ANALISA DEBIT BANGKITAN MENGGUNAKAN MODEL ARIMA (*AUTOREGRESIF INTEGRATED MOVING AVERAGE*)

Ririn Utari[1,*], Sri Martini[2]

[1,2]Program Studi Teknik Sipil, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Palembang
Jalan Jendral A. Yani 13 Ulu Palembang
*E - Mail : Ririnutari39@gmail.com

Abstract

Flow discharge data must be available in a time series and accurate manner, so there should be no empty periods. Therefore, a model is needed that can reconstruct or estimate the flow discharge of the empty period stochastically. One way to solve this problem is by filling in data or data generation.The philosophy of data is to create new data sets based on generally incomplete or short historical data to obtain longer and more complete data. The new complete and long data is made with properties as well as short data as the source (Sri Harto and Sudjarwadi, 1989). Model ARIMA represents three modeling namely of autoregressive model (AR), moving average (MA), and autoregressive and moving average model (ARMA) which has characteristic of two models. First stage modeling ARIMA is testing stationary data, identification model, estimation parameter model and forecasting. Data used in this model Arima is discharge complete station Maribaya DAS Cikapundung Hulu if from years 1978 from the research. Results ARIMA model produces correlation values of 0.657 with a target value of 1. For the absolute relative error rate (KAR) and the average error rate (RMS) each produces a value of 0.0052 and 0.017 with a target value of 0. The ARIMA model can be used to fill in, generate discharge data and can be used to predict future flow rates. In discharge forecasting, the ARIMA model is only able to predict discharge accurately in a short time span. For long-term forecasting, the resulting forecast will tend to be flat (flat/constant).

Keywords : *Debit Generation Model, ARIMA*

1. PENDAHULUAN

Sumber daya air adalah sumber daya alam yang dapat diperbaharui melalui siklus hidrologi dan merupakan fungsi ruang dan waktu. Komponen terpenting dalam pengelolaan sumberdaya air adalah curah hujan dan merupakan satu-satunya input dalam suatu DAS yang bersifat acak dan cenderung stokastik (suripin, 2004; Arwin, 2009). Hujan yang jatuh di suatu DAS akan berubah menjadi aliran di sungai. Dengan demikian terdapat hubungan antara hujan dan debit aliran, yang tergantung pada karakteristik DAS. Hujan dapat diukur dengan cara yang sederhana. Stasiun pengukuran hujan cukup banyak di suatu DAS, dan pengukuran juga dapat dilakukan dalam waktu panjang. Sementara itu pengukuran debit biasanya lebih sedikit daripada pengukuran hujan, baik dalam hal jumlah stasiun maupun waktu pengukuran. Dengan demikian jumlah data hujan biasanya jauh lebih banyak daripada data debit. Apabila data debit tidak tersedia, analisis ketersediaan air dapat dilakukan dengan menggunakan model pengalihragaman hujan aliran. Data debit aliran harus ersedia secara tuntut waktu (*time series*) dan akurat, sehingga tidak diperkenankan ada periode kosong. Oleh karena itu diperlukan suatu model yang dapat merekonstruksi atau memperkirakan debit aliran periode kosong tersebut secara stokastik. Salah satu cara untuk memecahkan persoalan tersebut adalah dengan pengisian data atau pembangkitan data (*data generation*). Filosofi data bangkitan adalah membuat rangkaian data baru berdasarkan data historis yang umumnya tidak lengkap atau pendek untuk mendapatkan data yang lebih panjang dan lengkap. Data baru yang lengkap dan panjang tersebut dibuat dengan sifat seperti halnya data pendek sebagai sumbernya (Sri Harto dan Sudjarwadi, 1989).

Dalam penelitian ini dipilih model bangkitan ARIMA dengan input data historis yang cukup panjang. ARIMA sering juga disebut metode runtun waktu Box-Jenkins. Model *AutoregresifnIntegrated Moving Average* (ARIMA) adalah model yang secara penuh mengabaikan independen variable dalam membuat peramalan. ARIMA menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat.

Maksud penelitian ini adalah untuk meneliti model bangkitan debit air menggunakan model ARIMA. Adapun tujuan penelitian ini adalah untuk memperoleh model bangkitan yang representatif yang dapat digunakan untuk perencanaan infrastruktur air, ketersediaan sumber air, dan pengelolaan bendung atau waduk.

2. METODOLOGI

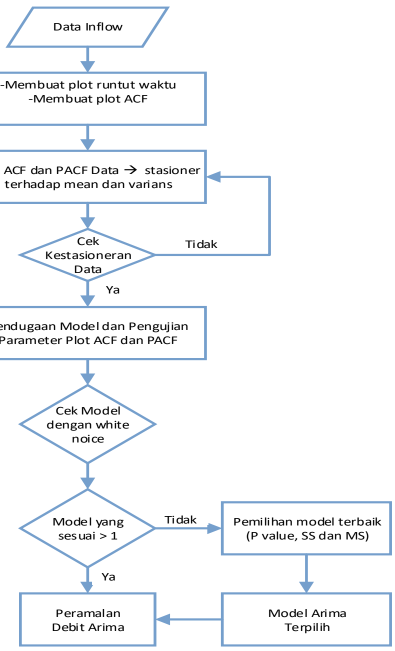
Studi ini dilakukan dengan menggunakan metode statistika, deskriptif dan penafsiran. Dimana statistika deskriptif dilakukan dalam perhitungan dan penyajian data, sedangkan statistika penafsiran digunakan dalam menarik kesimpulan fenomena hidrologi yang digunakan datanya dalam studi ini, yakni data curah hujan dan data debit DAS Cikapundung.

