



Penerapan Model VARMA(2,2) untuk Memprediksi Indeks Kekeringan SPI di Wilayah Jawa Barat

Iis Maryasih*, Betty Subartini, Budi Nurani Ruchjana

Departemen Matematika, Fakultas MIPA, Universitas Padjadjaran

*E-mail: iismaryasih@gmail.com

Abstrak

Kekeringan merupakan suatu keadaan dimana kurangnya ketersediaan air akibat perubahan iklim seperti musim kemarau berkepanjangan sehingga curah hujan menurun. Air sendiri merupakan sumberdaya alam yang sangat dibutuhkan oleh makhluk hidup di bumi, sehingga diperlukan sebuah analisis untuk memprediksi terjadinya kekeringan baik untuk dijadikan acuan pencegahan maupun persiapan dalam menghadapi kekeringan. Diperlukan suatu model untuk menganalisis data kekeringan di suatu lokasi. Dalam penelitian ini dipelajari penerapan model *Vector Autoregressive Moving Average* dengan estimasi parameter menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* untuk memprediksi indeks kekeringan *Standardized Precipitation Index* (SPI) tiga bulan di wilayah Jawa Barat yaitu Kabupaten Bogor, Sumedang, dan Indramayu. SPI merupakan indeks kekeringan yang menggunakan indikator alam yaitu curah hujan. SPI bertujuan untuk menunjukkan tingkat kekeringan pada suatu daerah. Model yang dihasilkan dalam penelitian ini adalah VARMA(2,2) yang selanjutnya digunakan untuk memprediksi indeks kekeringan SPI tiga bulan selanjutnya. Perhitungan dilakukan dengan menggunakan bantuan RStudio 3.2.5. Hasil akhir menunjukkan bahwa prediksi indeks kekeringan SPI di Kabupaten Bogor, Sumedang, dan Indramayu berada pada tingkat kekeringan berkategori normal.

Kata Kunci: kekeringan, VARMA, MLE, SPI

1. Pendahuluan

Perubahan iklim memiliki pengaruh yang besar terhadap terjadinya kekeringan. Kekeringan dapat disebabkan oleh adanya penyimpangan iklim, gangguan keseimbangan hidrologis, dan kekeringan agronomis akibat kebiasaan petani memaksakan menanam pada musim kemarau dengan ketersediaan air yang tidak mencukupi. Dampak dari kekeringan sendiri adalah kerugian produksi tanaman pangan dan berkurangnya sumber daya air. Tim Variabilitas Iklim Pusat Sains dan Teknologi Atmosfer dalam artikelnya menyebutkan bahwa kemarau dapat disebabkan oleh perubahan iklim seperti terjadinya peningkatan suhu laut atau El Nino dan kemarau panjang.

Kekeringan telah terjadi di beberapa wilayah di Jawa Barat pada tahun 2014. Hal ini dibahas dalam artikel yang dimuat di *website* Tempo, Liputan6 dan Pikiran Rakyat yang mengatakan bahwa kekeringan terjadi di 62 desa di 17 Kecamatan di Kabupaten Bogor yang mengakibatkan keterbatasannya sumber air. Sementara di Kecamatan Purwodadi Kabupaten Sumedang, ratusan hektar sawah yang ditanami padi dan sayuran mengalami gagal panen. Kekeringan juga mengancam 3.000 hektar sawah di Kabupaten Indramayu yang kekurangan air. Selain itu, mengingat Jawa Barat merupakan salah satu lumbung padi nasional dan ketersediaan air bersih sangat penting dalam kehidupan, maka penelitian tentang prediksi kekeringan di Jawa Barat harus

ditingkatkan untuk dijadikan acuan tindakanantisipasi kekeringan sejak jauh hari.

Pada beberapa penelitian tentang kekeringan, karakteristik yang digunakan sebagai indeks kekeringan yaitu durasi, intensitas, besar dan luas area kekeringan (Mossad, 2015).

Saat ini beberapa indeks yang biasa digunakan dalam memprediksi kekeringan adalah *Standardized Precipitation Index* (SPI), *Standardized Precipitation Evapotranspiration Index* (SPEI), *Palmer Drough Severity Index* (PDSI), *Surface Water Supply Index* (SWSI), dan *Palfai Aridity Index* (PAI). *World Meteorological Organization* (WMO) merekomendasikan SPI sebagai indeks standar kekeringan karena SPI dapat menunjukkan hasil yang baik dalam memprediksi dan mengukur intensitas kekeringan (Shatanawi, 2013).

