

Prediksi Debit Sungai Bedog dan Gajahwong Dengan Model Arima Sebagai Dasar Penentuan Pola Tanam

Prediction of Bedog and Gajahwong River Discharges Using Arima Model as A Basis to Determine Planting Pattern

M. Murtiningrum¹, S. Sudjarwadi², Rachmad Jayadi², Putu Sudira¹

¹Departemen Teknik Pertanian dan Biosistem, Fakultas Teknologi Pertanian, Universitas Gadjah Mada, Jl. Flora No.1, Bulaksumur, Yogyakarta 55281

²Departemen Teknik Sipil dan Lingkungan, Fakultas Teknik, Universitas Gadjah Mada, Jl. Grafika No. 2 Kampus UGM, Yogyakarta 55281
Email: tingm@ugm.ac.id

Submisi: 27 Januari 2016; Penerimaan: 9 Agustus 2016

ABSTRAK

Pola tanam pada sistem irigasi dipengaruhi oleh ketersediaan air di sungai yang bervariasi dari waktu ke waktu. Tujuan penelitian ini adalah untuk menganalisis karakteristik fluktuasi debit Sungai Bedog dan Sungai Gajahwong yang masing-masing diukur di Bendung Cokrobedog dan Bendung Mrican. Data historis debit kedua sungai dianalisis untuk menentukan karakteristiknya dan memprediksi debit pada tahun berikutnya sebagai dasar penyusunan pola tanam. Model ARIMA dipergunakan untuk memprediksi ketersediaan air. Uji model menunjukkan bahwa ARIMA (1,1,0) and ARIMA (2,1,0) mampu memperkirakan debit kedua sungai. Dengan mempertimbangkan prinsip parsimony, maka model ARIMA (1,1,0) dipilih sebagai model yang paling sesuai. Berdasarkan prediksi debit, pola tanam sebelumnya yaitu padi-padi-palawija masih dapat diberlakukan di masa yang akan datang.

Kata kunci: Model ARIMA; prediksi debit; pola tanam

ABSTRACT

Planting pattern in an irrigation system is affected by water availability in river which may fluctuate from time to time. The objective of this paper is to assess the discharge fluctuation characteristic of Bedog and Gajahwong Rivers measured respectively in Cokrobedog and Mrican Weirs. The historical discharge data of the two rivers was assessed to predict river discharges of subsequent year as a basis of planting pattern determination. The ARIMA model was employed to predict water availability. Model test showed that ARIMA (1,1,0) and ARIMA (2,1,0) could accurately predict river discharge of the two rivers. Considering parsimony principle, the ARIMA (1,1,0) model was chosen as the most suitable model. Based on predicted discharge, the previous planting pattern can still be applied in the future.

Keywords: ARIMA model; discharge prediction; planting pattern

PENDAHULUAN

Operasi sistem irigasi yang merupakan bagian dari sistem irigasi didefinisikan sebagai upaya pengaturan air irigasi dan pembuangannya, termasuk kegiatan membuka dan menutup pintu bangunan irigasi, menyusun rencana

tata tanam, menyusun sistem golongan, menyusun rencana pembagian air, melaksanakan kalibrasi pintu/bangunan, mengumpulkan data, memantau, dan mengevaluasi (Permen PUPR No. 12/2015). Dari definisi tersebut kegiatan penentuan pola tanam dan tata tanam merupakan salah satu kegiatan penting dalam operasi irigasi.

Prinsip penentuan pola tanam adalah keseimbangan neraca air antara kebutuhan dengan pasok. Kebutuhan air untuk suatu Daerah Irigasi (DI) ditentukan dari jenis tanaman yang diinginkan oleh petani. Sementara itu ketersediaan pasok air irigasi lebih sulit diperkirakan karena melibatkan ketidakpastian ketersediaan air sungai satu tahun yang akan datang. Ketersediaan air di bendung dipengaruhi oleh debit sungai yang berubah dari waktu ke waktu.

Untuk memperkirakan debit sungai sebagai cara penentuan ketersediaan air di bendung, dapat dipergunakan statistik yaitu analisis runtun waktu (*time series*) (Cryer, 1986). Analisis runtun waktu adalah sekumpulan pengamatan dengan jarak pengamatan seragam (Hill dan Lewicky, 2007). Tidak seperti analisis pengamatan sampel random pada statistik pada umumnya, analisis runtun waktu didasarkan pada suatu asumsi bahwa nilai suatu himpunan data secara historis berturut-turut dengan interval antar pengamatan yang sama.

Analisis runtun waktu paling sering disajikan dalam bentuk grafik dengan sumbu horisontal waktu, meskipun kadang-kadang juga ditampilkan dalam bentuk tabel. Tujuan dari penggunaan analisis runtun waktu yaitu mengidentifikasi karakteristik fenomena yang diamati secara berturut-turut dan memprakirakan atau memprediksi nilai yang akan terjadi dalam runtun waktu. Untuk mencapai kedua tujuan ini diperlukan identifikasi dari pola data runtun waktu observasi beserta deskripsinya. Bila pola tersebut sudah diketahui, maka hubungannya dengan fenomena lain dapat dicari. Dengan demikian maka pola runtun waktu yang telah diidentifikasi tersebut dapat diekstrapolasi untuk memprediksi kejadian di masa yang akan datang.

Seperti pada analisis yang lain, pada analisis runtun waktu diasumsikan bahwa data mempunyai pola sistematis yaitu komponen yang seringkali dapat diidentifikasi dan *random noise* atau *error* yang membuat pola sulit diidentifikasi. Sebagian besar teknik analisis runtun waktu melibatkan filter untuk mengeluarkan *noise* untuk membuat pola menjadi tampak lebih jelas.

Pola runtun waktu pada umumnya dapat digambarkan dalam dua komponen dasar yaitu kecenderungan (*trend*) dan musiman (*seasonality*) (Hill and Lewicky, 2007). Kecenderungan menggambarkan komponen umum secara sistematis, baik linier maupun tidak linier yang berubah sepanjang waktu namun tidak berulang atau tidak berulang selama periode pengamatan. Musiman juga menggambarkan perubahan komponen terhadap waktu namun perubahan tersebut dari waktu ke waktu berulang dengan interval tertentu.