Penelitian dimulai dengan mengumpulkan data-data yang dibutuhkan dalam analisa hidrologi aliran Sungai Cikapundung yaitu data tinggi hujan di DAS Cikapundung, data debit aliran aktual Sungai Cikapundung pada pos-pos duga air yang terdapat di sepanjang aliran. Data-data tersebut didapatkan dari hasil pengukuran yang dilakukan oleh Badan Meteorologi dan Geofisika (BMG), Dinas PSDA Jawa Barat dan PSDA Kota Bandung, dan Pusat Penelitian dan Pengembangan Sumber Daya Air Departemen PU.

Model ARIMA mewakili tiga pemodelan yaitu dari *autoregressive model* (AR), *moving average* (MA), serta *autoregressive* dan *moving average model* (ARMA) yang mempunyai karakteristik dari dua model pertama. Berikut ini merupakan tahapan pemodelan ARIMA :

1. Pengujian Kestasioneran Data
   Data stasioner adalah data yang mempunyai rata-rata dan varians yang konstan sepanjang waktu.
2. Identifikasi Model
   Identifikasi model sementara dilakukan dengan membandingkan distribusi koefisien autokolerasi dan koefisien autokolerasi parsial aktual dengan distribusi teoritis.
3. Estimasi Parameter Model Sementara
   Estimasi parameter dilakukan dengan menggunakan program komputer Minitab. Penetapan estimasi metode ARIMA (p,d,q) yang dapat ditentukan dengan cara melihat prilaku dari plot *Autocorrelation Function* (ACF) plot *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dari deret data berkala.
4. Peramalan
   Setelah mendapatkan nilai p,d,q maka bias melakukan perhitungan peramalan ARIMAMetode Box-Jenkins (ARIMA). Tujuan model *time series* adalah menggunakan model yang diperoleh untuk inferensi *time series* di masa mendatang berdasarkan pola yang terjadi di masa lalu. Yakni, berdasarkan suatu model ingin diturunkan distribusi bersyaratkan observasi yang akan datang, jika diketahui observasi yang lalu.

Untuk lebih memahami tahapan bangkitan model menggunakan ARIMA dapat dilihat pada diagram alir berikut :



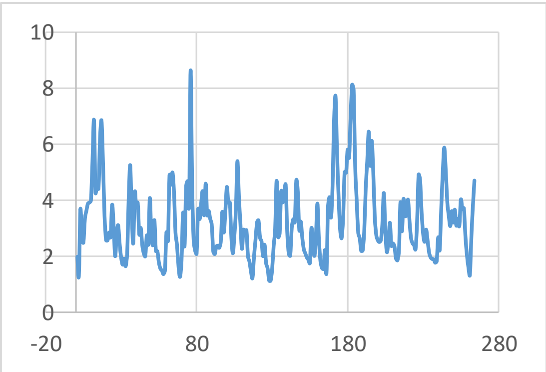
Gambar 1. Diagram Alir Model Bangkitan ARIMA

Syarat utama untuk model bangkitan menggunakan ARIMA adalah data yang digunakan harus stasioner terhadap mean dan varians. Apabila data yang digunakan belum stasioner maka harus dilakukan transformasi data terlebih dahulu.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

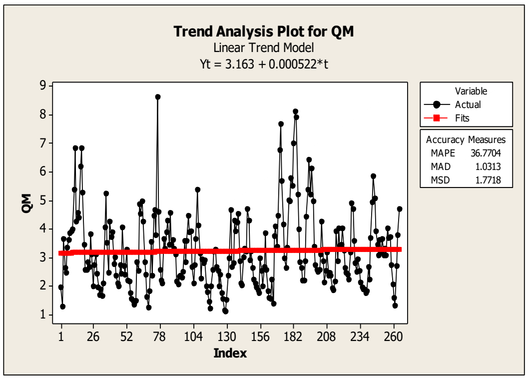
Dalam model ARIMA hal pertama yang perlu diperhatikan adalah kestasioneran data yang akan idijadikan sebagai input model. Stasioneritas berarti tidak terdapat pertumbuhan atau penurunan pada data. Data secara harus horizontal sepanjang sumbu waktu dan juga harus memenuhi syarat stasioner terhadap rata-rata (*mean*) dan varian. Data yang digunakan dalam model arima ini adalah debit lengkap stasiun Maribaya DAS Cikapundung Hulu dari tahun 1978 sampai dengan 1999.

Dari ketersediaan data yang akan dijadikan input dalam model, selanjutnya dibuat plot data dalam bentuk grafik untuk melihat pola dan trend data observasi tersebut.



