PENGARUH PANJANG DAN LEBAR DATA DEBIT HISTORIS PADA KINERJA MODEL PEMBANGKITAN DATA DEBIT SUNGAI BRANTAS DENGAN METODE ARIMA

Maskur Efendi[1)], Widandi Soetopo[2)], Pitojo Tri Juwono[2)]
[1)] Mahasiswa Magister Teknik Pengairan, Fakultas Teknik, Universitas Brawijaya, Malang, Jawa Timur, Indonesia; maskurftum@gmail.com
[2)] Dosen Jurusan Teknik Pengairan, Fakultas Teknik, Universitas Brawijaya, Malang, Jawa Timur, Indonesia

ABSTRAK : Model ARIMA adalah metode analisis deret waktu yang memiliki tingkat akurasi peramalan yang cukup tinggi, cocok digunakan untuk meramal sejumlah variabel dengan cepat, sederhana dan akurat. Banyak model stokastik tidak memberikan acuan berapa panjang data historis minimal yang dibutuhkan. Panjang data historis minimal perlu ditetapkan sebagai masukan untuk menggambarkan fenomena hidrologi yang terjadi. Penelitian menggunakan data debit dari 3 (tiga) stasiun AWLR yang mewakili masing-masing sub DAS di DAS Brantas. Panjang data historis representatif dengan nilai kesalahan relatif 5% untuk pembangkitan data debit menggunakan model ARIMA untuk stasiun AWLR Gadang adalah 15 tahun untuk lebar data 10 harian, 17 tahun untuk lebar data 15 harian dan 11 tahun untuk lebar data 1 bulanan. Untuk stasiun AWLR Kertosono, panjang data historis representatif adalah 8 tahun untuk lebar data 10 harian, 5 tahun untuk lebar data 15 harian dan 14 tahun untuk lebar data 1 bulanan. Untuk stasiun AWLR Lengkong Baru, panjang data historis representatif adalah 6 tahun untuk lebar data 10 harian, 6 tahun untuk lebar data 15 harian dan 14 tahun untuk lebar data 1 bulanan.

Kata kunci: *Model ARIMA, panjang data historis, lebar data, debit sungai, DAS Brantas*

ABSTRACT : *ARIMA model is a method of time series analysis which has quite high level forecasting accuracy, suitable to predict the number of variables in quickly, simply and accurately. Many stochastic models do not provide a reference of minimum length of historical data that need to be set as an input to describe the hydrology phenomenon. The study used discharge data from three (3) AWLR stations representing each sub-watershed in Brantas watershed. Representative historical data length with 5% relative error for the generation of discharge data using ARIMA models are: (a) at Gadang AWLR station is 15 years with 10 daily width of data, 17 years with 15 daily width of data and 11 years with monthly width of data. (b) At Kertosono AWLR station is 8 years with 10 daily width of data, 5 years with the 15 daily width of data and 14 years with the monthly width of data. (c) At Lengkong Baru AWLR stations is 6 years with 10 daily width of data, 6 years with the 15 daily width of data and 14 years with monthly width of data*

Keywords: *ARIMA models, historical data length, width of data, river discharge, Brantas watershed.*

Data debit aliran sungai merupakan informasi yang penting bagi perencanaan, pengelolaan dan pengembangan sumber daya air. Data debit air sungai memerlukan deret yang cukup panjang untuk keperluan perencanaan dan pengelolaan bangunan sumber daya air. Para ahli hidrologi sering menghadapi salah satu masalah umum yaitu kekurangan atau keterbatasan data. Prediksi debit sungai pada periode mendatang juga diperlukan sebagai masukan dalam pengambilan keputusan dalam pengelolaan sumber daya air.

Pembangkitan data adalah salah satu cara untuk mengatasi permasalahan data hidrologi yang kurang panjang. Apabila dalam perencanaan hanya tersedia data debit yang pendek maka dapat diperpanjang de-ngan pembangkitan data, bahkan proyeksi debit di masa mendatang dapat juga diprediksi. Metode ARIMA merupakan salah satu metode stokastik yang digunakan untuk pembangkitan data sintetik menggunakan data deret waktu (*time series*). Banyak model stokastik tidak memberikan acuan/ pedoman berapa panjang data historis minimal yang harus digunakan .Penelitian ini menganalisis pengaruh panjang data debit historis terhadap kinerja hasil pembangkitan data pada lebar data tertentu menggunakan metode ARIMA. Kinerja hasil pembangkitan diukur dari nilai kesalahan relatif hasil pembangkitan data debit terhadap data debit aktual. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan masukan nilai berapa panjang data yang representatif atau diperkenankan secara statistik yang bisa mewakili data debit historis untuk mendapatkan data sintetik melalui pembangkitan pada lebar data tertentu.