Dalam analisis data hidrologi seperti debit sungai, pola data seringkali tidak jelas. Hasil pengamatan dan pengukuran sering mempunyai kesalahan (*error*) besar sedangkan dari

data tersebut dituntut untuk diketahui pola yang tersembunyi dan memprakirakan data berikutnya. Dengan metodologi ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) yang dikembangkan oleh Box dan Jenkins (1976), identifikasi pola dapat dilakukan sehingga ARIMA menjadi populer di berbagai disiplin ilmu karena kelebihan dan keluwesannya. Kelebihan dan keluwesan tersebut menjadikan ARIMA suatu teknik yang kompleks. Kelemahan ARIMA antara lain tidak mudah digunakan, memerlukan banyak pengalaman, dan memerlukan keahlian dari peneliti untuk menghasilkan produk yang memuaskan (Hill dan Lewicky, 2007).

Model ARIMA terdiri dari dua proses utama yaitu autoregresi (*autoregressive*) dan rerata bergerak (*moving average*). Sebagian besar data runtun waktu mengandung elemen-elemen yang saling tergantung secara seri dalam arti terdapat sebuah koefisien atau satu seri koefisien yang dapat menggambarkan elemen berturut-turut dalam suatu seri dari elemen sebelumnya. Persamaan autoregresi dapat dituliskan pada persamaan [1].

$$Z_t = a_t + \phi_1 a_{t-1} + \phi_2 a_{t-2} + \dots + \varepsilon \quad [1]$$

Dengan ϕ_1, ϕ_2, \dots adalah parameter model autoregresi. Dengan kata lain, setiap observasi terdiri dari komponen kesalahan acak (*random shock*) dan kombinasi linier dari pengamatan-pengamatan sebelumnya.

Proses autoregresi mempunyai syarat stasionaritas. Proses autoregresi hanya akan stabil jika parameter-parameternya berada dalam kisaran tertentu. Contoh, jika hanya ada satu parameter autoregresi, maka parameter tersebut harus berada dalam interval $-1 < \phi < 1$. Jika tidak maka akibatnya akan terakumulasi dan nilai Z_t akan bergerak mendekati tak berhingga, dengan kata lain runtun tidak stasioner. Jika terdapat lebih dari satu parameter autoregresi, maka pembatasan serupa pada nilai parameter dapat didefinisikan.

Proses rerata bergerak berbeda dengan proses autoregresi. Masing-masing elemen dalam deret dapat juga dipengaruhi oleh *past error* yang tidak dapat diperhitungkan oleh komponen auto-regresi. Komponen deret rerata bergerak dinyatakan pada persamaan [2].

$$Z_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots \quad [2]$$

Dengan $\theta_1, \theta_2, \dots$ adalah parameter rerata bergerak dan μ merupakan konstanta. Dengan kata lain, masing-masing pengamatan disusun dari komponen kesalahan acak dan kombinasi linier dari kesalahan acak sebelumnya.

Proses rerata bergerak mempunyai syarat invertibilitas. Proses autoregresi dan proses rerata bergerak mempunyai semacam “dualisme”. Persamaan rerata bergerak dapat

dituliskan kembali dalam bentuk autoregresi. Meskipun demikian analog dengan kondisi stasionaritas, hal ini bisa terjadi bila parameter rerata bergerak memenuhi kondisi tertentu yang disebut invertibel. Jika tidak, maka deret tersebut tidak stasioner.

Model umum ARIMA secara spesifik mempunyai 3 parameter model yaitu parameter *auto-regresi* (p), parameter jumlah tahapan *differencing* (d), dan parameter *moving average* (q) sehingga dituliskan dengan ARIMA (p, d, q).

Input deret ARIMA harus stasioner, yaitu mempunyai mean, variance, dan autocorrelation konstan sepanjang waktu. Pada deret stasioner, aturan probabilitas tidak berubah sepanjang waktu artinya proses tersebut setimbang secara statistik. Untuk mendapatkan deret yang stasioner diperlukan proses *differencing* sebanyak parameter d. Penentuan parameter d dilakukan dengan mempelajari data dan *autocorrelogram*.

Penggunaan model ARIMA meliputi berbagai bidang termasuk hidrologi. Penggunaan model ARIMA untuk memprediksi limpasan permukaan di Tenggara Bostwana menunjukkan model Autoregresif AR (3) cukup baik untuk memprediksi limpasan permukaan di semua stasiun pengukuran sedangkan total limpasan bulanan digambarkan dengan baik menggunakan model *Integrated Moving Average* (IMA) (0,1,2) (Lungu dan Sefe, 1991). Model ARMA digunakan juga untuk mempelajari karakteristik hujan sehubungan fenomena El-Nino dan La-Nina (Sun dan Furbish, 1997). Analisis empiris membuktikan bahwa baik model ARMA maupun ARIMA cukup baik untuk memprediksi debit inflow Waduk Dez di Iran, meskipun prediksi dari model ARIMA lebih baik karena runtun waktu setelah integrase lebih stasioner (Valipour dkk., 2013). Model ARIMA digunakan juga untuk memprediksi debit dan kualitas air yang ditunjukkan oleh oksigen terlarut di Sungai Karoun Iran (Salmani dkk., 2016). Model *Autocorrelation* (AR) menjadi model terbaik yang digunakan pada beberapa sungai di Australia dibandingkan dengan lima metode yang lain (Srikanthan dkk., 1983). Model AR juga dimodifikasi menjadi *Threshold Autoregressive* (TAR), *Smooth Transition Autoregressive* (STAR), *Exponential Autoregressive* (EXPAR), *Bilinear Model* (BM), *Markov Switching Autoregressive* (MSAR) dan digunakan untuk memprediksi Debit Sungai Colorado (Amiri, 2015).

Pemodelan debit Sungai Konto di Jawa Timur dengan Model ARIMA(1,1,1) dan ARIMA (2,1,1) terbukti lebih tepat dibandingkan metode andalan untuk memperkirakan debit inflow Waduk Selorejo di Malang (Pramujo dkk., 2014). Perkiraan debit Sungai Loning di Magelang dengan ARIMA mempunyai indeks error lebih kecil dibandingkan dengan prediksi menggunakan model Thomas Fiering (Suryanto, 2016).