Gambar 2. Plot data model ARIMA

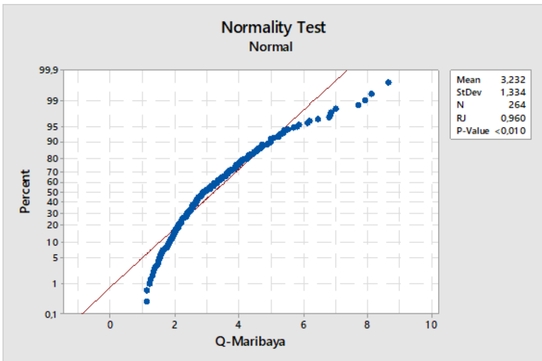
Suatu deret waktu yang tidak stasioner terhadap mean maka harus diubah menjadi data stasioner dengan melakukan *differencing*. Yang dimaksud dengan *differencing* adalah menghitung perubahan atau selisih nilai observasi. Selanjutnya nilai selisih yang diperoleh akan dicek lagi untuk mengetahui sudah memenuhi syarat stasioner atau tidak. Jika belum stasioner maka dilakukan differencing lagi sampai data stasioner. Analisa trend data dapat dilihat pada gambar 3 berikut ini :



Gambar 3. Analisa Trend Debit Maribaya

Dari gambar diatas terlihat bahwa input data debit Maribaya sudah stasioner terhadap mean dengan tidak mengalami penurunan atau pertumbuhan data yang signifikan dan garis rata-rata yang dihasilkan sudah horizontal.

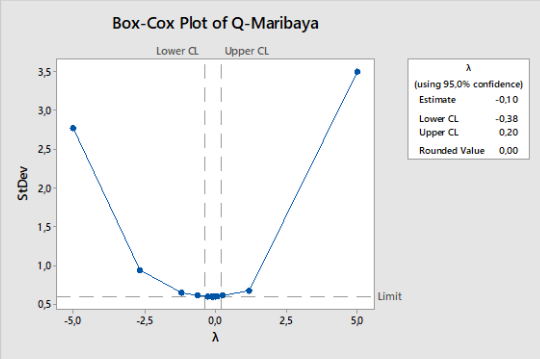
Selanjutnya pengujian stasioner dilakukan untuk mengetahui kestasioneran data terhadap varians. Apabila data tidak stasioner terhadap varians, maka akan dilakukan transformasi data. Untuk menguji kestasioneran data terhadap varians sebelumnya harus dilakukan uji normalitas. Grafik uji normalitas input data dapat dilihat pada gambar 4 berikut ini :



Gambar 4. Uji Normalitas Input Data

Dari Gambar X diatas didapat nilai P-Value adalah 0,010 idimana nilainya kurang dari 0,050 sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa data tidak stasioner. Selain itu juga dilihat dari plot data yang tidak berada disekitar garis lurus menunjukkan data tidak normal, oleh karena itu diperlukan transformasi agar data menjadi stasioner dan juga berdistribusi normal.

Transformasi data dengan Box-Cox dapat dilihat pada gambar 5 berikut ini :

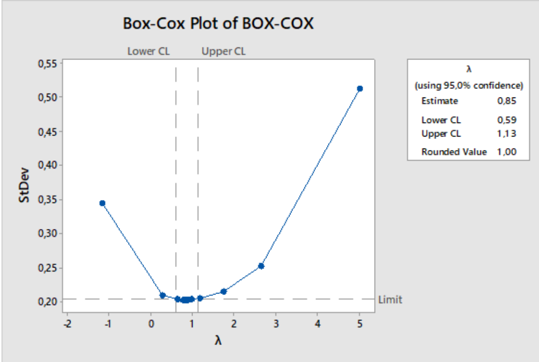


Gambar 5. Plot Box-Cox Debit Maribaya

Dari tampilan *chart* Box-Cox diatas, disebelah kiri menunjukkan hubungan antara lambda dan standar deviasi dengan nilai lambda yang dicoba dari adalah dari i5 isampai -5. Terlihat pada gambar nilai standar deviasi semakin kecil berada pada Lower CL dan Upper CLyang berupa garis vertikal. batas itulah yang menunjukkan bahwa lambda yang terbaik berada pada garis tersebut karena nilai standar deviasi yang kecil.

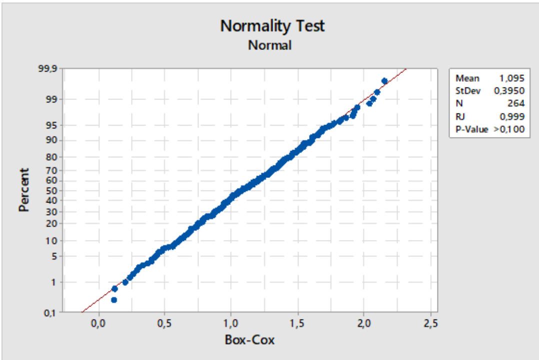
Nilai *lower* and *upper confidence levels* (CL) pada gambar 5 diatas yang berupa garis vertikal menunjukkan nilai lambda yang terbaik untuk data normal yaitu -0,38 dan 0,20 dengan nilai lambda yang terbaik atau *estimate* yaitu -0,10. Nilai lambda yang terbaik diambil yaitu berupa bilangan yang bisa dipahami transformasinya, sehingga minitab menyarankan nilai lambda yang diambil pada bagian "*Rounded Value*" yaitu 0,00.