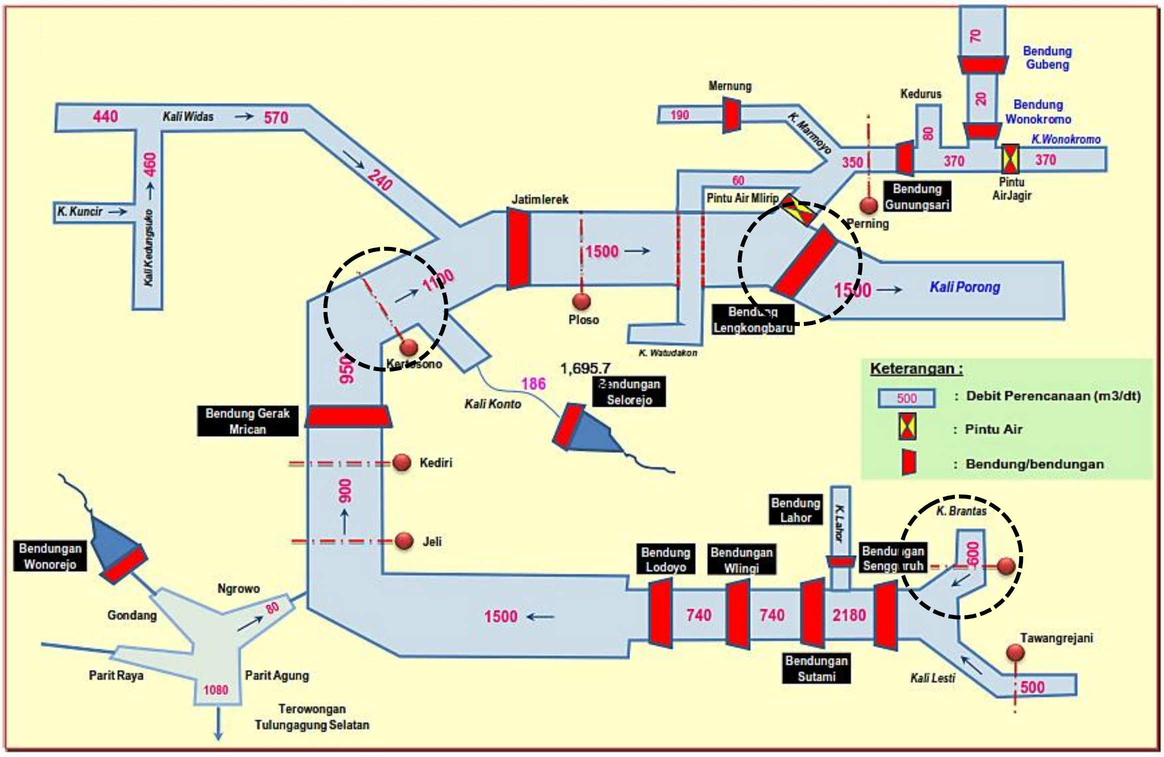
BAHAN DAN METODE

Lokasi Penelitian

Penelitian dilakukan pada sungai Brantas yang merupakan sungai terbesar dan terpanjang kedua di Jawa setelah sungai Bengawan Solo. Sungai Brantas memiliki panjang sekitar 320km dan luas daerah pengaliran sungai ± 12.000 km^2, yang mencakup 25% wilayah Jawa Timur.

Pertimbangan dalam memilih objek penelitian sungai yang ada di DAS Brantas adalah:

1. Total potensi debit air permukaan sangat besar (373,64 m^3/detik atau 11.783,2 juta m^3/tahun) dan banyak dimanfaatkan untuk memenuhi kebutuhan manusia.
2. Terdapat beberapa stasiun pencatat tinggi muka air otomatis (AWLR) dan data debit yang tersedia cukup panjang untuk analisis deret waktu.
3. Mempunyai luas DAS yang relatif besar (>100 km^2), dengan asumsi DAS yang luas mempunyai debit sungai yang stabil.



Gambar 1. Peta Lokasi Stasiun AWLR
Sumber: Perum Jasa Tirta I

Data Penelitian

Penelitian menggunakan data debit sungai dari 3 stasiun AWLR yang mewakili masing-masing sub DAS di DAS Brantas, yaitu stasiun AWLR Gadang (sub DAS Brantas Hulu), stasiun AWLR Kertosono (sub DAS Brantas Tengah) dan stasiun AWLR Lengkong Baru (sub DAS Brantas Hilir).

Data debit historis untuk pembangkitan model ARIMA menggunakan seri lebar dan panjang data historis sebagai berikut:

Tabel 1. Seri Lebar dan Panjang Data Debit Historis

Lebar Data	Panjang Data (tahun)	Interval Waktu	Jumlah Data (n)
10 harian	5	2005 – 2009	180
	10	2000 – 2009	360
	15	1995 – 2009	540
15 harian	5	2005 – 2009	120
	10	2000 – 2009	240
	15	1995 – 2009	360
1 bulanan	5	2005 – 2009	60
	10	2000 – 2009	120
	15	1995 – 2009	180

Sumber : Hasil Perhitungan

Data debit aktual tahun 2010 digunakan untuk menilai kinerja model ARIMA yang dipilih.

Metode

Model Stokastik

Model stokastik adalah model hidrologi yang selalu berkisar dengan waktu, mewakili suatu urutan peristiwa dan selalu dipengaruhi oleh peristiwa sebelumnya (Wahyuni, 2001). Model ini umumnya digunakan untuk menganalisis sifat fisik statistik output dari suatu sistem yang didasarkan pada urutan kejadian sebagai akibat perubahan waktu dan menghasilkan suatu set data dalam jangka panjang dengan sifat yang sama pula. Set data tersebut dapat dianalisis untuk memperoleh gambaran mengenai kemungkinan urutan kejadian yang akan terjadi di masa datang, misalnya frekuensi harapan dari debit air.

Analisis Deret Waktu

Analisis deret waktu (*time series analysis*) adalah metode peramalan dengan menggunakan pendekatan deret waktu (*time series*) sebagai dasar peramalan, yang memerlukan data aktual (historis) periode lalu yang akan diramalkan untuk menge-tahui pola data yang diperlukan untuk menentukan metode peramalan yang sesuai (Makridakis et. al., 1999). Secara umum analisis deret waktu mempunyai beberapa tujuan, yaitu peramalan, permodelan, dan juga kontrol (Chatfield, 2001).

Model deret waktu merupakan sebuah model suatu fungsi yang menghubungkan nilai deret waktu dengan nilai awal deret waktu, kesalahannya atau yang berhubung-an dengan deret waktu lainnya (Makridakis et. al., 1999). Salah satu metode dengan pendekatan analisis deret waktu adalah ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) Box-Jenkins.

Model ARIMA – Box Jenkins

ARIMA adalah suatu model gabungan yang meliputi model *Autoregressive* (AR) (Yule, 1926) dan *Moving Average* (MA) (Stuttzky, 1937 dalam Makridakis et. al., 1999). Model *Autoregressive* (AR) menunjukkan nilai prediksi variabel dependen Z_t hanya merupakan fungsi linier dari sejumlah Z_t aktual sebelumnya. Model *Moving Average* (MA) menunjukkan bahwa nilai prediksi variabel dependen Z_t hanya dipengaruhi oleh nilai residual pada periode sebelumnya.

