

## PENERAPAN MODEL OTOREGRESIF PADA PEMANTAUAN PAGI TINGGI MUKA AIR SUNGAI BENGAWAN SOLO DI POS JURUG

Retno Tri Vlandari<sup>1</sup>, Elistya Rimawati<sup>2</sup>, Iwan Ady Prabowo<sup>3</sup>

<sup>1,3</sup>Program Studi Teknik Informatika, STMIK Sinar Nusantara Surakarta

<sup>2</sup>Program Studi Teknik Informatika, STMIK Sinar Nusantara Surakarta

<sup>1</sup>[retno.tv@gmail.com](mailto:retno.tv@gmail.com), <sup>2</sup>[elistyarimawati@gmail.com](mailto:elistyarimawati@gmail.com), <sup>3</sup>[iwanadyp@gmail.com](mailto:iwanadyp@gmail.com)

S

### ABSTRAK

Pada tahun 2016, luapan sungai Bengawan Solo mengakibatkan banjir di kawasan Solo Timur. Hal ini disebabkan karena tinggi muka air pada pos pemantauan Jurug menembus level 10. Oleh karena itu prediksi nilai tinggi muka air diperlukan sebagai upaya peringatan dini banjir. Dalam penelitian ini berfokus pada tinggi muka air pada pos pemantauan Jurug. Pengukuran tinggi muka air sungai Bengawan Solo pada setiap pos pemantauan dilakukan setiap hari. Berdasarkan proses pengambilan data tersebut, maka data tinggi muka air pada pos pemantauan Jurug merupakan data runtun waktu. Salah satu metode peramalan data runtun waktu adalah *Autoregressive* (AR), model ini memiliki asumsi homoskedastisitas atau variansi eror tetap, tidak terdapat autokorelasi, dan memiliki eror model normal. Data tinggi muka air sungai Bengawan Solo pada tahun 2009 – Juni 2018, data terbukti stasioner berdasarkan uji augmented Dickey-Fuller. Berdasarkan pola identifikasi korelogram, data tersebut dapat dimodelkan dengan *Autoregressive* (AR),  $Y_t = 0,795337 Y_{t-1} + 2,885303 + e_t$  dengan nilai MAPE 0,140899 artinya 14,0899% besar rata-rata kesalahan model. Hasil diagnostic eror model ini adalah, model tidak terdapat autokorelasi, dan eror model normal, tetapi pada asumsi model terjadi heteroscedastisitas atau variansi eror model tidak tetap. Sehingga akan dilanjutkan pemodelan yang dapat mengatasi masalah ini yaitu *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH).

**Kata kunci :** Otoresif, Tinggi Muka Air

### ABSTRACT

*In 2016, the overflow of the Bengawan Solo river caused flooding in the East Solo region. This is because the water level at the Jurug monitoring post penetrates level 10. Therefore, the prediction of the value of water level is needed as an effort to flood early warning. In this study the focus was on the water level at the Jurug monitoring post. Measuring the water level of the Bengawan Solo river at each monitoring post is carried out every day. Based on the data collection process, the water level data at the Jurug monitoring post is a time series data. One time data forecasting method is Autoregressive (AR), this model has the assumption of homoskedasticity or fixed error variance, there is no autocorrelation, and it has a normal model error. Data on the water level of the Bengawan Solo River in 2009 - June 2018, the data proved to be stationary based on Dickey-Fuller's augmented test. Based on the corelogram*

identification pattern, the data can be modeled with Autoregressive (AR),  $Y_t = 0.795337 Y_{(t-1)} + 2.885303 + e_t$  with the MAPE value of 0.140899, which means 14.0899% of the average error of the model. The error diagnostic results of this model are, the model does not have autocorrelation, and normal model error, but on the assumption that the model is not fixed heteroscedasticity or model error variance. So that modeling will be able to overcome this problem, namely Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH).