Daerah Irigasi Cokrobedog memiliki luas oncoran 194,17 ha yang melintas di wilayah Kabupaten Sleman dan Kabupaten Bantul. Bendung Cokrobedog mengambil air dari Sungai Bedog. P3A Rukun Makmur dan P3A Rukun Sejahtera merupakan organisasi petani pemakai air di DI Cokrobedog. Pola tanam yang diterapkan di DI Cokrobedog selama ini adalah padi-padi-palawija yang dimulai pada Bulan November.

Bendung Mrican berlokasi di Kota Yogyakarta namun lahan yang diairi seluas 162 ha seluruhnya terletak di Kabupaten Bantul. Sumber air Daerah Irigasi Mrican berasal dari Sungai Gajahwong. P3A yang mengelola air DI Mrican adalah P3A Karya Sempulur dan P3A Tirto Wirotomo Manunggal.

Paper ini bertujuan untuk menggunakan analisis runtun waktu dengan model ARIMA untuk mempelajari karakteristik debit Sungai Bedog yang terukur di Bendung Cokrobedog dan debit Sungai Gajahwong yang terukur di Bendung Mrican. Dengan mendasarkan pada karakteristik debit periode sebelumnya, debit sungai diprediksi untuk satu tahun berikutnya sebagai dasar penyusunan pola tanam.

METODE PENELITIAN

Data

Data yang digunakan adalah data debit dengan periode setengah bulanan yaitu:

1. Debit Sungai Bedog yang terukur pada Bendung Cokrobedog tahun 2009-2014 dengan jumlah pengamatan sebanyak 120 pengamatan. Data tahun 2009-2013 digunakan untuk membangun model ARIMA.
2. Debit Sungai Gajahwong yang terukur pada Bendung Mrican tahun 2010-2014 dengan jumlah pengamatan sebanyak 96 pengamatan. Data tahun 2010-2013 digunakan untuk membangun model ARIMA.

Untuk kedua seri data, debit tahun 2014 digunakan untuk verifikasi model

Identifikasi Data pada Pola Runtun Waktu

Identifikasi data pada dilakukan dengan langkah-langkah:

1. Identifikasi kecenderungan sebagai penghalusan (*smoothing*)

Identifikasi kecenderungan dilakukan dengan menghitung rerata untuk mengganti mengganti elemen runtun dengan rerata beberapa elemen di sebelum dan sesudah elemen tersebut. Metode yang digunakan adalah rerata bergerak sederhana

(*simple moving average*), rerata bergerak kumulatif (*cumulative moving average*), dan rerata bergerak dengan bobot (*weighted moving average*).

2. Penentuan fungsi (*fitting a function*)

Kecenderungan data runtun waktu dinyatakan dengan fungsi linier. Apabila data tidak linier, maka ketidaklinieran harus dihilangkan dahulu agar data menjadi linier, yaitu dengan fungsi logaritma, eksponensial, atau polinomial.

3. Penentuan ketergantungan musiman (*seasonal dependency*)

Pola musiman dapat dipelajari dengan *correlogram*. *Autocorrelogram* menggambarkan secara grafis dan numeris fungsi auto-korelasi (*autocorrelation function*, ACF) yaitu koefisien korelasi dari suatu deret dengan lag tertentu berurut-turut.

Estimasi Parameter

Estimasi parameter dari model ARIMA pada persamaan [1] diselesaikan dengan *method of moments* menggunakan persamaan Yule-Walker (Cryer, 1986) yang dituliskan dalam bentuk matriks:

$$\begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \dots \\ \rho_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{p-1} \\ \rho_1 & \dots & \dots & \rho_{p-2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \rho_{p-1} & \rho_{p-2} & \dots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \phi_2 \\ \dots \\ \phi_p \end{bmatrix} \quad [3]$$

Penyelesaian persamaan Yule-Walker untuk masing-masing parameter AR dan MA menggunakan persamaan [4] sampai dengan persamaan [13]

Untuk AR(1) persamaan Yule-Walker diselesaikan dengan $p = 1$, maka $\rho = \phi$. Karena $\rho_1 = r_1$ yaitu auto-korelasi lag 1, maka

$$\phi = r \quad [4]$$

Untuk AR(2) atau $p = 2$, matriks persamaan Yule-Walker menjadi

$$\begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \phi_2 \end{bmatrix} \quad [5]$$

Diselesaikan masing-masing elemen matriks

$$\rho_1 = \phi_1 + \rho_1 \phi_1 \quad [6]$$

$$\rho_2 = \rho_1 \phi_1 + \phi_2 \quad [7]$$

Dengan $\rho = r$ (autokorelasi) dan untuk mengetahui parameter ϕ_1 dan ϕ_2 , maka

$$\phi_1 = \frac{r_1(1+r_2)}{1-r_1^2} \quad [8]$$

$$\phi_2 = \frac{r_2-r_1^2}{1-r_1^2} \quad [9]$$

Estimasi parameter model rerata bergerak MA(1) menggunakan persamaan

$$\rho_1 = -\frac{\theta}{1+\theta^2} \quad [10]$$

Dengan $\rho = r$, persamaan tersebut diselesaikan untuk memperoleh parameter θ menjadi

$$\theta = \frac{-1+\sqrt{[1-4r_1^2]}}{2r_1} \quad [11]$$

Persamaan di atas mempunyai dua akar, namun dipilih θ yang memenuhi persyaratan invertibilitas.

Estimasi parameter model rerata bergerak MA(2) menggunakan dua persamaan

$$\rho_1 = \frac{-\theta_1+\theta_1\theta_2}{1+\theta_1^2+\theta_2^2} \quad [12]$$

$$\rho_2 = \frac{-\theta_2}{1+\theta_1^2+\theta_2^2} \quad [13]$$

Parameter θ_1 dan θ_2 pada persamaan [12] dan [13] diselesaikan secara simultan.

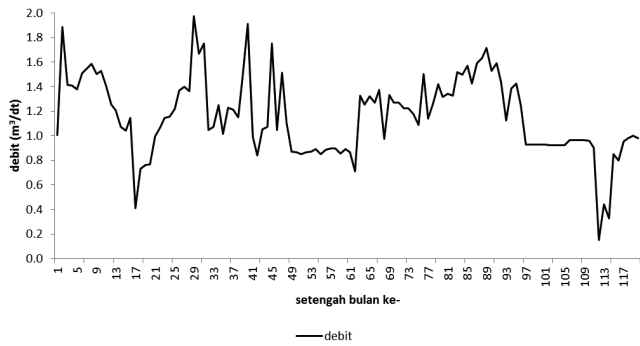
Validasi Model

Validasi model dilakukan dengan fitting grafik prediksi pada grafik observasi dan uji-t antara nilai prediksi dan observasi. Dari validasi model, dipilih parameter model ARIMA yang paling sesuai.