1) Model *Autoregressive* (AR)

Model *Autoregressive* (AR) menunjukkan nilai prediksi variabel dependen Z_t hanya merupakan fungsi linier dari sejumlah Z_t aktual sebelumnya. Bentuk umum persamaan model autoregresif ordo p atau AR(p) dapat dinyatakan dalam persamaan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\hat{Z}_t = \phi_1 \hat{Z}_{t-1} + \ldots + \phi_p \hat{Z}_{t-p} + a_t \qquad (1)$$

dengan:

$\hat{Z}_t$: variabel dependen pada saat t

$\hat{Z}_{t-1}, \ldots, \hat{Z}_{t-p}$: lag ke-(t-1), ..., lag ke-(t-p) dari Z

a_t : residual pada saat t

ϕ : konstanta

p : tingkat (orde) AR

2) Model *Moving Average* (MA)

Model *Moving Average* (MA) menunjukkan bahwa nilai prediksi variabel dependen Z_t hanya dipengaruhi oleh nilai residual pada periode sebelumnya. Bentuk umum persamaan model MA(q) dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\hat{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \ldots - \theta_q a_{t-q} \qquad (2)$$

dengan :

a_t : residual pada saat t

$a_{t-1}, \ldots, a_{t-q}$: lag ke-(t-1), ..., lag ke-(t-q) dari residual

θ : konstanta

q : tingkat (orde) MA

3) Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

Seringkali perilaku data *time series* dapat dijelaskan dengan baik melalui penggabungan antara model AR dan model MA. Model gabungan ini disebut *Autoregressive Moving Average* (ARMA). Secara umum model ARMA(p,q) dapat ditulis dalam bentuk (Wei, 2006):

$$\hat{Z}_t = \phi_1 \hat{Z}_{t-1} + ... + \phi_p \hat{Z}_{t-p} + \theta_0 + a_t - \theta_1 a_{t-1} - ... - \theta_q a_{t-q} \quad (3)$$

4) Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Model dalam peramalan menghendaki datanya stasioner baik dalam *mean* maupun *varians*. Data yang belum stasioner dalam *varians* perlu dilakukan transformasi. Data yang belum stasioner dalam *mean* perlu dilakukan proses *differencing*. Proses *differencing* merupakan suatu proses mencari perbedaan antara data satu periode dengan periode yang lainnya secara berurutan. Secara umum bentuk ARIMA (p,d,q) adalah sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\phi(B)(1-B)^d \hat{Z}_t = \theta_0 + \theta(B) a_t \quad (4)$$

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - ... - \phi_p B^p$$

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - ... - \theta_q B^q$$

dengan:

ϕB : operator AR
θB : operator MA
p : orde/derajat *autoregressive* (AR)
d : tingkat proses *differencing*
q : orde/derajat *moving average* (MA)

5) Model *Seasonal Autoregressive Integra-ted Moving Average* (ARIMA Musiman)

Musiman didefinisikan sebagai suatu pola yang berulang-ulang dalam selang waktu yang tetap. Musiman adalah kecenderungan mengulangi pola tingkah gerak dalam periode musim, biasanya satu tahun untuk data bulanan. Model ARIMA Musiman merupakan model ARIMA yang digunakan untuk menyelesaikan *time series* musiman yang terdiri dari dua bagian, yaitu bagian tidak musiman dan bagian musiman. (Salamah, dkk., 2003).

Bentuk model ARIMA musiman atau ARIMA (p.d,q)(P,D,Q)^S secara umum adalah (Aswi dan Sukarna, 2006):

$$\phi_p (B)\ \Phi_P(B^S)\ (1-B)^d\ (1-B^S)^D\ Z_t = \theta_q\ (B)\ \Theta_Q\ (B^S)\ a_t \quad (5)$$

dengan:

p,d,q : orde AR, *differencing*, MA (non-musiman)
P,D,Q : orde AR, *differencing*, MA (musiman)
S : jumlah periode per musim
a_t : residual pada saat t

Konsep Model ARIMA – Box Jenkins

Konsep model analisis *time series* menggunakan metode ARIMA yang dikembangkan oleh Box dan Jenkins (1976) terdiri dari 4 (empat) tahapan utama (Aswi dan Sukarna, 2006), yaitu: (1) Tahap identifikasi model, (2) Tahap estimasi parameter model, (3) Tahap pemeriksaan diagnosa (verifikasi) kesesuaian model dan (4) Tahap peramalan, yaitu menggunakan model untuk peramalan.

1. Stasioneritas Data

Analisis data deret waktu (*time series*) memerlukan data yang sudah stasioner. Kestasioneran data merupakan kondisi yang diperlukan dalam analisis regresi deret waktu karena dapat memperkecil kekeliruan model. Suatu data dapat dikatakan stasioner apabila pola data tersebut berada pada kesetimbangan disekitar nilai rata-rata yang konstan dan variansi disekitar rata-rata tersebut konstan selama waktu tertentu (Makridakis et. al., 1999).