**Keyword:** Autoregressive, Water of Level

## PENDAHULUAN

Aliran sungai merupakan informasi yang paling penting bagi pengelola sumber daya air. Debit puncak (banjir) diperlukan untuk merancang bangunan pengendali banjir. Sementara data debit aliran kecil diperlukan untuk perencanaan alokasi air untuk berbagai macam keperluan, terutama pada musim kemarau panjang. Debit aliran rata-rata tahunan dapat memberikan gambaran potensi sumber daya air yang dapat dimanfaatkan dari suatu daerah aliran sungai. Debit adalah laju aliran air yang melewati suatu penampang melintang sungai per satuan waktu. Dalam laporan-laporan teknis, debit aliran biasanya ditunjukkan dalam bentuk hidrograf aliran. Hidrograf aliran adalah suatu perilaku debit sebagai respon adanya perubahan karakteristik biogeofisik yang terjadi karena kegiatan pengelolaan DAS dan adanya fluktuasi musiman atau tahunan seperti perubahan iklim lokal [1]

Intensitas hujan tahunan di daerah aliran sungai (DAS) Bengawan Solo mengakibatkan debit aliran sungai besar di beberapa anak sungai. Debit aliran sungai yang besar mengakibatkan tinggi muka air di beberapa pos bendungan meningkat. Pengukuran tinggi muka air pada tiap bendungan. Hal ini dibutuhkan untuk mengantisipasi banjir. Pada akhir tahun 2016 di kawasan Solo timur terjadi banjir yang diakibatkan oleh meluapnya air sungai Bengawan Solo, pada pos pemantauan Jurug melebihi level 10. Terdapat 10 Kelurahan di bagian Solo timur tergenangi oleh banjir [2]. Oleh karena itu diperlukan suatu model yang dapat digunakan untuk memprediksi tinggi muka air, agar dapat dilakukan peringatan dini bahaya banjir. Tinggi muka air pada pos pemantauan Jurug merupakan data runtun waktu yang diukur tiap hari.

Menurut Bollerslev, data runtun waktu dapat disusun dengan model stasioner, seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model ini dapat diidentifikasi dengan *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF)[3]. Model ARIMA memiliki asumsi homoskedastisitas atau variansi eror tetap[4]. Tetapi jika data runtun waktu tinggi muka air memiliki variansi eror berubah-ubah setiap saat atau terjadi heteroskedastisitas.

Ada beberapa model yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas, seperti dalam penelitian Engle mengenai estimasi variansi inflasi di

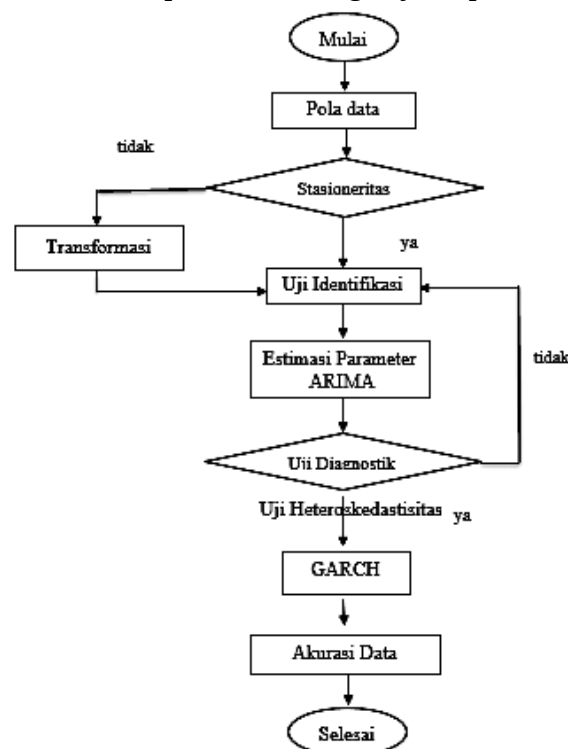
Inggris, Engle memperkenalkan model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH)[5]. Dalam penelitian Bollerslev memperkenalkan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH)[6]. Dalam penelitian ini akan dibahas mengenai analisa tinggi muka air sungai Bengawan Solo pada pos pemantauan Jurug dengan model ARIMA-GARCH.

## METODE

Berikut adalah langkah-langkah operasional untuk mencapai tujuan penelitian.