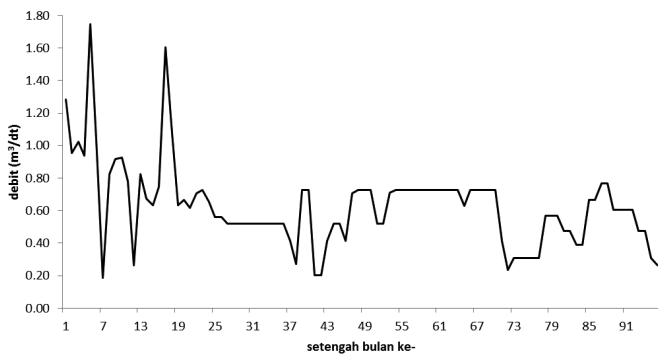
HASIL DAN PEMBAHASAN

Debit Sungai Bedog dan Gajahwong

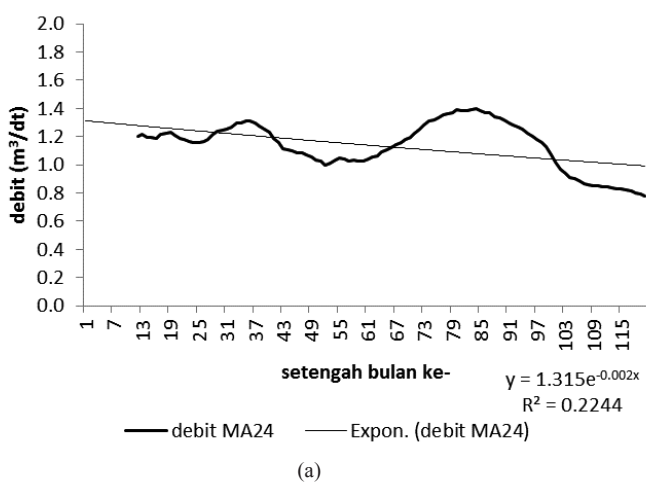
Debit Sungai Bedog yang terukur di Bendung Cokrobedog dan Sungai Gajahwong pada Bendung Mrican disajikan pada Gambar 1 dan Gambar 2 berikut. Dari Gambar 1 nampak bahwa debit setengah bulanan Sungai Bedog berfluktuasi antara 0,2 m³/detik sampai 2 m³/detik sedangkan debit sungai Gajahwong bervariasi antara 0,2 m³/detik sampai 1,8 m³/detik. Grafik debit menunjukkan adanya variasi antara musim hujan dan musim kemarau namun secara visual tidak nampak perubahan kecenderungan dari tahun ke tahun.



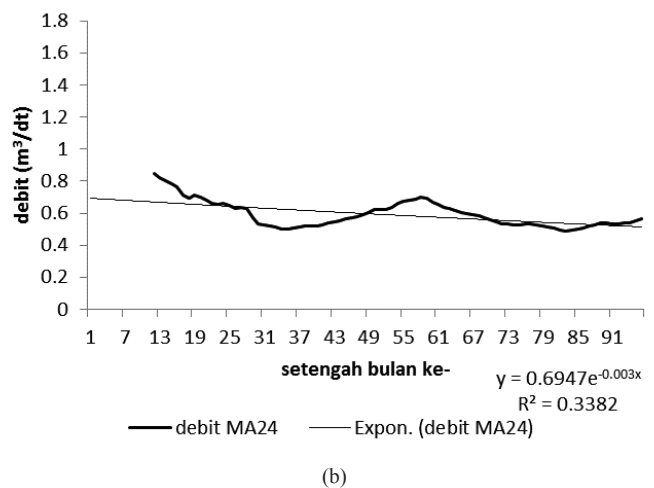
Gambar 1. Debit Sungai Bedog yang terukur di Bendung Cokrobedog (2009-2014)



Gambar 2. Debit Sungai Gajahwong yang terukur di Bendung Mrican (2010-2014)



(a)



(b)

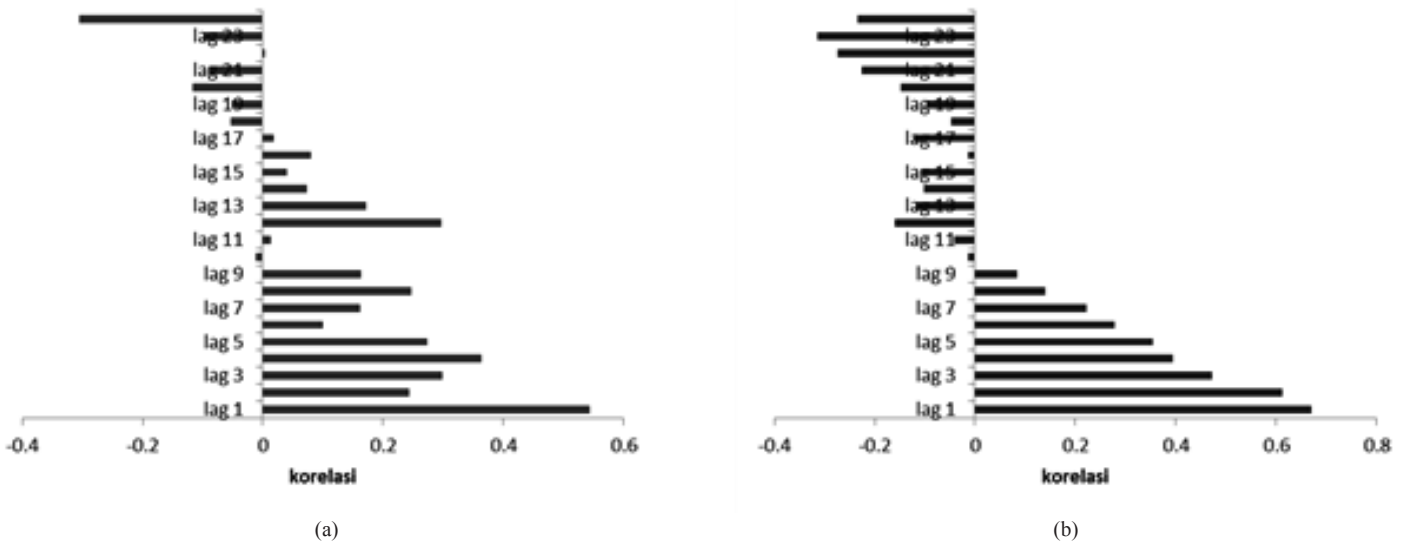
Gambar 3. Analisis kecenderungan debit (a) Sungai Bedog dan (b) Sungai Gajahwong