Suatu data dikatakan stasioner dalam *varians* jika *varians* dari data tidak dipengaruhi oleh deret waktu. Data yang tidak stasioner dalam *varians* maka perlu dilakukan trans-formasi supaya *varians* yang awalnya tidak konstan menjadi lebih konstan. Transformasi Box-Cox adalah salah satu metode untuk menstasionerkan data yang tidak stasioner dalam *varians*. Secara matematis transformasi Box-Cox dirumuskan sebagai berikut (Cryer dan Chan, 2008) :

$$T(Z_t) = \begin{cases} \frac{z_t^{\lambda}-1}{\lambda} & , \lambda \neq 0 \\ \log z & , \lambda = 0 \end{cases} \quad (6)$$

dengan:

$T(Z_t)$: data transformasi
Z_t : nilai pengamatan pada waktu t
λ : nilai parameter transformasi

Data dikatakan stasioner dalam *mean* bila berfluktuasi disekitar garis sejajar dengan sumbu waktu (t) atau disekitar suatu nilai *mean* yang konstan. Data yang tidak stasioner dalam *mean* perlu dilakukan proses pembedaan (*differencing*). Secara umum differencing orde ke-d dapat ditulis sebagai berikut (Makridakis dkk., 1999):

$$\nabla^d = (1 - B)^d Z_t \quad (7)$$

dengan :
∇ : pembeda (*differencing*)
d : orde ke-d
B : operator mundur $B^d Z_t = Z_{t-d}$
Z_t : nilai pengamatan pada waktu ke t

2. Identifikasi Model

Tahap identifikasi berfungsi untuk pendugaan orde model ARIMA (p, d, q) awal yang sekiranya cocok (tentatif) melalui bentuk ACF (*Autocorrelation Function*) dan bentuk PACF (*Partial Autocorrelation Function*) dari data yang sudah stasioner.

Autocorrelation Function (ACF) adalah korelasi antara Zt dan Z_{t+k} dari proses yang sama dan dipisahkan oleh waktu lag k. Persamaan dari kovarians antara Z_t dan Z_{t+k} adalah:

$$\gamma_k = cov\,(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu) \quad (8)$$

dan korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} adalah:

$$\rho_k = \frac{cov\,(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{var\,(Z_t)}\,\sqrt{var\,(Z_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (9)$$

dengan catatan, var(Z_t) = var(Z_{t+k}) = γ0. Sesuai fungsi dari k, γk adalah *auto-covariance function*, dan ρk adalah *auto-correlation function* (ACF) dalam analisis *time series* karena masing-masing dari keduanya menyatakan kovariansi dan korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} dari proses yang sama, hanya dipisahkan oleh jarak waktu lag k (Wei, 2006).

Partial Autocorrelation (PACF) digunakan untuk mengukur tingkat keeratan (*association*) antara Z_t dan Z_{t-k} apabila pengaruh lag waktu (time lag) 1, 2, 3, k-l dianggap terpisah. *Partial Autocorrelation Function* (PACF) adalah suatu fungsi yang menunjukkan besarnya korelasi parsial antara pengamatan pada waktu ke t (dinotasikan dengan Z_t) dengan pengamatan pada waktu-waktu sebelumnya (Z_{t-1}, Z_{t-2},..., Z_{t-k}). Persamaan dari *Partial Auto-correlation Function* antara Z_t dan Z_{t+k} adalah (Wei, 2006):

$$\rho_k = \frac{Cov[(Z_t - \hat{Z}_t),(Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k})]}{\sqrt{Var\,(Z_t - \hat{Z}_t)}\,\sqrt{Var\,(Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k})}} \quad (10)$$

$$\rho_k = \phi_{kk}$$

Durbin (1960) telah memperkenalkan metode yang lebih efisien untuk menyelesaikan persamaan Yule Walker (Aswi dan Sukarna, 2006):

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j}\,\rho_{k-1}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j}\,\rho_j}, \quad (11)$$

dimana

$$\phi_{kj} = \phi_{k-1,j} - \phi_{kk}\,\phi_{k-1,k-j},$$

untuk j = 1, 2, …, k-1.

3. Estimasi Parameter Model

Estimasi parameter berfungsi untuk menduga nilai besaran konstanta dan koefisien dari model AR dan MA.

Estimasi parameter AR dan MA menggunakan persamaan sebagai berikut (Makridakis et. al., 2002):

a) Penaksiran model *Autoregressive* (AR):

$$\rho_k = \phi_1\rho_{k-1} + \phi_2\rho_{k-2} + \phi_3\rho_{k-3} + \cdots + \phi_p\rho_{k-p} \quad (12)$$

ϕ : parameter *autoregressive*
p : derajat *autoregressive*

b) Penaksiran model *Moving Average* (MA):

$$\rho_k = \begin{cases} \dfrac{-\theta_k + \theta_1\theta_{k+1} + \ldots + \theta_{q-k}\theta_q}{1 + \theta_1^2 + \ldots + \theta_q^2}, & k = 1,2,\ldots \\ 0, & k > q \end{cases} \quad (13)$$

θ : parameter *moving average*
q : derajat *moving average*

c) Penaksiran model ARMA:

$$\rho_1 = \frac{(1 - \theta_1\phi_1)(\phi_1 - \theta_1)}{1 + \theta_1^2 - 2\theta_1\phi_1} \quad (14)$$

4. Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik dilakukan untuk mengetahui ketepatan model setelah memiliki paramater yang signifikan sehingga akan didapatkan suatu model yang valid.

Pemeriksaan diagnostik dilakukan dalam dua tahap, yaitu (1) uji signifikansi parameter dan (2) uji kesesuaian model (meliputi uji asumsi *white noise* dan residual berdistribusi normal).

5. Ketepatan Model Peramalan

Dalam analisis *time series* bisa menghasilkan banyak model yang signifikan. Untuk mendapatkan suatu model yang terbaik dilakukan dengan mengukur ketepatan dengan data historisnya. Menilai ketepatan suatu metode peramalan dapat dilakukan dengan cara menghitung selisih antara nilai peramalan dengan nilai sebenarnya (nilai residual). Semakin kecil nilai yang dihasilkan oleh metode pengukuran tersebut, maka model peramalan yang digunakan akan semakin baik.

Mean Square Error (Kesalahan Kuadrat Rata-rata) adalah salah metode yang umum digunakan untuk mengukur ketepatan hasil peramalan. MSE digunakan untuk mengevaluasi hasil peramalan dengan menghitung rata-rata kesalahan kuadrat dari tiap-tiap model yang layak. Nilai MSE dapat dihitung dengan persamaan (Arsyad, 1995):

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}(X_t - \hat{X}_t)^2 \quad (15)$$

dengan:

X_t : nilai observasi pada waktu t

$\hat{X}_t$: nilai hasil peramalan pada waktu t

N : jumlah data

Semakin kecil nilai MSE berarti nilai taksiran semakin mendekati nilai sebenarnya atau model yang dipilih merupakan model terbaik.