1. Membuat plot data untuk mengetahui pola sebaran data
2. Melakukan uji stasioneritas menggunakan uji akar unit, jika data stasioner maka data langsung dapat dimodelkan.
3. Jika data tidak stasioner, maka dilakukan transformasi  $\ln$ . Kemudian melakukan uji akar unit kembali.
4. Setelah data stasioner maka dilakukan identifikasi model dengan menggunakan plot ACF dan PACF. Kemudian memberikan kesimpulan dari model stasioner data tersebut dengan menentukan besarnya parameter.
5. Setelah model stasioner terbentuk kemudian dilakukan uji diagnostik pada eror yang dihasilkan oleh model tersebut. Error adalah selisih data prediksi dengan data sebenarnya.
6. Jika asumsi homogenitas variansi tidak terpenuhi, maka artinya data tersebut memiliki variansi eror yang berubah-ubah.
7. Melakukan pemodelan untuk koreksi variansi erornya menggunakan GARCH.

Langkah-langkah tersebut dapat dilihat dengan jelas pada Gambar 1.

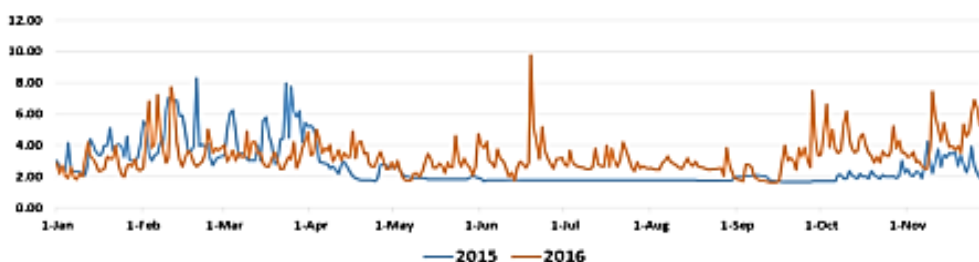


Gambar 1. Kerangka Pikir

## HASIL

### Deskripsi dan Pola Data

Berdasarkan metode penelitian yang telah dirancang, maka langkah pertama yang dilakukan adalah deskripsi data, seperti pada Gambar 2. Pola data mengikuti pola stasioner dengan pola variansi yang tidak konstan. Data tinggi muka air stasioner dalam rata-rata tetapi variansi tidak konstan. Hal ini diperkuat menggunakan uji stasioner unit root. Nilai probabilitas Augmented Dickey-Fuller (ADF) adalah 0,0000. Nilai probabilitas tersebut lebih kecil dari tingkat signifikansi  $\alpha = 0,05$ , artinya  $H_0$  berhasil ditolak yang menunjukkan data tidak memiliki akar unit maka data stasioner. Hasil ini dapat dilihat pada Tabel 1. Karena terbukti stasioner terhadap rata-rata maka sebelum memodelkan variansinya, dilakukan model rata-rata terlebih dahulu.



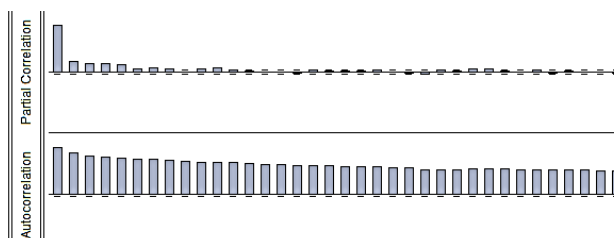
Gambar 1. Pola Data Tinggi Muka Air

Tabel 1. Uji Stasioner

| Null Hypothesis: TMA has a unit root   | t-Statistic | Prob.* |
|----------------------------------------|-------------|--------|
| Augmented Dickey-Fuller test statistic | -6.557814   | 0.0000 |
| Test critical values: 1% level         | -3.432072   |        |
| 5% level                               | -2.862186   |        |
| 10% level                              | -2.567158   |        |

### Identifikasi Model Stasioner Rata-rata ARIMA

Pemodelan rata-rata bersyarat dari data stasioner dapat menggunakan ARIMA. Untuk mengidentifikasi model ARIMA digunakan ACF dan PACF seperti yang terlihat pada Gambar 2. Nilai PACF terputus setelah lag pertama dan ACF turun secara eksponensial maka model rata-rata bersyarat yang digunakan adalah AR (1) dan ARMA(1,1).