Salah satu penelitian tentang kekeringan pernah dilakukan pada tahun 2015 yang berjudul *Drought Forecasting using Stochastic Models in a Hyper-Arid Climate* dengan menggunakan indeks kekeringan SPEI dan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Dimana model ini cocok untuk memprediksi salah satu karakteristik kekeringan yaitu curah hujan yang datanya sering kali bersifat tidak stasioner. Dalam penelitian ini digunakan indeks kekeringan SPI dan penerapan model *Vector Autoregressive Moving Average* (VARMA) dalam mengolah data kekeringan sehingga didapat hasil prediksi kekeringan di tiga wilayah di Jawa Barat yaitu Kabupaten Bogor, Sumedang, dan Indramayu.



Penelitian ini diharapkan dapat dijadikan acuan untuk memprediksi terjadinya kekeringan di Jawa Barat.

2. Metode

2.1 Studi Literatur

1. Standardized Precipitation Index (SPI)

SPI adalah indeks yang digunakan untuk menentukan penyimpangan curah hujan terhadap normalnya, dalam suatu periode waktu yang panjang (bulanan, dua bulanan, tiga bulanan dan seterusnya). Berdasarkan nilai SPI ditentukan tingkat kekeringan dan kebasahan dengan kategori sebagai berikut (Buletin Analisis Hujan Bulan Januari 2016 dan Prakiraan Hujan Bulan Maret, April dan Mei 2016):

1. Tingkat Kekeringan :

- a. Sangat Kering : Jika nilai $SPI \leq -2,00$
- b. Kering : Jika nilai $SPI -1,99$ s/d $-1,50$
- c. Agak Kering : Jika nilai $SPI -1,49$ s/d $-1,00$

2. Normal : Jika nilai $SPI -0,99$ s/d $0,99$

3. Tingkat Kebasahan :

- a. Sangat Basah : Jika nilai $SPI \geq 2,002$
- b. Basah : Jika nilai $SPI 1,50$ s/d $1,993$
- c. Agak Basah : Jika nilai $SPI 1,00$ s/d $1,49$

Nilai SPI merupakan transformasi dari distribusi gamma menjadi standar normal dengan rata-rata nol. Perhitungan SPI secara statistik adalah sebagai berikut : (Edward,1997)

$$G(x) = \int_0^x g(x)dx = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} \int_0^x t^{\alpha-1} e^{-t/\beta} dt$$

Nilai α dan β dapat diestimasi untuk setiap stasiun hujan dengan menggunakan rumus berikut :

$$\hat{\alpha} = \frac{1}{4A} \left(1 + \sqrt{1 + \frac{4A}{3}} \right) \quad \text{dan} \quad \hat{\beta} = \frac{\bar{x}}{\hat{\alpha}} \quad \text{untuk} \quad x > 0$$

dengan $A = \ln(\bar{x}) - \frac{\sum \ln(x)}{n}$; n : banyak lokasi

2. Stasioneritas

Data dikatakan stasioner apabila $E(Z_t) = \mu$, $Var(Z_t) = \sigma^2$, dan $cov(Z_t, Z_{t-k})$ konstan untuk semua t dan $k \neq 0$. Dapat dilakukan uji akar unit Dickey Fuller (DF) untuk memeriksanya, Z_t dikatakan stasioner apabila $|\phi_1| < 1$ yang artinya tidak mempunyai akar unit (Tsay,2005).

3. Model Vector Autoregressive Moving Average (VARMA)

Model Vector Autoregressive Moving Average (VARMA) adalah model yang melibatkan lebih dari satu variabel pengamatan. Model yang berupa vektor time series ini memiliki persamaan berikut (Wei, 2006) :

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-1} + \dots + \Phi_p Z_{t-p} + a_t + \Theta_1 a_{t-1} + \dots + \Theta_q a_{t-q}$$

4. Identifikasi Model VARMA

Identifikasi model VARMA dapat dilakukan dengan melihat nilai Akaike's Information Criterion (AIC). Nilai AIC digunakan dalam memilih model akhir berdasarkan model dengan nilai AIC yang paling minimum yang secara matematis dapat ditulis sebagai berikut :

$$AIC = -2\log(L) + 2k$$

dengan k sebagai jumlah parameter dalam model dan L adalah parameter ARMA yang diestimasi dengan menggunakan Maximum Likelihood Estimation (Mossad, 2015).

