008. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting.* John Wiley And Son, Inc, New York
[5] Nurdin, D. 2017. *Sebagian Besar Wilayah Provinsi Jambi Sudah Memasuki Musim Kemarau.* http://www.tribunnews.com/regional/2017/06/09/sebagian-besar-wilayah-provinsi-jambi-sudah-memasuki-musim-kemarau, tanggal akses 28 Desember 2017
[6] Rosadi, D. 2012. *Ekonometrika dan Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews.* Andi Offset, Yogyakarta
[7] Wei, William W.S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods.* Second Edition. Pearson Education, United States