6. Peramalan

Tahap terakhir dalam pemodelan ARIMA adalah menggunakan model terbaik untuk peramalan. Jika model terbaik telah ditetapkan maka model itu siap digunakan untuk peramalan.

Kesalahan Relatif

Kesalahan relatif adalah prosentase dari selisih besaran parameter data model atau peramalan dengan besaran parameter data aktual dibagi dengan besaran para-meter data aktual. Kesalahan relatif digunakan untuk mengukur kinerja model atau hasil peramalan. Nilai kesalahan relatif dapat dihitung menggunakan persamaan:

$$K_R = \frac{|\sum Z_t - \sum A_t|}{\sum A_t} \times 100\%$$

dengan:

K_R : kesalahan relatif (%)

Z_t : nilai parameter data model/peramalan

A_t : nilai parameter data aktual

Analisis Regresi

Analisis regresi merupakan metode statistik yang digunakan untuk memeriksa dan memodelkan hubungan antara variabel bebas (*independent variable*, disimbolkan X) dan variabel terikat (*dependent variable*, disimbolkan Y). Tujuan analisis regresi ialah menerangkan sebanyak mungkin variasi dalam variabel terikat (Y) dengan menggunakan variabel bebas (X) dalam model regresi. Analisis regresi dapat digunakan untuk 2 (dua) tujuan, yaitu (Soewarno, 1995) :

1) Untuk memperoleh suatu persamaan dari garis yang menunjukkan persamaan hubungan antara dua variabel.
2) Untuk mengestimasi suatu variabel terikat (Y) dengan menggunakan variabel bebas (X) berdasarkan hubungan yang ditunjukkan pada persamaan regre-si.

Koefisien determinasi (R^2) digunakan untuk mengukur seberapa besar kemampuan variabel bebas (X) dapat menjelaskan variasi variabel terikat (Y), atau seberapa besar variabel X dapat mempengaruhi variabel Y. Suatu model regresi dikatakan baik jika eksplanasi diukur menggunakan nilai R^2 yang tinggi.

Analisis Korelasi

Suatu analisis yang membahas tentang derajat asosiasi dalam analisis regresi disebut dengan analisis korelasi (*corre-lation analysis*).

Apabila dalam analisis regresi telah dapat ditentukan model persamaan matematik yang cocok, persoalan berikutnya adalah menentukan derajat hubungan atau derajat asosiasi antara variabel hidrologi yang digunakan dalam analisis regresi. Derajat hubungan dalam analisis regresi umumnya dinyatakan secara kuantitatip sebagai koefisien korelasi (R).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Debit Rata-rata

Data debit rata-rata 10 harian, 15 harian dan 1 bulanan dihitung dari data debit rata-rata harian. Data debit rata-rata 10 harian diperoleh dari rata-rata debit rata-rata harian selama interval 10 hari kalender. Dalam 1 (satu) bulan terdapat 3 (tiga) periode, yaitu periode I untuk rata-rata debit tanggal 1 – 10, periode II untuk rata-rata debit tanggal 11 – 20, dan periode III untuk rata-rata debit tanggal 21 – 31.

Data debit rata-rata 15 harian diperoleh dari rata-rata debit rata-rata harian selama interval 15 hari kalender.

Dalam 1 (satu) bulan terdapat 2 (dua) periode, yaitu periode I untuk rata-rata debit tanggal 1 – 15 dan periode II untuk rata-rata debit tanggal 16 – 31.

Data debit rata-rata 1 bulanan diperoleh dari rata-rata debit rata-rata harian selama 1 bulan.

Model ARIMA

Model ARIMA dibuat menggunakan data debit historis untuk setiap seri lebar dan panjang data berdasarkan Tabel 1.

Analisis dilakukan untuk memperoleh 9 (sembilan) model ARIMA terbaik untuk setiap stasiun AWLR

Tabel 2. Model ARIMA Terbaik - Stasiun AWLR Gadang

Lebar Data	Panjang Data (tahun)	Model ARIMA
10 harian	5	$(2,0,1)(0,2,1)^{36}$
	10	$(2,0,1)(1,2,1)^{36}$
	15	$(3,0,1)(1,2,1)^{36}$
15 harian	5	$(1,0,2)(0,2,2)^{24}$
	10	$(1,0,1)(1,2,4)^{24}$
	15	$(2,0,1)(2,3,1)^{24}$
1 bulanan	5	$(2,0,1)(1,1,1)^{11}$
	10	$(3,0,1)(1,2,2)^{12}$
	15	$(3,0,1)(2,2,3)^{12}$

Sumber : Hasil Perhitungan

Tabel 3. Model ARIMA Terbaik - Stasiun AWLR Kertosono

Lebar Data	Panjang Data (tahun)	Model ARIMA
10 harian	5	$(2,0,1)(2,2,2)^{36}$
	10	$(1,0,5)(1,1,1)^{36}$
	15	$(2,0,2)(2,1,2)^{36}$
15 harian	5	$(1,0,3)(1,1,2)^{24}$
	10	$(1,0,1)(2,1,2)^{24}$
	15	$(1,0,1)(1,1,2)^{24}$
Lebar Data	Panjang Data (tahun)	Model ARIMA
1 bulanan	5	$(1,0,0)(1,0,1)^{12}$
	10	$(1,0,2)(2,1,2)^{12}$
	15	$(1,0,2)(1,1,1)^{12}$

Sumber : Hasil Perhitungan

Tabel 4. Model ARIMA Terbaik - Stasiun AWLR Lengkong Baru

Lebar Data	Panjang Data (tahun)	Model ARIMA
10 harian	5	$(1,0,0)(1,1,1)^{36}$
	10	$(0,0,2)(0,1,2)^{36}$
	15	$(0,0,4)(0,1,1)^{36}$
15 harian	5	$(2,0,2)(1,1,2)^{24}$
	10	$(2,0,1)(1,1,4)^{24}$
	15	$(1,0,1)(3,1,4)^{24}$
1 bulanan	5	$(1,0,1)(3,1,1)^{10}$
	10	$(1,0,2)(0,1,2)^{12}$
	15	$(3,0,1)(1,2,4)^{12}$

Sumber : Hasil Perhitungan

Peramalan Debit Tahun 2010

Model ARIMA terbaik yang diperoleh pada setiap seri data digunakan untuk meramalkan data debit tahun 2010.