5. Metode Maximum Likelihood Estimation (MLE)

Fungsi lnlikelihood untuk model VARMA adalah

$$\ln L(\Phi, \Theta, \Sigma) = -\frac{T}{2} \ln 2\pi - \frac{T}{2} \ln |\Sigma| - \frac{1}{2} \sum_{t=2}^T a_t a_t' \Sigma^{-1}$$

dengan

$$a_t = (Z_t - \Phi_1 Z_{t-1} - \dots - \Phi_p Z_{t-p} + \Theta_1 a_{t-1} + \dots + \Theta_q a_{t-q})$$

Estimasi parameter $\hat{\Phi}, \hat{\Theta}$, dan $\hat{\Sigma}$ didapat dari memaksimalkan persamaan lnlikelihood model VARMA dengan cara menurunkannya terhadap parameter Φ, Θ , dan Σ kemudian membuat persamaannya sama dengan 0, sehingga terbentuk penaksir parameter $\hat{\Phi}, \hat{\Theta}$, dan $\hat{\Sigma}$ (Lutkepohl, 2005).

Parameter-parameter taksiran yang diperoleh kemudian diuji menggunakan uji signifikansi secara individual yaitu t-test dan uji signifikansi secara keseluruhan menggunakan F-test. (Sembiring, 1995).

6. Diagnostic Checking

Diagnostic Checking bertujuan untuk menguji signifikansi secara keseluruhan pada residual sampai lag-h. Pada penelitian ini digunakan uji Ljung Box dengan hipotesis dan statistik uji sebagai berikut

H_0 : vektor residual model memenuhi asumsi white noise

H_1 : vektor residual model tidak memenuhi asumsi white noise

$$Q_h = T \sum_{i=1}^h tr(\hat{C}_i \hat{C}_0^{-1} \hat{C}_i^{-1})$$

dengan $\hat{C}_i = \frac{1}{T} \sum_{t=i+1}^T \hat{a}_t \hat{a}_{t-i}'$

H_0 ditolak jika $Q_h < \chi^2$ atau p-value $< \alpha$.

Selanjutnya dilakukan pula uji asumsi normalitas residual menggunakan uji Kolmogorov Smirnov dengan hipotesis dan statistik uji sebagai berikut:

H_0 : $S(x) = F(x)$ (error mengikuti distribusi normal)

H_1 : $S(x) \neq F(x)$ (error tidak mengikuti distribusi normal)



Statistik uji : $T = \text{Maks} |F(x) - S(x)|$
 H_0 ditolak jika $T > W_{1-\alpha}$ atau p-value $< \alpha$
 (Lutkepohl, 2005).

7. Pemeriksaan Error

Pemeriksaan error untuk mengevaluasi ketepatan model yang baik untuk prediksi data di waktu yang akan datang, dapat menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE) yang dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut

$$MAE = \left(\sum_{i=1}^N \sum_{t=2}^T \left| \frac{Z_i(t) - \hat{Z}_i(t)}{Z_i(t)} \right| \times \frac{1}{N} \right)$$

$$RMSE = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^N \sum_{t=2}^T \left| \frac{Z_i(t) - \hat{Z}_i(t)}{Z_i(t)} \right|^2 \times \frac{1}{N} \right)}$$

dengan : Z_i = pengamatan pada lokasi ke- i
 \hat{Z}_i = nilai ramalan pada lokasi ke- i
 N = jumlah lokasi pengamatan
 T = waktu pengamatan

Suatu model mempunyai kinerja sangat bagus apabila nilai MAE dan RMSE berada pada rentang nilai minimum. (Mossad, 2015)

2.2 Metode Pengumpulan Data

Objek dalam penelitian ini adalah data sekunder yaitu data indeks kekeringan SPI tiga bulanan pada tiga wilayah di Jawa Barat yaitu Kabupaten Bogor, Sumedang, dan Indramayu yang diperoleh dari Pusat Sains dan Teknologi Atmosfer LAPAN Bandung mulai dari Januari 1982 sampai Desember 2014 sejumlah 396 data dari setiap wilayah.