Kecenderungan debit dianalisis dengan tiga metode yaitu rerata bergerak sederhana, rerata bergerak kumulatif, dan rerata bergerak berbobot. Dari ketiga metode tersebut dipilih rerata bergerak sederhana karena merupakan metode penghalusan (*smoothing*) yang paling sesuai dan mempunyai arti secara hidrologis seperti ditunjukkan pada Gambar 3.

Dengan mengambil nilai $n = 24$ atau mengambil rerata debit tahunan, maka fluktuasi debit musiman dapat dihilangkan dan nampak kecenderungan (*trend*) debit jangka panjangnya. Penentuan garis kecenderungan (*trendline*) penghalusan pada kedua seri data debit menunjukkan bahwa debit sungai cenderung mengalami penurunan dari tahun ke tahun. Kecenderungan ini harus diantisipasi dengan menyiasati pola tanam di Daerah Irigasi agar tidak terjadi kekurangan air.

Analisis Permusiman Debit Sungai

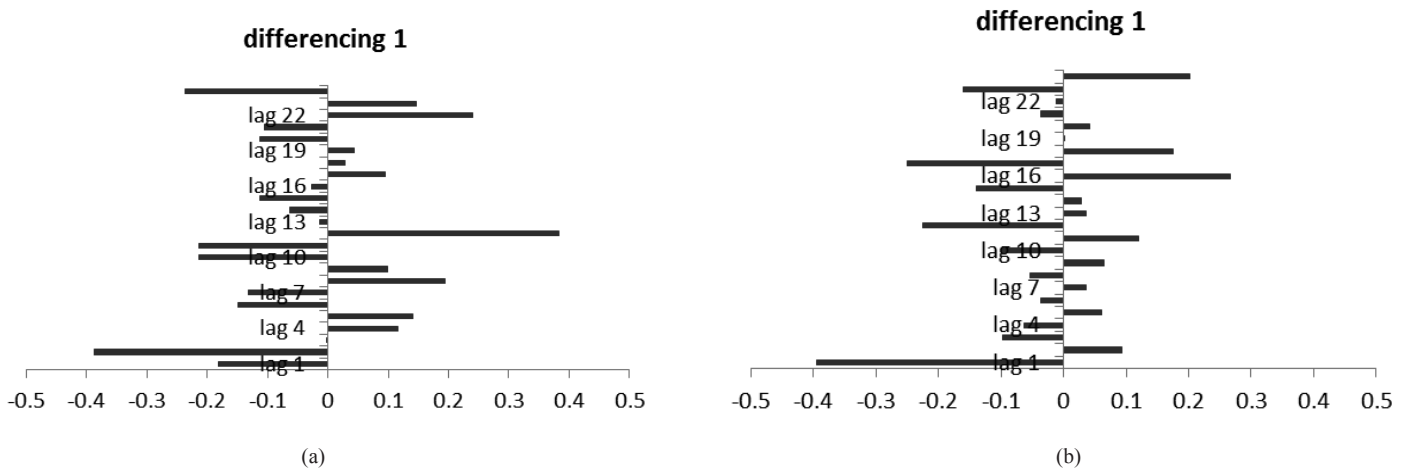
Permusiman (*seasonality*) menunjukkan perulangan pola setiap jangka waktu tertentu. Pola permusiman digambarkan dengan *autocorrelogram* seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 4. Gambar 4 menunjukkan bahwa debit Sungai Bedog dan Sungai Gajahwong berkorelasi kuat dengan data yang mempunyai lag 23 dan lag 24 disamping data dengan lag 1 dan lag 2. Hal ini menunjukkan bahwa debit tertentu akan berulang setiap 24 periode atau setiap tahun. Sebaliknya untuk data dengan lag 9 sampai lag 11 menunjukkan korelasi yang rendah yang menunjukkan perbedaan yang cukup besar antara musim kemarau dengan musim hujan.



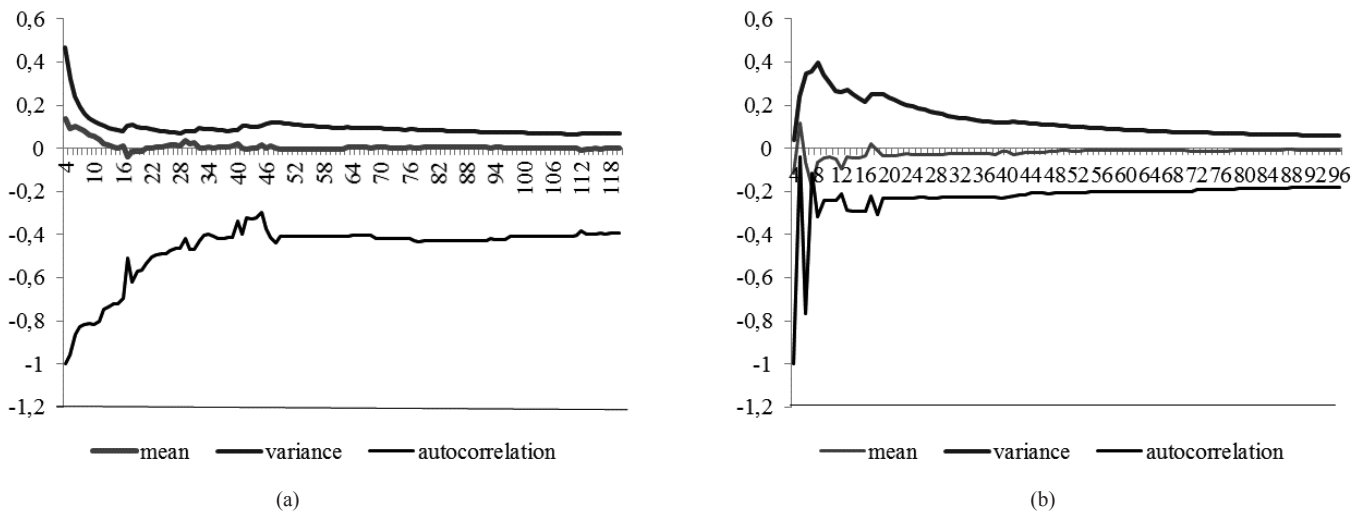
Gambar 4. *Correlogram* debit Sungai Bedog (a) dan Sungai Gajahwong (b)