Banyaknya data yang diramalkan untuk lebar data 10 adalah 36 buah data, untuk lebar data 15 harian adalah 24 buah data dan untuk lebar data 1 bulanan adalah 12 buah data.

Peramalan data debit dilakukan dengan menggunakan *software* Minitab. Input data pada *software* Minitab adalah data debit historis, model ARIMA dan panjang data yang akan diramalkan.

Kinerja Hasil Peramalan

Kesalahan relatif hasil peramalan digunakan untuk mengukur kinerja hasil peramalan dari model ARIMA.

Kesalahan relatif dihitung dengan cara mem-bandingkan antara volume air dari data debit hasil peramalan dengan volume air dari data debit aktual.

Tabel 5. Kesalahan Relatif Hasil Peramalan - Stasiun AWLR Gadang

Lebar Data	Panjang Data (Tahun)	Model ARIMA	Volume Air (m^3)		K_R (%)
			Peramalan	Aktual	
10 Harian	5	$(2,0,1)(0,2,1)^{36}$	1.262.207.353	1.737.859.419	27,37
	10	$(2,0,1)(1,2,1)^{36}$	1.589.086.338		8,56
	15	$(3,0,1)(1,2,1)^{36}$	1.639.713.049		5,65
15 Harian	5	$(1,0,2)(0,2,2)^{24}$	1.268.471.832	1.738.571.861	27,04
	10	$(1,0,1)(1,2,4)^{24}$	1.388.919.543		20,11
	15	$(2,0,1)(2,3,1)^{24}$	1.618.855.217		6,89
1 Bulanan	5	$(2,0,1)(1,1,1)^{11}$	1.884.894.257	1.737.004.266	8,51
	10	$(3,0,1)(1,2,2)^{12}$	1.620.515.980		6,71
	15	$(3,0,1)(2,2,3)^{12}$	1.708.996.438		1,61

Sumber : Hasil Perhitungan

Tabel 6. Kesalahan Relatif Hasil Peramalan - Stasiun AWLR Kertosono

Lebar Data	Panjang Data (Tahun)	Model ARIMA	Volume Air (m^3)		KR (%)
			Peramalan	Aktual	
10 Harian	5	$(2,0,1)(2,2,2)^{36}$	5.811.567.316	5.911.528.863	1,69
	10	$(1,0,5)(1,1,1)^{36}$	5.594.139.561		5,37
	15	$(2,0,2)(2,1,2)^{36}$	5.268.698.899		10,87
15 Harian	5	$(1,0,3)(1,1,2)^{24}$	6.104.595.485	5.916.303.607	3,18
	10	$(1,0,1)(2,1,2)^{24}$	5.172.352.397		12,57
	15	$(1,0,1)(1,1,2)^{24}$	5.143.601.102		13,06
1 Bulanan	5	$(1,0,0)(1,0,1)^{12}$	5.383.973.320	5.920.001.512	9,05
	10	$(1,0,2)(2,1,2)^{12}$	5.504.354.933		7,02
	15	$(1,0,2)(1,1,1)^{12}$	5.690.891.245		3,87

Sumber : Hasil Perhitungan

Tabel 7. Kesalahan Relatif Hasil Peramalan - Stasiun AWLR Lengkong Baru

Lebar Data	Panjang Data (Tahun)	Model ARIMA	Volume Air (m^3)		KR (%)
			Peramalan	Aktual	
10 Harian	5	$(1,0,0)(1,1,1)^{36}$	3.935.992.525	4.054.567.469	2,92
	10	$(0,0,2)(0,1,2)^{36}$	3.639.421.481		10,24
	15	$(0,0,4)(0,1,1)^{36}$	3.603.162.419		11,13
15 Harian	5	$(2,0,2)(1,1,2)^{24}$	4.223.775.466	4.052.343.555	4,23
	10	$(2,0,1)(1,1,4)^{24}$	3.755.070.104		7,34
	15	$(1,0,1)(3,1,4)^{24}$	3.317.497.744		18,13
1 Bulanan	5	$(1,0,1)(3,1,1)^{10}$	2.845.264.784	4.051.286.496	29,77
	10	$(1,0,2)(0,1,2)^{12}$	3.530.879.503		12,85
	15	$(3,0,1)(1,2,4)^{12}$	4.054.715.382		0,08

Sumber : Hasil Perhitungan

Analisis Regresi

Analisis regresi digunakan untuk mengetahui pengaruh panjang data historis (variabel X) terhadap kesalahan relatif (variabel Y) untuk setiap lebar data.