2.3 Metode Analisis Data

Tahapan analisis data dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Penginputan data SPI dari tiga lokasi.
2. Perhitungan korelasi. Menghitung korelasi untuk mengetahui hubungan antara indeks kekeringan di Bogor, Sumedang dan Indramayu.
3. Uji kestasioneran data dilakukan untuk mengetahui apakah data yang digunakan stasioner atau tidak menggunakan plot data Time Series dan uji akar Dickey Fuller. Jika tidak stasioner maka harus dilakukan differencing. Dalam penerapan model VARMA digunakan data yang stasioner.
4. Identifikasi model ARMA(p,q) dilakukan dengan memilih nilai AIC yang paling minimum serta menggunakan *syntax* pengujian autoarima menggunakan software RStudio 3.2.5.
5. Pembentukan model VARMA(p,q) yang dapat dibentuk setelah data stasioner.
6. Penaksiran parameter setelah model VARMA(p,q) didapat dengan asumsi error

berdistribusi normal, maka parameternya akan ditaksir dengan menggunakan MLE.

7. *Diagnostic checking* dilakukan untuk menguji signifikansi secara keseluruhan pada residual sampai lag-h.
8. Pemeriksaan *error* dilakukan dengan perhitungan *Mean Absolute Error* (MAE) atau *Root Mean Square Error* (RMSE) yang bertujuan untuk mengetahui apakah model VARMA(p,q) sudah baik dan layak untuk digunakan dalam memprediksi data.
9. Prediksi indeks kekeringan SPI dilakukan setelah didapat model yang sesuai, pada penelitian ini dilakukan prediksi pada tiga bulan kedepan.

3. Hasil dan Pembahasan

Analisis statistik deskriptif data indeks kekeringan SPI tiga bulanan pada tiga wilayah di Jawa Barat yaitu Bogor, Sumedang, dan Indramayu dengan menggunakan bantuan software RStudio 3.2.5 yang dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Data Kekeringan di Tiga Lokasi

Lokasi	Mean	N
Bogor	-0.000076	396
Sumedang	-0.000758	396
Indramayu	-0.000303	396

Nilai rata-rata data kekeringan untuk Kabupaten Bogor adalah sebesar -0.000076, Kabupaten Sumedang sebesar -0.000758, dan Kabupaten Indramayu sebesar -0.000303. Sementara, nilai korelasi antar lokasinya ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai Korelasi Indeks Kekeringan SPI di Tiga Lokasi

	Bogor	Sumedang	Indramayu
Bogor	1.0000000	0.7451148	0.7330438
Sumedang	0.7451148	1.0000000	0.9479432
Indramayu	0.7330438	0.9479432	1.0000000

Terlihat bahwa data yang digunakan memiliki korelasi yang tinggi yaitu berada pada interval 0,70-1,00. Sehingga data dapat dianalisis lebih lanjut.

3.1 Uji Kestasioneran Data

Kestasioneran data dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan uji *Augmented Dicky Fuller* (ADF) menggunakan software R Studio dengan hasil nilai p-value = 0,01 kurang dari $\alpha = 0,05$ untuk masing-masing lokasi. Hal ini menunjukkan bahwa asumsi data di tiga lokasi tersebut adalah stasioner.

3.2 Identifikasi Model VARMA(p,q)

Model VARMA(p,q) diidentifikasi dengan melihat nilai AIC yang paling minimum melalui



pendekatan univariat dengan data AIC seperti ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Nilai Akaike's Information Criterion Data Indeks Kekeringan SPI

Model ARMA	Nilai AIC		
	Bogor	Sumedang	Indramayu
(0,0)	1125,84	1125,47	1125,72
(0,1)	934,23	912,37	918,93
(0,2)	733,95	707,27	730,34
(0,3)	730,28	696,64	718,93
(1,0)	792,75	766,96	777,39
(1,1)	792,23	759,87	772,87
(1,2)	727,5	689,09	712,18
(1,3)	721,73	688,27	711,71
(2,0)	790,55	752,87	768,45
(2,1)	787,51	766,21	775,98
(2,2)	720,79	686,52	711,03
(2,3)	721,8	688,08	712,45
(3,0)	771,07	729,6	751,48
(3,1)	749,64	707,82	730,83
(3,2)	722,27	688,1	712,85
(3,3)	723,78	690,08	714,26

Berdasarkan Tabel 3 dapat dilihat bahwa model ARMA dengan nilai AIC terkecil untuk setiap lokasi adalah ARMA(2,2). Hal ini menunjukkan bahwa model dugaan yang diperoleh untuk ketiga lokasi adalah VARMA(2,2).