Gambar 2. ACF dan PACF

### Estimasi Parameter Model Rata-rata ARIMA

Berdasarkan identifikasi model, TMA periode 2009 – Juni 2018 dapat dimodelkan dengan AR(1). Estimasi parameter untuk model AR(1) dapat dilihat pada Tabel 2.

*Prosiding Diseminasi Hasil Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat Lembaga Penelitian Pengembangan dan Pengabdian Kepada Masyarakat Universitas Islam Batik Surakarta*

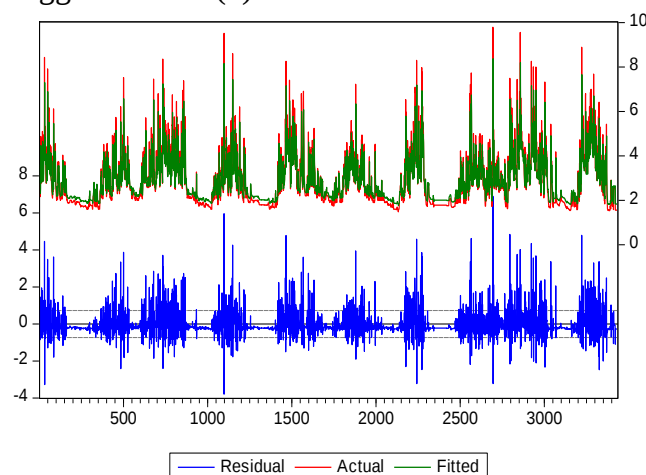
Tabel 2. Estimasi Parameter Model ARIMA

| Variabel | AR(1)     |        |
|----------|-----------|--------|
|          | Koefisien | Prob   |
| C        | 2,885303  | 0,0000 |
| AR(1)    | 0,795337  | 0,0000 |
| MA(1)    | -         | -      |
| MAPE     | 0,140899  |        |
| MSE      | 0,528073  |        |

Berdasarkan Tabel 2, diperoleh model Autoregresif orde  $p = 1$  [7], AR(1) untuk data tinggi muka air Sungai Bengawan Solo pada pos pemantauan Jurug tahun 2009 - 2018

$$Y_t = 0,795337 Y_{t-1} + 2,885303 + e_t$$

dengan  $Y_t$  adalah data TMA pada periode  $t$  dan  $Y_{t-1}$  adalah data TMA pada periode  $t - 1$ . Gambar 3, Pola data TMA Aktual, Residual, dan Prediksi dengan Model AR(1). Nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) [8] adalah 0,140899 atau 14,0899% rata-rata kesalahan terhadap prediksi tinggi muka air pada pos pemantauan Jurug periode 2009 – Juni 2018 dengan menggunakan AR(1).



Gambar 3. Nilai Residual (Error), Actual (Sebenarnya), dan Fitted (Prediksi) Model AR(1)

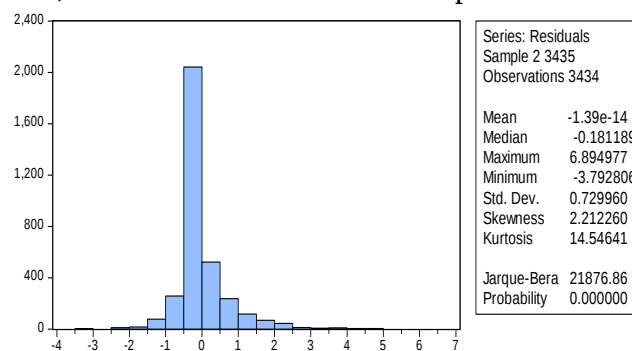
### Uji Diagnostik Model ARIMA

Uji diagnostik eror model terdiri dari autokorelasi, uji normalitas, dan heteroskedastisitas [8]. Autokorelasi dapat dilihat dari grafik ACF dan PACF eror model ARIMA, seperti pada Gambar 4. Gambar 4, menunjukkan grafik ACF dan PACF eror model AR(1), semua nilai berada dalam garis Barlett.