Untuk melihat apakah data sudah berubah menjadi data yang stasioner dilihat dari nilai *estimate* lambda harus mendekati nilai 1. Dalam uji Box-Cox nilai lambda yang didapat adalah -0,10, oleh karena itu akan dilakukan transformasi lagi sampai mendapatkan nilai lambda mendekati nilai 1. Transformasi data dengan Box-Cox dapat dilihat pada Gambar 6 berikut ini :



Gambar 6. Transformasi Debit Maribaya

Dari transformasi Box-Cox diatas dapat disimpulkan ibahwa data sudah stasioner dengan nilai lambda estimate adalah 0,85 dengan *rounded value* adalah 1, artinya tidak terjadi transformasi data lagi karena lambda bernilai 1. Untuk kontrol lebih lanjut dalam pengujian lambda maka dilakukan uji normalitas lagi dengan data hasil transformasi. Berikut hasil output uji normalitas data transformasi Box-Cox :

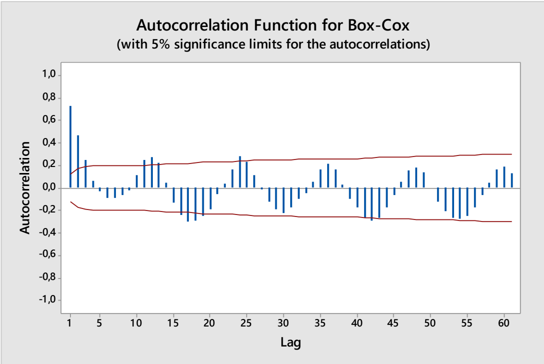


Gambar 7. Uji Normalitas Data Transformasi Box-Cox

Dari uji normalitas diatas menunjukkan bahwa dengan nilai P-value sebesar 0,1 sudah melebihi nilai 0,05 dan dari plot data terlihat sudah berdistribusi normal, oleh karena itu data tidak perlu lagi ditranformasi.

Identifikasi Model ARIMA

Pada tahap identifikasi, variabel yang akan diramalkan iharus sudah stasioner terhadap rata-rata dan varian. Pada tahap ini juga akan dilakukan plot ACF terhadap data untuk melihat data musiman atau non musiman. Jika data yang diamati memiliki pola musiman, pada plot ACF akan terlihat nilai ACF yang signifikan pada kelipatan musimnya. Plot ACF dan PACF data dapat dilihat pada gambar 8 berikut ini :



Gambar 8. Plot ACF Data Musiman

Dari plot ACF diatas dapat disimpulkan bahwa data merupakan data musiman dengan pola ACF yang berulang-ulang dalam selang waktu yang tetap. Untuk pemodelan ARIMA selanjutnya akan digunakan model ARIMA musiman (p,d,q) (P,D,Q)[12].

Estimasi Model ARIMA

Pada tahap estimasi model ini akan dilakukan penentuan nilai estimasi awal untuk parameter-parameter dari model ARIMA berdasarkan pola korelogram autokorelasi (ACF) dan korelogram autokorelasi parsial (PACF). Untuk menentukan model ARIMA, diperlukan analisis dari ACF dan PACF.

Pola ACF dan PACF ini bisa berpola cut off dan dies down. Pola cut off adalah pola ketika garis ACF dan PACF signifikan pada lag pertama atau kedua tetapi kemudian tidak ada garis ACF dan PACF yang signifikan pada lag berikutnya. Untuk pola cut off, perbedaan antara ACF dan PACF yang signifikan dengan ACF dan PACF yang tidak signifikan adalah besar sehingga garis ACF dan PACF terlihat terpotong (cut off).

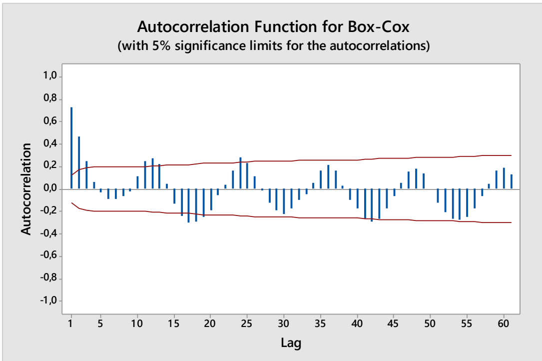
ACF dan PACF dikatakan memiliki perilaku dies down jika kedua fungsi tersebut tidak terpotong, melainkan menurun secara bertahap. Bentuk penurunannya bisa tanpa ataupun dengan berbentuk gelombang sinus. Penentuan apakah suatu data time series dimodelkan dengan AR, MA atau ARIMA tergantung pola ACF dan PACF yang terbentuk. Model AR digunakan jika plot ACFnya dies down sementara PACF-nya cut off. Model MA digunakan jika plot ACFnyacut off dan plot ACF-nya dies down. Sedangkan jika kedua plot ACF dan PACF sama-sama dies down, maka model yang digunakan adalah model ARIMA.