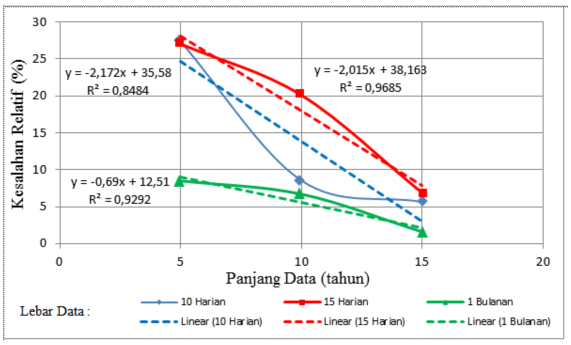
Tabel 8. Regresi Pengaruh Panjang Data Historis Terhadap Kesalahan Relatif - Stasiun AWLR Gadang

No	Lebar Data	Persamaan Regresi	Nilai R^2
1	10 Harian	Y = -2,172X + 35,38	0,8484
2	15 Harian	Y = -2,015x + 38,163	0,9685
3	1 Bulanan	Y = -0,69X + 12,51	0,9292

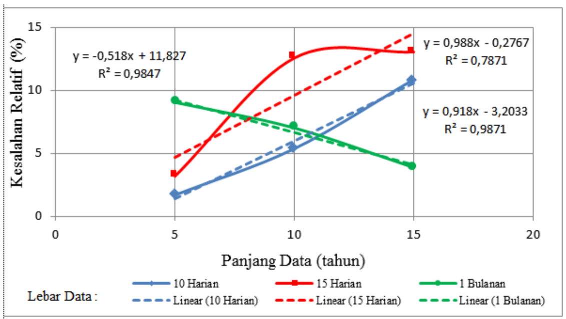
Sumber : Hasil Perhitungan

Tabel 9. Regresi Pengaruh Panjang Data Historis Terhadap Kesalahan Relatif - Stasiun AWLR Kertosono

No	Lebar Data	Persamaan Regresi	Nilai R^2
1	10 Harian	Y = 0,918X - 3,2033	0,9871
2	15 Harian	Y = 0,988X - 0,2767	0,7871
3	1 Bulanan	Y = -0,518X + 11,827	0,9847



Gambar 2. Grafik Pengaruh Panjang Data Terhadap Kesalahan Relatif - Stasiun AWLR Gadang

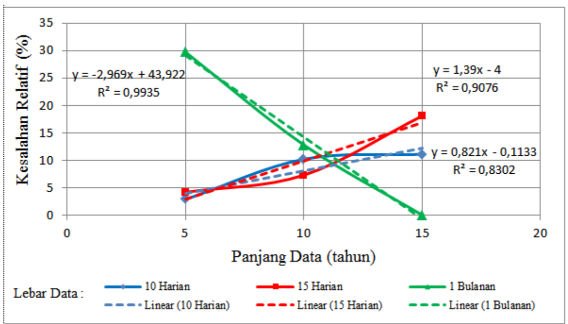


Gambar 3. Grafik Pengaruh Panjang Data Terhadap Kesalahan Relatif – Stasiun AWLR Kertosono

Tabel 10. Regresi Pengaruh Panjang Data Historis Terhadap Kesalahan Relatif - Stasiun AWLR Lengkong Baru

No	Lebar Data	Persamaan Regresi	Nilai R^2
1	10 Harian	Y = 0,821X - 0,1133	0,8302
2	15 Harian	Y = 1,39X - 4	0,9076
3	1 Bulanan	Y = -2,969X + 43,922	0,9935

Sumber : Hasil Perhitungan



Gambar 4. Grafik Pengaruh Panjang Data Terhadap Kesalahan Relatif - Stasiun AWLR Lengkong Baru

Analisis Korelasi

Analisis korelasi digunakan untuk menentukan berapa kuat hubungan antara variabel panjang data historis dan kesalahan relatif hasil peramalan untuk setiap lebar data.

Tabel 11. Korelasi Hubungan Panjang Data dan Kesalahan Relatif – Stasiun AWLR Gadang

Lebar Data	Koefisien Korelasi (R)	Kuat Hubungan
10 Harian	-0,92	Langsung Negatif Baik
15 Harian	-0,98	Langsung Negatif Baik
1 Bulanan	-0,96	Langsung Negatif Baik

Sumber : Hasil Perhitungan

Tabel 12. Korelasi Hubungan Panjang Data dan Kesalahan Relatif – Stasiun AWLR Kertosono

Lebar Data	Koefisien Korelasi (R)	Kuat Hubungan
10 Harian	0,99	Langsung Positif Baik
15 Harian	0,89	Langsung Positif Baik
1 Bulanan	-0,99	Langsung Negatif Baik

Sumber : Hasil Perhitungan

Tabel 13. Korelasi Hubungan Panjang Data dan Kesalahan Relatif – Stasiun AWLR Lengkong Baru

Lebar Data	Koefisien Korelasi (R)	Kuat Hubungan
10 Harian	0,91	Langsung Positif Baik
15 Harian	0,95	Langsung Positif Baik
1 Bulanan	-0,99	Langsung Negatif Baik

Sumber : Hasil Perhitungan

Panjang Data Representatif

Panjang data debit historis yang representatif atau diperkenankan secara statistik perlu ditetapkan untuk digunakan dalam analisis pembangkitan data debit metode ARIMA. Panjang data debit historis yang representatif atau diperkenankan secara statistik ditentukan pada panjang data yang menghasilkan kesalahan relatif sebesar 5%.

Tabel 14. Panjang Data Representatif -Stasiun AWLR Gadang

Lebar Data	Panjang Data (Tahun)
10 Harian	15
15 Harian	17
1 Bulanan	11

Sumber : Hasil Perhitungan

Tabel 15. Panjang Data Representatif -Stasiun AWLR Kertosono

Lebar Data	Panjang Data (Tahun)
10 Harian	8
15 Harian	5
1 Bulanan	14

Sumber : Hasil Perhitungan

Tabel 16. Panjang Data Representatif -Stasiun AWLR Lengkong Baru

Lebar Data	Panjang Data (Tahun)
10 Harian	6
15 Harian	6
1 Bulanan	14

Sumber : Hasil Perhitungan

Panjang data debit historis yang representatif untuk masing-masing stasiun AWLR diatas dapat digunakan sebagai acuan/pedoman sebagai panjang data debit historis yang perlu digunakan untuk pembangkitan data debit metode ARIMA sesuai dengan lebar data yang digunakan. Panjang data debit historis representatif tersebut merupakan panjang data historis pada "n" tahun terakhir secara berderet/kontinyu sebelum tahun dimana akan diramalkan data debitnya.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Kesimpulan dari hasil analisis yang telah dilakukan pada pembahasan sebelumnya adalah sebagai berikut :