Dari *correlogram* terdapat ketergantungan antar lag yang berurutan. Untuk menghilangkan ketergantungan tersebut maka pola ketergantungan deret diubah dengan membuang orde pertama dari autokorelasi yang disebut dengan proses *differencing*. Proses *differencing* dilakukan untuk lag 1 sampai dengan lag 12. Gambar 5 menunjukkan

differencing lag 1 debit Sungai Bedog yang menunjukkan ketergantungan sangat lemah antar data artinya tidak lagi terdapat ketergantungan musiman antar data. Dengan demikian data *differencing* lag 1 debit Sungai Bedog dan Gajahwong dapat digunakan pada model ARIMA.



Gambar 5. *Correlogram* debit Sungai Bedog (a) dan Sungai Gajahwong (b) setelah proses *differencing* lag 1



Gambar 6. Mean, variance, dan autokorelasi data debit Sungai Bedog (a) dan Gajahwong (b) setelah proses differencing lag 1

Disamping tidak lagi mempunyai ketergantungan musiman, input deret ARIMA harus stasioner, yaitu mempunyai mean, variance, dan autokorelasi konstan sepanjang waktu. Pada deret stasioner, aturan probabilitas tidak berubah sepanjang waktu artinya proses tersebut setimbang secara statistik. Gambar 6 menunjukkan mean, variance, dan autokorelasi dari data yang telah dideferensiasi pada lag 1 mempunyai mean dan autocorrelation konstan serta variance menuju stabil setelah pengamatan ke-48.

Parameter Model ARIMA

Langkah selanjutnya adalah menentukan berapa tahap autoregresi (p) dan rerata bergerak (q) yang diperlukan. Parameter p dan q harus memenuhi prinsip parsimoni artinya penggunaan parameter tidak terlalu banyak tetapi cukup merepresentasikan data. Prakteknya parameter p dan q jarang yang lebih dari 2. Hasil estimasi parameter dengan persamaan [3] sampai dengan persamaan [13] untuk mendapatkan model autoregresi, rerata bergerak maupun kombinasi disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil estimasi parameter model ARIMA

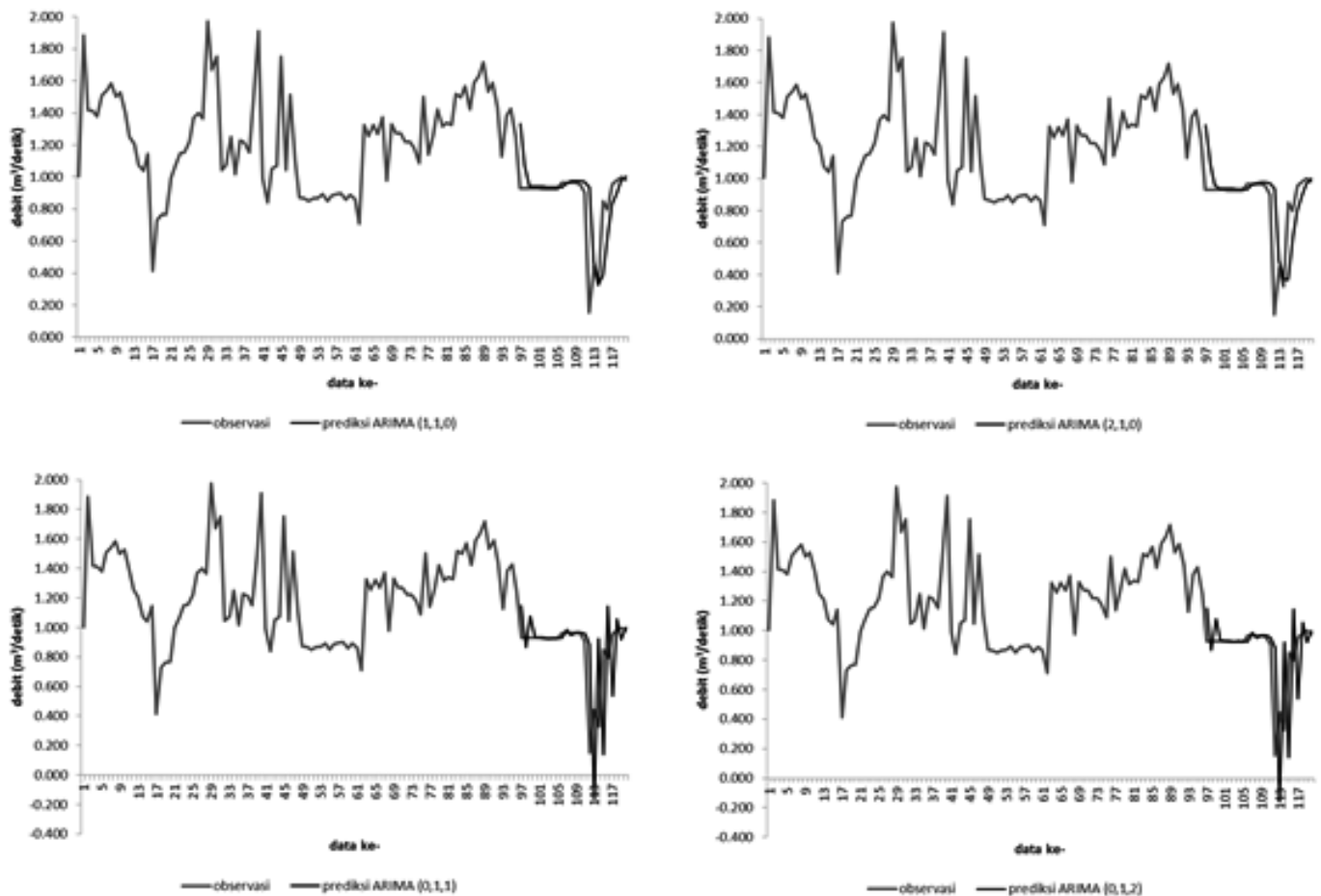
Model	Sungai Bedog		Sungai Gajahwong	
	ϕ (koefisien AR)	θ (koefisien MA)	ϕ (koefisien AR)	θ (koefisien MA)
AR (1)	0,4131	0	-0,1808	0
AR (2)	-0,4339 -0,0586	0	-0,2587 -0,4368	0
MA (1)	0	0,4574	0	0,6756
MA (2)	0	0,4582 0,0021	0	0,3647 0,4156
ARMA (1,1)	0,0002	0,4560	0,3752	0,8778
ARMA (2,1)	0,4747 0,2983	0,9930 0	0,1888 -0,3526	0,6969 0
ARMA (1,2)	0,8660 0	1,3220 -0,3061	-0,1882 0	0,2055 0,5050
ARMA (2,2)	0,3239 0,3924	0,8240 0,1664	0,107667 -0,2914	0,5142 0,1085