3.3 Penaksiran Parameter Model VARMA(2,2) dengan Metode MLE

Model VARMA(2,2) dapat diestimasi dengan menggunakan metode MLE yang dihitung dengan bantuan RStudio 3.2.5. Hasilnya menunjukkan bahwa model VARMA (2,2) memiliki 12 parameter yang signifikan yang diuji melalui uji t (individual) dan uji F (keseluruhan). Hasil selengkapnya dapat dilihat pada Tabel 4.

Hipotesis yang diperoleh pada Tabel 4 adalah H_0 ditolak karena $t_{hitung} > t_{tabel}(\alpha=0,05, n=394)$ dan $F_{hitung} > F_{tabel}(DF1=2, DF2=393; \alpha=0,05)$ yang

berarti parameter signifikan dan masuk kedalam model, sehingga didapat persamaan model taksiran VARMA(2,2) yaitu dalam bentuk matriks sebagai berikut :

$$\hat{Z}_t = \begin{bmatrix} 0 & 0,0736 & 0 \\ 0 & 0,1831 & 0 \\ 0 & 0,1834 & 0 \end{bmatrix} \hat{Z}_{t-1} + \begin{bmatrix} 0,2359 & 0 & 0 \\ 0,1929 & 0 & 0 \\ 0,1885 & 0 & 0 \end{bmatrix} \hat{Z}_{t-2} + \hat{a}_t + \begin{bmatrix} 0 & 0,8565 & 0 \\ 0 & 0,7948 & 0 \\ 0 & 0,7596 & 0 \end{bmatrix} \hat{a}_{t-1} + \begin{bmatrix} 0,6023 & 0 & 0 \\ 0,5917 & 0 & 0 \\ 0,5503 & 0 & 0 \end{bmatrix} \hat{a}_{t-2}$$

3.4 Diagnostic Checking

Diagnostic Checking dilakukan dengan menggunakan uji Ljung Box untuk menguji signifikansi residual model VARMA(2,2). Hasil yang didapat dengan menggunakan bantuan software RStudio 3.2.5 ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai p-value Uji Ljung-Box dan Kolmogorov Smirnov pada Residual

Lokasi	p-value (Ljung-Box)	p-value (Kolmogorov Smirnov)
Bogor	0,9453	0,6934
Sumedang	0,919	0,6336
Indramayu	0,9274	0,5163

Dari Tabel 5 nilai p-value untuk masing masing lokasi lebih besar dari nilai $\alpha=0,05$, sehingga H_0 diterima yang berarti vektor residual model memenuhi asumsi white noise. Hal ini dapat dilihat juga dari hasil macf dan mpacf residual model VARMA(2,2) yang menunjukkan bahwa dari lag 1-20 tidak ada lag yang keluar barlet yang artinya residualnya tidak berautokorelasi. Sementara pada uji asumsi normalitas residual menggunakan uji Kolmogorov Smirnov menghasilkan nilai p-value residual yang lebih besar dari nilai $\alpha=0,05$. Sehingga H_0 diterima, residual di tiga lokasi tersebut berdistribusi normal. Hal ini menunjukkan bahwa bahwa residual model VARMA(2,2) tidak berautokorelasi dan berdistribusi normal atau memenuhi asumsi white noise.