1. Panjang data debit historis yang berbeda pada lebar data tertentu memiliki model ARIMA terbaik yang berbeda. Untuk stasiun AWLR Gadang, pada lebar data 10 harian, panjang data 5, 10 dan 15 tahun memiliki model ARIMA (2,0,1) $(0,2,1)^{36}$, (2,0,1) $(1,2,1)^{36}$ dan (3,0,1) $(1,2,1)^{36}$. Pada lebar data 15 harian, panjang data 5, 10 dan 15 tahun memiliki model ARIMA (1,0,2) $(0,2,2)^{24}$, (1,0,1) $(1,2,4)^{24}$ dan (2,0,1) $(2,3,1)^{24}$. Pada lebar data 1 bulanan, panjang data 5, 10 dan 15 tahun memiliki model ARIMA (2,0,1) $(1,1,1)^{11}$,(3,0,1) $(1,2,2)^{12}$dan (3,0,1) $(2,2,3)^{12}$.
   Untuk stasiun AWLR Kertosono, pada lebar data 10 harian, panjang data 5, 10 dan 15

tahun memiliki model ARIMA (2,0,1) $(2,2,2)^{36}$,(1,0,5) $(1,1,1)^{36}$dan(2,0,2)$(2,1,2)^{36}$. Pada lebar data 15 harian, panjang data 5, 10 dan 15 tahun memiliki model ARIMA (1,0,3) $(1,1,2)^{24}$, (1,0,1) $(2,1,2)^{24}$ dan (1,0,1) $(1,1,2)^{24}$. Pada lebar data 1 bulanan, panjang data 5, 10 dan 15 tahun memiliki model ARIMA (1,0,0) $(1,0,1)^{12}$,(1,0,2) $(2,1,2)^{12}$ dan (1,0,2) $(1,1,1)^{12}$.

Untuk stasiun AWLR Lengkong Baru, pada lebar data 10 harian, panjang data 5, 10 dan 15 tahun memiliki model ARI-MA (1,0,0) $(1,1,1)^{36}$, (0,0,2) $(0,1,2)^{36}$ dan (0,0,4) $(0,1,1)^{36}$. Pada lebar data 15 harian, panjang data 5, 10 dan 15 tahun memiliki model ARIMA (2,0,2) $(1,1,2)^{24}$, (2,0,1) $(1,1,4)^{24}$ dan (1,0,1) $(3,1,4)^{24}$. Pada lebar data 1 bulanan, panjang data 5, 10 dan 15 tahun memiliki model ARIMA (1,0,1) $(3,1,1)^{10}$, (1,0,2) $(0,1,2)^{12}$dan(3,0,1)$(1,2,4)^{12}$.

2. Hasil analisis pada stasiun AWLR Gadang, diperoleh kesimpulan bahwa semakin panjang data debit historis maka semakin kecil kesalahan relatifnya untuk semua lebar data. Hasil analisis pada stasiun AWLR Kertosono dan Lengkong Baru, untuk lebar data 10 harian dan 15 harian diperoleh kesimpulan bahwa semakin panjang data debit historis maka semakin besar kesalahan relatifnya. Sedangkan untuk lebar data 1 bulanan, semakin panjang data debit historis maka semakin kecil kesalahan relatifnya.
3. Panjang data historis yang representatif dengan nilai kesalahan relatif 5% untuk pembangkitan data debit menggunakan model ARIMA pada stasiun AWLR Gadang adalah 15 tahun untuk lebar data 10 harian, 17 tahun untuk lebar data 15 harian dan 11 tahun untuk lebar data 1 bulanan. Pada stasiun AWLR Kertosono, panjang data historis yang representatif adalah 8 tahun untuk lebar data 10 hari-an, 5 tahun untuk lebar data 15 harian dan 14 tahun untuk lebar data 1 bulanan. Pada stasiun AWLR Lengkong Baru, panjang data historis yang representatif adalah 6 tahun untuk lebar data 10 harian, 6 tahun untuk lebar data 15 harian dan 14 tahun untuk lebar data 1 bulanan.

Saran

Saran yang perlu disampaikan dari penelitian yang telah dilakukan adalah:

1. Perlu dilakukan penelitian dengan menggu-nakan model stokastik yang lain untuk mengetahui model manakah yang memi-liki kinerja terbaik dan sesuai dengan lokasi penelitian.
2. Memperbanyak data debit dari stasiun AWLR yang lain untuk setiap sub DAS, sehingga hasilnya bisa lebih mempresen-tasikan kondisi tiap sub DAS.

Daftar Pustaka

Arsyad, L.. 1995. *Peramalan Bisnis*. Ghalia Indonesia. Jakarta.

Aswi dan Sukarna. 2006. *Analisis Deret Waktu : Teori dan Aplikasi*. Andira Publisher. Makasar.

Chatfield, C. 2001. *The Analysis of Time Series: An Introduction*. Chapman and Hall. London.

Cryer, J. D. and Chan, K.S. 2008. *Time Series Analysis : with Applications in R (2nd edition)*. Springer Science Business Media, LLC. New York.

Makridakis, S., Wheelwright, S. C., dan McGee, V. E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Binarupa Aksara. Jakarta.

Makridakis, S., Wheelwright, S. C., dan McGee V. E. 2002. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Penerbit Erlangga. Jakarta.

Salamah, Mutiah, Suhartono dan Wulandari, Sri Pingit. 2003. *Analisis Time Series*. FMIPA-ITS. Surabaya.

Soewarno. 1995. *Hidrologi: Aplikasi Metode Statistik Untuk Analisa Data*. Penerbit Nova. Bandung.

Wahyuni, Sri Eko. 2001. *Model Stokastik, Diktat Kuliah Hidrologi*. Magister Teknik Sipil Universitas Diponegoro. Semarang.

Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. Addison-Wesley Publishing Company Inc. New York.