Evaluasi Model

Metode umum dan langsung untuk mengukur kesesuaian model adalah akurasi dalam membangkitkan prakiraan berdasarkan sebagian data. Hasil prakiraan dibandingkan dengan data observasi. Model yang baik tidak hanya dapat memberikan prakiraan akurat tetapi juga mengikuti prinsip parsimoni.

Data debit Sungai Bedog Januari 2009 – Desember 2013 dan data debit sungai Gajahwong Januari 2010 – Desember 2013 digunakan untuk memprediksi debit tahun 2014 pada masing-masing sungai. Hasil prediksi kemudian dicocokkan

dengan observasi yaitu data debit tahun 2014. Hasil fitting grafik untuk model AR dan MA menunjukkan kecenderungan debit prediksi memiliki pola seperti debit observasi sedangkan untuk model ARIMA prediksi sangat berfluktuasi dan jauh berbeda dengan debit observasi. Gambar 7 dan Gambar 8 menunjukkan fitting grafik untuk model AR dan MA yaitu ARIMA (1,1,0) ARIMA (2,1,0), ARIMA (0,1,1) dan ARIMA (0,1,2) dengan parameter sebagaimana pada Tabel 1. Secara grafis nampak bahwa prediksi debit dengan model ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(2,1,0) relatif lebih mendekati debit observasi dibandingkan dengan model yang lain.

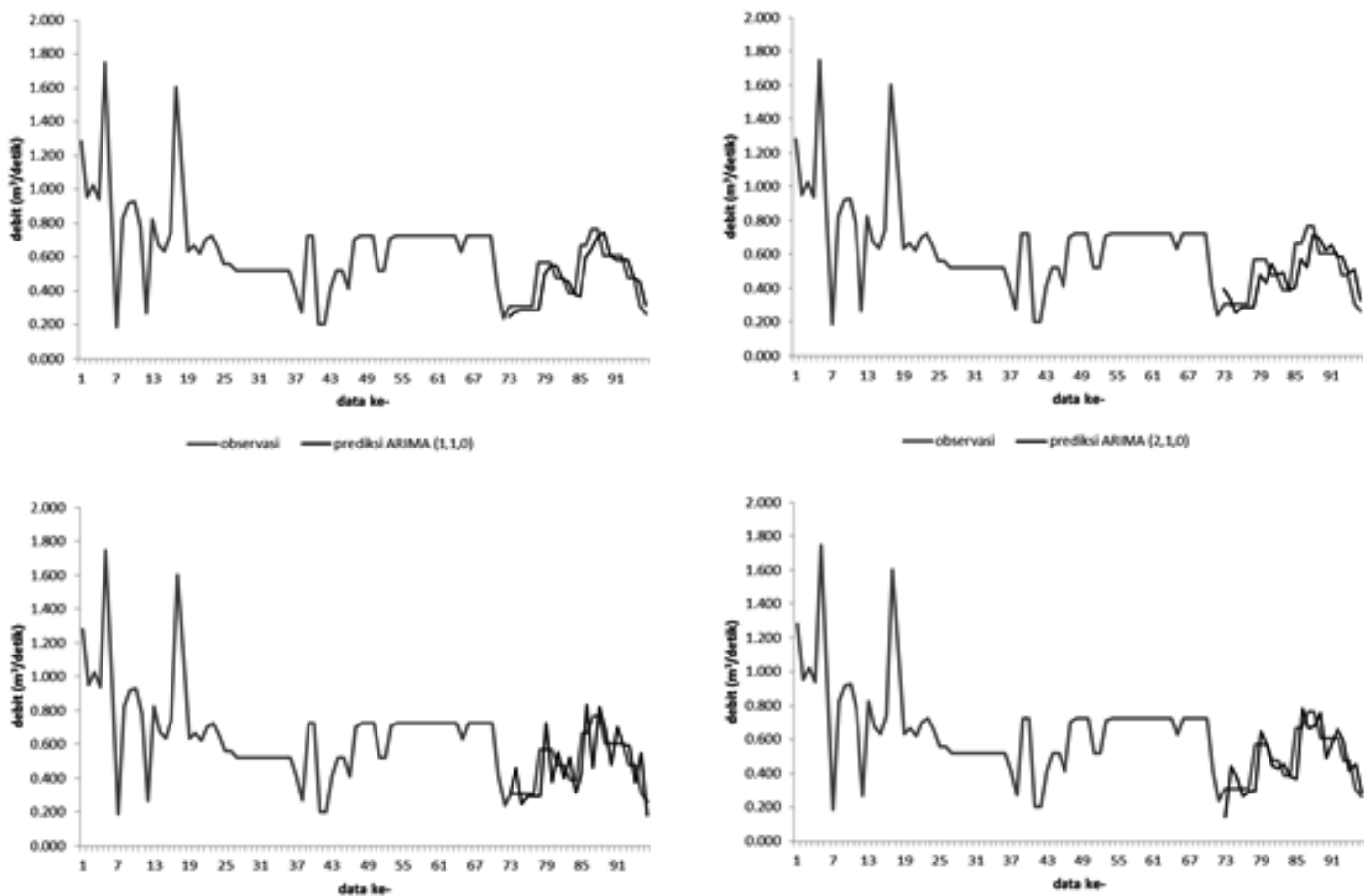


Gambar 7. Fitting prediksi dengan model AR dan MA Sungai Bedog

Dari kedua model yang secara grafis nampak dapat memprediksi debit dengan baik selanjutnya prediksi diuji secara statistik dengan uji-t. Tabel 2 menunjukkan hasil uji-t antara debit observasi dengan debit prediksi menggunakan model ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(2,1,0) baik untuk debit Sungai Bedog maupun Gajahwong.