Tabel 1. Penentuan Model ARIMA Berdasarkan ACF dan PACF

Proses	ACF	PACF
AR (p)	Dies down (menurun) mengikuti bentuk eksponensial atau gelombang sinus.	Cut off (terputus setelah laq ke-p
MA (q)	Cut off setelah laq ke-q	Dies down mengikuti bentuk eksponensial atau gelombang sinus
ARMA (p,q)	Dies down setelah lag (q-p)	Dies down setelah lag (p,q)

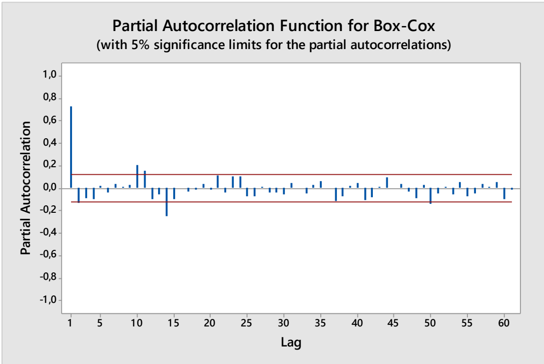
Sumber : Wei, 1990

Identifikasi terhadap model AR dilakukan dengan menentukan ordo p dari plot ACF yang terbentuk. Plot ACF model ARIMA dapat dilihat pada gambar 9 berikut ini :



Gambar 9. Plot ACF Data

Dari plot ACF diatas terlihat bahwa ACF dies down (menurun) mengikuti bentuk eksponensial atau gelombang sinus. Ini menandakan bahwa terdapat proses AR dalam model ARIMA. Untuk menentukan ordo p dilihat dari plot PACF yang terpotong. Berikut merupakan plot PACF untuk model ARIMA :



Gambar 10. Plot PACF Data

Dari plot PACF diatas terlihat bahwa garis terpotong garis merah pada laq pertama, jadi untuk nilai ordo p adalah 1. Selanjutnya untuk menetukan ordo q juga dilihat dari pola ACF dan PACF yang terbentuk. Dari plot PACF terlihat bahwa terjadi penurunan nilai laq (dies down), ini menandakan bahwa dalam model terdapat prose MA. Untuk menentukan nilai ordo q dapat dilihat pada plot ACF yang terpotong (cut off) pada laq 1 sampai dengan laq 3, oleh karena itu ordo q bisa bernilai 1, 2, atau 3. Untuk nilai ordo d didapatkan dari jumlah nilai *differencing* yang dilakukan pada tahap stasioner data. Dalam pengujian kestasioneran data sebelumnya, data ditransformasi dengan metode Box-Cox dan tidak perlu dilakukan proses differencing lagi karena data yang sudah ditransformsi dengan Box-Cox sudah menghasilkan data yang telah stasioner terhadap mean dan varian. Jadi untuk ordo d bernilai 0.

Identifikasi awal dengan melihat plot data, nilai sampel ACF dan PACF-nya mengindikasikan bahwa data mengikuti model ARIMA(1,0,0) atau AR(1), ARIMA (0,0,1) atau MA (1) (2) (3) atau kombinasi antara orde tersebut karena bentuk ACF yang turun secara eksponensial dan PACF yang terputus setelah di lag 1.

a. Model ARIMA (1,0,3) (1,0,1)

Model ARIMA yang dipilih untuk diuji parameternya pertama kali adalah model ARIMA (1,0,3) (1,0,1). Hasil uji model ARIMA ini akan menjadi acuan untuk memilih dan menguji model ARIMA lainnya apabila tidak signifikan terhadap model. Hasil estimasi model ARIMA (1,0,3) (1,0,1) dapat dilihat pada gambar 11. berikut ini :

```
Final Estimates of Parameters

Type          Coef   SE Coef       T      P
AR   1      0,7281    0,0940    7,75  0,000
SAR  12     0,9956    0,0096  104,20  0,000
MA   1      0,0899    0,1098    0,82  0,414
MA   2     -0,0449    0,0836   -0,54  0,592
MA   3     -0,0855    0,0794   -1,08  0,283
SMA  12     0,9348    0,0401   23,34  0,000
Constant  0,001508  0,001482    1,02  0,310
Mean         1,273     1,252


Number of observations:  264
Residuals:    SS =  14,3164 (backforecasts excluded)
              MS =  0,0557  DF = 257


Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag             12      24      36      48
Chi-Square    11,2    33,5    52,1    67,2
DF               5      17      29      41
P-Value      0,048   0,010   0,005   0,006
```

Gambar 11. Hasil Estimasi ARIMA (1,0,3) (1,0,1)

Hasil output model ARIMA (1,0,3) (1,0,1) adalah sebagai berikut :

1. Nilai koefisien AR(1) sebesar 0,728, nilai statistik t-nya sebesar 7,75 dan nilai probabilitasnya sudah memenuhi syarat sebagai parameter yang signifikan dengan nilai t kurang dari 1,969 (t tabel) dan probabilitas 0 (dibawah α=0,05). Untuk koefisien SAR(12) atau *seasonal* AR(12) juga sudah signifikan dengan nilai t statistik > t tabel dan probabilitas dibawah 0,05.