Tabel 4 Nilai Estimasi Model VARMA(2,2) menggunakan metode MLE

Variabel	SE	t_{hitung}	t_{tabel} ($\alpha=0,05$, $n=394$)	F_{hitung}	F_{tabel} ($DF_1=2$, $DF_2=393$; $\alpha=0,05$)	hipotesis	Kesimpulan		
$Z_{1,t}$	$\hat{\Phi}_1$	0.0736	0.0782	0.941176	0.6079	1.000482	0.33	H_0 ditolak	parameter signifikan
	$\hat{\Phi}_2$	0.2359	0.0782	3.016624	0.6079			H_0 ditolak	parameter signifikan
	$\hat{\Theta}_1$	0.8565	0.064	13.38281	0.6079			H_0 ditolak	parameter signifikan
	$\hat{\Theta}_2$	0.6023	0.049	12.29184	0.6079			H_0 ditolak	parameter signifikan
$Z_{2,t}$	$\hat{\Phi}_1$	0.1831	0.0915	2.001093	0.6079	0.999816	0.33	H_0 ditolak	parameter signifikan
	$\hat{\Phi}_2$	0.1929	0.0815	2.366871	0.6079			H_0 ditolak	parameter signifikan
	$\hat{\Theta}_1$	0.7948	0.0799	9.947434	0.6079			H_0 ditolak	parameter signifikan
	$\hat{\Theta}_2$	0.5917	0.0469	12.6162	0.6079			H_0 ditolak	parameter signifikan
$Z_{3,t}$	$\hat{\Phi}_1$	0.1834	0.1085	1.690323	0.6079	1.000299	0.33	H_0 ditolak	parameter signifikan
	$\hat{\Phi}_2$	0.1885	0.0944	1.996822	0.6079			H_0 ditolak	parameter signifikan
	$\hat{\Theta}_1$	0.7596	0.0993	7.649547	0.6079			H_0 ditolak	parameter signifikan
	$\hat{\Theta}_2$	0.5503	0.0481	11.44075	0.6079			H_0 ditolak	parameter signifikan



Tabel 6. Nilai RMSE dan MAE pada tiga lokasi

Model ARMA	Nilai RMSE			Nilai MAE		
	Bogor	Sumedang	Indramayu	Bogor	Sumedang	Indramayu
(0,1)	0,7828364	0,7614695	0,7678182	0,6130956	0,6043703	0,6097129
(0,2)	0,6053747	0,5852817	0,6027354	0,4655195	0,4467787	0,4697279
(0,3)	0,6010529	0,5760799	0,5926374	0,4655195	0,4410982	0,4622178
(1,0)	0,6543526	0,6333421	0,6417559	0,5141128	0,4872754	0,4984848
(1,1)	0,6522702	0,6260834	0,6364706	0,5084915	0,4798195	0,4923753
(1,2)	0,5989405	0,5705799	0,5875749	0,4630942	0,4375469	0,4575181
(1,3)	0,5930682	0,5685288	0,5857329	0,4594865	0,4354244	0,4546478
(2,0)	0,6508718	0,6205329	0,6329048	0,504507	0,4761079	0,4886061
(2,1)	0,6466945	0,6295073	0,6373386	0,5156598	0,4879191	0,4985089
(2,2)	0,5923636	0,5672499	0,5852139	0,4586356	0,4335253	0,4539177
(2,3)	0,5916166	0,5669315	0,5847789	0,4591565	0,4327083	0,4543472
(3,0)	0,633333	0,6009008	0,617816	0,4894926	0,4622556	0,479598
(3,1)	0,6146977	0,5829634	0,6002299	0,4794888	0,4493897	0,4693219
(3,2)	0,5919795	0,566943	0,5850725	0,4589514	0,432823	0,4541069
(3,3)	0,5916072	0,5669331	0,5846341	0,4591208	0,4327551	0,4538295

Tabel 7. Nilai prediksi indeks kekeringan pada tiga lokasi

Lokasi	Januari		
	Aktual	Prediksi	Error
Bogor	0.13	0.048	0.082
Sumedang	1.33	0.959	0.371
Indramayu	1.41	0.845	0.565
Rata-rata error			0.3393
Lokasi	Februari		
	Aktual	Prediksi	Error
Bogor	0.075	0.071	0.004
Sumedang	0.62	0.5	0.12
Indramayu	0.77	0.521	0.249
Rata-rata error			0.12433
Lokasi	Maret		
	Aktual	Prediksi	Error
Bogor	0.076	0.006	0.07
Sumedang	0.31	0.277	0.033
Indramayu	0.28	0.255	0.025
Rata-rata error			0.0427

3.5 Pemeriksaan Error

Setelah model didapat, langkah selanjutnya adalah dilakukan perhitungan RMSE dan MAE pada masing-masing lokasi untuk mengetahui kelayakan model. Hasil perhitungan RMSE dan MAE dapat dilihat pada Tabel 6.