Hasil uji statistik menunjukkan bahwa kedua model dapat diterima karena debit prediksi tidak menunjukkan

perbedaan nyata dengan debit observasi. Model ARIMA (1,1,0) dipilih sebagai model yang dapat memprediksi debit paling baik dengan melihat perbedaan nilai t tabel dan t hitung serta mempertimbangkan prinsip parsimoni bahwa suatu model statistik yang dapat dinyatakan dengan lebih sederhana akan lebih baik.



Gambar 8. Fitting prediksi dengan model AR dan MA Sungai Gajahwong

Tabel 2. Hasil uji-t debit observasi dan debit prediksi dari model ARIMA

	Debit Sungai Bedog		Debit Sungai Gajahwong			
	Observasi	Prediksi	Observasi	Prediksi		
Model		ARIMA (1,1,0)	ARIMA (2,1,0)	ARIMA (1,1,0)	ARIMA (2,1,0)	
Mean	0,8559	0,8842	0,8856	0,4911	0,4686	0,4735
Variance	0,0485	0,0480	0,0469	0,0242	0,0227	0,0182
Observations	24	24	24	24	24	24
Df		23	23		23	23
t Stat		-0,6502	-0,6703		1,0472	0,7166
P(T<=t) two-tail		0,5220	1,7139		0,3059	0,4808
t Critical two-tail		2,0687	2,0687		2,0687	2,0687
Kesimpulan		Ho diterima	Ho diterima		Ho diterima	Ho diterima

Prediksi debit Sungai Bedog dan Gajahwong dengan model ARIMA (1,1,0) selanjutnya digunakan sebagai dasar penyusunan pola tanam. Hasil prediksi debit tersebut menunjukkan bahwa ketersediaan air di bendung masih cukup untuk memberikan air bagi pola tanam yang sama dengan tahun-tahun sebelumnya yaitu padi-padi-palawija yang dimulai Bulan November.

KESIMPULAN

Dari hasil pembahasan dapat disimpulkan bahwa debit Sungai Bedog dan Gajahwong menunjukkan variasi musiman perbedaan debit yang besar setiap 6 bulan. Setelah melalui uji plotting grafik dan uji-t terhadap beberapa model ARIMA serta mempertimbangkan prinsip parsimoni, maka dipilih model yang paling tepat untuk memprediksi debit Sungai Bedog dan Gajahwong adalah model ARIMA(1,1,0). Dengan debit yang dibangkitkan dengan model ini masih mencukupi untuk pola tanam yang sama tahun yang akan datang.

Untuk perkiraan debit disarankan untuk mengulang kembali perhitungan setiap musim tanam untuk memperoleh hasil yang lebih mendekati bagi penentuan pola tanam. Model ARIMA bukanlah satu-satunya model untuk menganalisis runtun waktu sehingga disarankan untuk meneliti dan membandingkan penggunaan model runtun waktu yang lain.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih disampaikan kepada Balai Pengelolaan Sumberdaya Air Provinsi DIY atas ijin yang diberikan untuk penggunaan data. Penghargaan ditujukan kepada Saudara Nurfurqaan S. Nugroho dan Ifan Adi Wijayanto atas bantuan pada pengumpulan data. Akhirnya tulisan ini merupakan bagian dari penelitian yang dibiayai oleh Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi melalui skema Beasiswa Program Pasca Sarjana (BPPS). Untuk itu diucapkan terimakasih.

DAFTAR PUSTAKA

- Amiri, E. (2015). Forecasting daily river flows using nonlinear time series models. *Journal of Hydrology* **527**: 1054-1072.
- Box, G.E.P. dan Jenkins, G.M. (1976). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Holden-Day, San Francisco.
- Cryer, J.D. (1986). *Time Series Analysis*. Duxbury Press Boston.
- Hill, T. dan Lewicki, P. (2007). *Time Series Analysis in Statistics Methods and Applications*. StatSoft, Tulsa, OK. <http://www.statsoft.com/textbook/time-series-analysis/?button=3> [29 Mei 2015].
- Lungu, E.M. dan Sefe, F.T.K. (1991). Stochastic analysis of monthly streamflows. *Journal of Hydrology* **126**(3-4): 171-182.
- Pramujo, B., Juwono, P.J. dan Soetopo, W. (2014) Pemodelan debit menggunakan metode ARIMA guna menentukan pola operasi Waduk Selorejo. *Jurnal Teknik Pengairan* **5**(2): 141-148.
- Salmani, M.H. dan Jajaei, E.S. (2016). Forecasting model for flow and total dissolved solid in Karoun River Iran. *Journal of Hydrology* **535**: 148-159.
- Soejoeti, Z. (1982) *Time Series Analysis (Metode Box – Jenkins)*. Diktat, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta.
- Srikanthan, R., McMahon, T.A. dan Irish, J.L. (1983). Time series analyses of annual flows of Australian streams. *Journal of Hydrology* **66**(1-4): 213-226.
- Sun, H. dan Furbish, D.J. (1997). Annual precipitation and river discharges in Florida in response to El Niño- and La Niña-sea surface temperature anomalies, *Journal of Hydrology* **199**(1-2): 74-87.
- Suryanto, J. (2016) Perbandingan kinerja model ARIMA dan Thomas-Fiering dalam memprediksi debit Sungai Loning, Magelang. *Jurnal AGRIFOR* **14**(1): 65-74.
- Valipour, M., Banihabib, M.E. dan Behbahani, S.M.R. (2013) Comparison of the ARMA, ARIMA, and the autoregressive artificial neural network models in forecasting the monthly inflow of Dez dam reservoir. *Journal of Hydrology* **476**: 433-441.