2. Nilai koefisien MA(1), MA(2), dan MA(3) berturut-turut adalah 0,0899, -0,0499 dan -0,0855. Untuk nilai t statistiknya berturut-turut adalah -0,82, -0,54, -1,08. Semua nilai t statistik MA(1) sampai MA(3) tidak ada yang signifikan karena t statistik < t tabel. Nilai probabilitasnya juga tidak ada yang signifikan karena p value > 0,05. Untuk *seasional* MA(12) sudah signifikan dengan nilai t > t tabel dan mendekati 0.

Berdasarkan analisa diatas diketahui bahwa parameter AR(1) dan SAR(12) sudah signifikan dalam model dan dapat dimasukkan kedalam model ARIMA (1,0,q) (1,0,Q). Sedangkan untuk parameter MA(1), MA(2), dan MA(3) tidak signifikan terhadap model tetapi untuk SMA(12) memiliki nilai yang signifikan, oleh karena itu akan dicoba dengan mengganti nilai MA dengan nilai yang lebih kecil dan untuk parameter musiman MA tetap

digunakan Q=1 karena signifikan dan dapat dimasukkan kedalam model (1,0,q) (1,0,1).
Pada uji Ljung-Box *p*-value untuk semua time lag lebih kecil dari α=0,05 dan dapat disimpulkan bahwa sisaan tidak memenuhi syarat white noise yaitu sisaannya tidak saling bebas satu sama lain atau tidak berdistribusi secara acak.

Dikarenakan pada semua parameter MA tidak signifikan terhadap model dan juga tidak memenuhi hasil uji tes Ljung-Box, maka model ARIMA (1,0,3) (1,0,1) tidak layak untuk dipakai sebagai model peramalan data dan harus dilanjutkan dengan mencoba model ARIMA lainnya berdasarkan identifikasi parameter model ARIMA (1,0,3) (1,0,1) sebelumnya.

b. Model ARIMA (1,0,2) (1,0,1)

Model ARIMA yang kedua yang akan diuji parameternya adalah imodel ARIMA (1,0,2) (1,0,1). Model ini mengganti ordo q menjadi 2 karena pada model pertama ordo q=3 tidak signifikan terhadap model ARIMA. Hasil estimasi model ARIMA (1,0,2) (1,0,1) dapat dilihat pada gambar 12 berikut ini :

```
Final Estimates of Parameters

Type          Coef   SE Coef       T      P
AR   1      0,7911    0,0655   12,07  0,000
SAR  12     0,9952    0,0088  113,28  0,000
MA   1      0,1636    0,0900    1,82  0,070
MA   2     -0,0198    0,0779   -0,25  0,800
SMA  12     0,9385    0,0389   24,13  0,000
Constant  0,001323  0,001193    1,11  0,269
Mean         1,315     1,186


Number of observations:  264
Residuals:    SS =  14,3140 (backforecasts excluded)
              MS =  0,0555  DF = 258


Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag            12      24      36      48
Chi-Square   12,8    35,5    52,9    66,5
DF              6      18      30      42
P-Value     0,047   0,008   0,006   0,009
```

Gambar 12. Hasil Estimasi ARIMA (1,0,2) (1,0,1)

Hasil output model ARIMA (1,0,2) (1,0,1) adalah sebagai berikut :

1. Nilai koefisien AR(1) adalah 0,7911 dan nilai statistik t-nya sebesar 12,07 sudah signifikan terhadap model. Untuk nilai probabilitasnya juga sudah memenuhi syarat sebagai parameter yang signifikan dengan nilai t kurang dari 1,969 (t tabel) dan probabilitas 0 (dibawah α=0,05). Untuk koefisien SAR(12) atau *seasonal* AR(12) juga sudah signifikan dengan nilai t statistik > t tabel dan probabilitas dibawah 0,05.
2. Nilai koefisien MA(1) adalah 0,1636 dan MA(2) adalah -0,0198. Untuk nilai t statistiknya berturut-turut adalah 1,52 dan -0,25. Semua nilai t statistik MA(1) dan MA(2) tidak signifikan karena nilai t statistik kurang dari nilai t tabel. Nilai probabilitasnya juga tidak signifikan karena p value > 0,05. Untuk *seasional* MA(12) sudah signifikan dengan nilai t > t tabel.

Berdasarkan analisa diatas diketahui bahwa parameter AR(1) dan SAR(12) sudah signifikan dalam model dan dapat dimasukkan kedalam model ARIMA (1,0,q) (1,0,Q). Sedangkan untuk parameter MA(1) dan MA(2) tidak signifikan terhadap model tetapi untuk SMA(12) signifikan terhadap model, oleh karena itu akan dicoba dengan mengganti nilai q dengan nilai 1 dan untuk parameter musiman MA tetap digunakan Q=1 karena signifikan dan dapat dimasukkan kedalam model (1,0,q) (1,0,1).
Selanjutnya pada uji Ljung-Box p-value untuk semua time lag lebih kecil dari α=0,05 dan dapat disimpulkan bahwa sisaan tidak memenuhi syarat white noise yaitu sisaannya tidak saling bebas satu sama lain atau tidak berdistribusi secara acak.