Dari Tabel 6 nilai RMSE untuk ARMA(2,2) pada tiap lokasi berada pada rentang nilai minimumnya yaitu 0.5916072 s.d. 0.5989405 untuk lokasi Bogor, 0.5669315 s.d. 0.5685288 untuk Sumedang dan 0.5846341 s.d. 0.5875749 untuk Indramayu. Sementara, nilai MAE untuk ARMA(2,2) berada pada rentang minimumnya yaitu 0.4586356 - 0.4594865 untuk lokasi Bogor, 0.4327083 - 0.4375469 untuk Sumedang dan 0.4538295 - 0.4575181 untuk Indramayu. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model sudah baik untuk digunakan prediksi data.

3.6 Prediksi Kekeringan

Tahapan terakhir pada penelitian ini adalah prediksi nilai indeks kekeringan SPI di Kabupaten Bogor, Sumedang, dan Indramayu untuk bulan Januari - Maret 2015 yang menggunakan model VARMA(2,2) dengan metode MLE.

Dari Tabel 7 nilai prediksi indeks kekeringan pada ketiga lokasi berada di interval nilai SPI -0,99 s/d 0,99 yaitu pada kategori normal. Rata-rata error untuk nilai prediksi indeks kekeringan SPI yang didapat dari selisih nilai data aktual dan nilai data prediksi dibagi dengan data aktual adalah 33,3%. Penelitian ini dapat terus dikembangkan lagi untuk mendapatkan nilai prediksi dengan error yang lebih kecil.

4. Kesimpulan

Data indeks kekeringan SPI tiga bulanan di tiga wilayah di Jawa Barat yaitu Bogor, Sumedang dan



Indramayu dapat diprediksi dengan menggunakan model VARMA(2,2) yang parameternya diestimasi melalui metode MLE sehingga menghasilkan 12 estimasi parameter yang signifikan. Model VARMA(2,2) tersebut memiliki nilai RMSE dan MAE pada rentang nilai terkecil sehingga model layak digunakan untuk prediksi data.

Hasil model VARMA(2,2) menunjukkan prediksi nilai indeks kekeringan SPI pada tiga bulan selanjutnya yaitu bulan Januari - Maret 2015 berada pada interval nilai SPI -0,99-0,99 yang berarti memiliki kategori kekeringan normal dengan rata-rata *error* keseluruhan 33,3%. Nilai *error* yang akurat untuk suatu model adalah kurang dari 10%. Sehingga pada penelitian ini model VARMA(2,2) dapat digunakan untuk memprediksi data indeks kekeringan SPI dan dapat terus dikembangkan lagi untuk mendapatkan nilai prediksi dengan *error* yang lebih kecil.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Rektor Universitas Padjadjaran yang telah mendanai penelitian dan publikasi paper melalui Academic Leadership Grant 2016.

Daftar Pustaka

Buletin Analisis Hujan Bulan Januari 2016 dan Prakiraan Hujan Bulan Maret, April dan Mei 2016. Bogor : Stasiun Klimatologi Darmaga Bogor.

Edwards, D.C. dan McKee, T.B. 1997. *Characteristics of 20th Century Drought in The United States at Multiple Time Scales*. Atmospheric Science Paper No. 634, Climatology Report No. 97-2. Department of Atmospheric Science, Colorado State University. Fort Collins, Colorado-USA.

Lutkepohl, Helmut. 2005. *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Willey Series in Probability and Statistics. Springer. Department of Economics European University Institute.

Mossad, Amr dan Alazba, A. A. 2015. *Drought Forecasting Using Stochastic Models in a Hyper-Arid Climate*. Atmosphere ISSN 2073 - 4433, journal homepage: www.mdpi.com/journal/atmosphere

Sembiring, R. K. 1995. *Analisis Regresi Edisi Kedua*. Penerbit ITB.

Shatanawi, Khaldoun, Rahbeh, M. dan Shatanawi, M. 2013. *Charachterizing, Monitoring and Forecasting Drought in Jordan River Basin*. Journal of Water Resource aand Protection, 2013, 1192-1202. journal homepage: <http://www.scrip.org/journal/jwarp>

Tsay, R.S. 2005. *Analysis of Financial Time Series 2nd Edition*. Willey Series in Probability and Statistics.

Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis Univariat and Multivariat Methods*. Department of Statistic Temple University : Addison - Wesley Publishing Company.