Dikarenakan pada semua parameter MA tidak terhadap model dan juga tidak memenuhi hasil uji tes Ljung-Box, maka model ARIMA (1,0,2) (1,0,1) tidak layak untuk dipakai sebagai model peramalan dan dilanjutkan dengan mencoba model ARIMA (1,0,1) (1,0,1).

c. Model ARIMA (1,0,1) $(1,0,1)^{12}$

Model ARIMA yang ketiga yang akan diuji parameternya adalah model ARIMA (1,0,1) $(1,0,1)^{12}$. Model ini mengganti ordo q menjadi 1 karena pada model pertama ordo q=2 masih tidak signifikan terhadap model ARIMA.

```
Final Estimates of Parameters

Type          Coef    SE Coef       T      P
AR   1      0,8023     0,0511   15,70  0,000
SAR  12     0,9943     0,0080  123,81  0,000
MA   1      0,1723     0,0840    2,05  0,041
SMA  12     0,9452     0,0374   25,26  0,000
Constant  0,001641  0,001172    1,40  0,163
Mean         1,455      1,039


Number of observations:  264
Residuals:    SS =  14,2291 (backforecasts excluded)
              MS =  0,0549  DF = 259


Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag            12     24     36     48
Chi-Square   12,9   35,6   53,0   66,0
DF              7     19     31     43
P-Value     0,074  0,012  0,008  0,014
```

Gambar 13. Hasil Estimasi ARIMA (1,0,1) (1,0,1)

Hasil output model ARIMA (1,0,1) $(1,0,1)^{12}$ adalah sebagai berikut :

1. Nilai koefisien AR(1) adalah 00,8023 dan nilai statistik t-nya sebesar 15,70 sudah signifikan terhadap model. Untuk nilai probabilitasnya juga sudah memenuhi syarat sebagai parameter yang signifikan dengan nilai t kurang dari 1,969 (t tabel) dan probabilitas 0 (dibawah α=0,05). Untuk koefisien SAR(12) atau *seasonal* AR(12) juga sudah signifikan dengan nilai t statistik > t tabel dan probabilitas dibawah 0,05.

2. Nilai koefisien MA(1) adalah 0,1723 dan untuk nilai t statistiknya adalah 2,05. Semua nilai t statistik MA(1) sudah signifikan terhadap model karena nilai t statistik sudah melebihi nilai t tabel. Nilai probabilitasnya juga signifikan karena p value < 0,05. Untuk *seasional* MA(12) sudah signifikan dengan nilai t > t tabel.

Berdasarkan analisa diatas diketahui bahwa semua parameter sudah signifikan dalam model dan dapat dimasukkan kedalam model ARIMA (1,0,1) (1,0,1). Selanjutnya pada uji Ljung-Box p-value untuk time lag 24, time lag 36, dan time lag 48 memiliki nilai lebih kecil dari α=0,05 sehingga dapat disimpulkan bahwa sisaan tidak memenuhi syarat white noise, tetapi untuk time lag 12 sudah memenuhi syarat white noise karena nilai pada time lag 12 adalah 0,074 (lebih besar dari α = 0,05).

Dikarenakan pada semua parameter signifikan terhadap model dan juga memenuhi hasil uji tes Ljung-Box, maka model ARIMA (1,0,1) (1,0,1 layak untuk dipakai sebagai model peramalan. Rekapitulasi hasil perbandingan signifikansi parameter model ARIMA dapat dilihat pada Tabel 2 berikut :

Tabel 2. Uji *White Noise* Model ARIMA

Model	Lag	*p-value*	*White Noise*
(1,0,3) $(1,0,1)^{12}$	12	0,048	Tidak Terpenuhi
	24	0,010	Tidak Terpenuhi
	36	0,005	Tidak Terpenuhi
	48	0,006	Tidak Terpenuhi
(1,0,2) $(1,0,1)^{12}$	12	0,047	Tidak Terpenuhi
	24	0,008	Tidak Terpenuhi
	36	0,006	Tidak Terpenuhi
	48	0,009	Tidak Terpenuhi
(1,0,1) $(1,0,1)^{12}$	12	0,074	Terpenuhi
	24	0,012	Tidak Terpenuhi
	36	0,008	Tidak Terpenuhi
	48	0,014	Tidak Terpenuhi

Sumber : Analisa Perhitungan

Untuk kontrol lebih lanjut maka akan dilakukan pengujian terhadap nilai MS (*Mean Square Error*) dari masing-masing model. Suatu model dikatakan baik jika nilai MS-nya semakin kecil, oleh karena itu akan dilakukan perbandingan nilai MS dari masing-masing model ARIMA. Perbandingan nilai MS model ARIMA dapat dilihat pada Tabel 3.

Dari perbandingan semua uji parameter diatas diambil kesimpulan bahwa model ARIMA yang paling baik iadalah model ARIMA (1,0,1) $(1,0,1)^{12}$. Untuk tahapan selanjutnya untuk peramalan data yang akan datang menggunakan model ARIMA (1,0,1) $(1,0,1)^{12}$.

Tabel 3. Perbandingan nilai MS model ARIMA

Model	MS
(1,0,3) $(1,0,1)^{12}$	0,0557
(1,0,2) $(1,0,1)^{12}$	0,0555
(1,0,1) $(1,0,1)^{12}$	0,0549

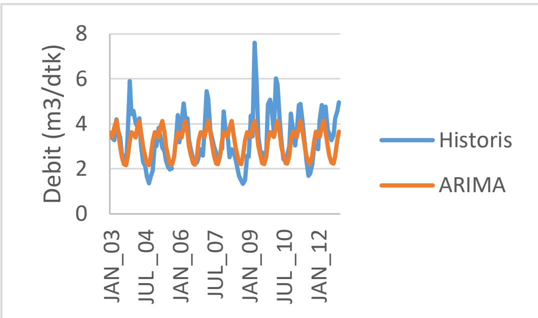
Sumber : Analisa Perhitungan

Uji Asumsi Residual (diagnostic checking)

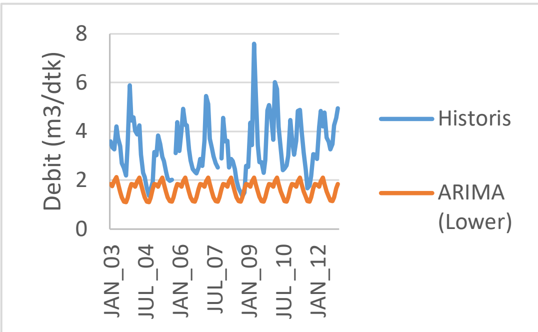
Pada bagian akhir verifikasi model dilakukan pengujian nilai-nilai residual yang diperoleh. Setelah nilai residual diketahui, dilakukan perhitungan nilai koefisien autokorelasi dari nilai residual tersebut. Jika nilai-nilai koefisien korelasi dari residual untuk berbagai *timelag* tidak berbeda secara signifikan dari nol, model dianggap memadai untuk dipakai sebagai model peramalan.

Peramalan Debit

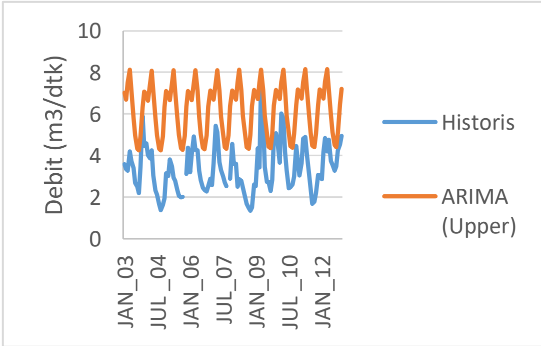
Dari pengujian parameter, didapatkan model yang paling signifikan yaitu model ARIMA (1,0,1) $(1,0,1)^{12}$. Model ARIMA menghasilkan 3 nilai debit bangkitan yaitu nilai *forecast*, *lower*, dan *upper*. Hasil simulasi model ARIMA dapat dilihat pada gambar berikut ini :



Gambar 14. Debit Bangkitan ARIMA (Forecast)



Gambar 15. Debit Bangkitan ARIMA (Lower)



Gambar 16. Debit Bangkitan ARIMA (Upper)

Analisis uji statistik menggunakan korelasi, kesalahan absolut relatif (KAR) dan tingkat kesalahan rata-rata (RMS) masing masing menghasilkan nilai seperti tabel berikut :

Tabel 4. Tabel Komparasi 5 Model Bangkitan Debit

Parameter Ukuran		Model ARIMA	Target
Akurasi	r	0,657	1
Kesalahan	KAR	0,0052	0
	RMS	0,017	0

4. KESIMPULAN

Model ARIMA menghasilkan nilai korelasi sebesar 0,657 dengan target nilai adalah 1. Untuk tingkat kesalahan absolut relatif (KAR) dan tingkat kesalahan rata-rata (RMS) masing masing menghasilkan nilai 9,9952 dab 0,017 dengan target nilai adalah 0. model ARIMA dapat digunakan untuk mengisi, membangkitkan data debit serta dapat digunakan untuk memprakirakan debit aliran dimasa yang akan datang. Dalam prakiraan debit, model ARIMA hanya mampu memprakirakan debit secara akurat dalam rentang waktu pendek dan hanya terbatas sampai dengan 150 data.

REFERENSI

Abdul-Aziz. A.R., Anokye. M., Kwame. A., Munyakazi. L., Nsowah-Nuamah. N.N.N.(2013). Modeling and Forecasting Rainfall Pattern in Ghana as a Seasonal Arima Process : The Case of Ashanti Region. *International Journal of Humanities and Social Science Vol 3 No. 3*.

Pramastuti. N. Penelitian Waduk Multiguna Bantar Awi di DAS Cikapundung Hulu untuk Revitalisasi PLTA Bengkok/Dago dan Pengembangan Sumber Air PDAM Kota Bandung. Tugas Akhir. Institut Teknologi Bandung. Bandung.

Susetyo. Budi. (2010). *Statistika Untuk Analisis Data Penelitian*. Bandung: Refika Aditama.