**Gambar 4.** Uji Autokorelasi Error Model AR(1)

Berdasarkan Gambar 5, diperoleh hasil uji normalitas error model, menunjukkan uji normalitas error model AR(1) signifikan prob 0,000 lebih kecil dari  $\alpha = 0,05$  artinya error normal dan kurtosis 14,54641 mendekati normal lancip.



**Gambar 5.** Uji Normalitas Error Model AR(1)

Suatu keadaan dikatakan heteroskedastisitas, jika suatu data memiliki variansi error yang tidak konstan untuk setiap pengamatan. Data yang bersifat heteroskedastisitas cenderung merupakan data yang nilainya berfluktuasi dengan cepat. Volatilitas digunakan untuk menggambarkan fluktuasi dari suatu data. Volatilitas dapat didefinisikan sebagai variansi data terhadap waktu. Volatilitas dapat digambarkan dengan adanya kecenderungan suatu data berfluktuasi secara cepat dari waktu ke waktu sehingga variansi error berubah setiap waktu atau tidak konstan[9]. Hal ini dapat diketahui melalui uji White seperti pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Uji Heteroskedastisitas White

|                       | AR(1)    | ARMA(1,1) |
|-----------------------|----------|-----------|
| $Obs. \chi^2$         | 216,5856 | 167,6638  |
| Probabilitas $\chi^2$ | 0,0000   | 0,0000    |

Berdasarkan Tabel 3 nilai probabilitas kedua data, kurang dari  $\alpha = 0,05$ . Nilai  $\chi^2_{AR(1)} = 216,5856 > \chi^2_{0,05;2} = 5,991$  dan  $\chi^2_{ARMA(1,1)} = 167,6638 > \chi^2_{0,05;2} = 5,991$  sehingga  $H_0$  ditolak yang artinya terdapat heteroskedastisitas.

**SIMPULAN**

Data TMA periode 2009 – Juni 2018, mengikuti pola data stasioner, memiliki pola grafik ACF yang turun secara eksponensial dan grafik PACF yang terputus setelah lag pertama, artinya dapat dimodel menggunakan AR(1). Uji diagnostik eror model untuk data TMA perode 2009 – Juni 2018, terpenuhi bebas autokorelasi dan normal sebaran eror model. Tetapi asumsi homokedastisitas tidak terpenuhi, variansi eror model tidak konstan atau berubah-ubah. Sehingga model GARCH tetap ditambahkan pada data TMA periode 2009-Juni 2018.

**DAFTAR PUSTAKA**

- [1] W. Agustiono, “Designing An Environmental Information Management Sistem (EIMS): The Case of Web Mapping Portal for Farmers,” *Kursor J.*, vol. 7, no. 4, pp. 199–211, 2017.
- [2] M. Y. Mahan, C. R. Chorn, and A. P. Georgopoulos, “White Noise Test : detecting autocorrelation and nonstationarities in long time series after ARIMA modeling,” *Proceeding 14th Python Sci. Conf. (SCIPY 2015)*, no. Scipy, pp. 100–108, 2015.
- [3] Y.-S. Lee, “Forecasting Time Series using a Methodology Based on Autoregressive Integrated Moving Average and Genetic Programming,” *Knowledge-Based Syst.*, vol. 24, pp. 66–72, 2011.
- [4] A. Vaccaro, “Local Learning-ARIMA Adaptive Hybrid Architecture for Hourly Electricity Price Forecasting,” *Powertech IEEE*, pp. 1–6.
- [5] T. Hirata, “Time Series Prediction using Deef Belief Net (DBF) and ARIMA,” in *international Conference on Computer Application Technologies*, 2015.
- [6] R. T. Vulandari and E. Rokhmati, “Asymmetries Model Of Volatility Return Indonesian Sharia Stock Index With Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity,” in *Proceeding of International Conference On Research, Implementation And Education Of Mathematics And Sciences 2015*, Yogyakarta State University, 2015, no. 17–19 May 2015, pp. 97–100.
- [7] K. Yunus, “ARIMA-based Frequency-Decomposed Modelling of Wind Speed Time Series,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 31(4), pp. 2546–2556, 2016.
- [8] Z. A. Farhath, B. Arputhamary, and L. Arockiam, “A Survey on Arima Forecasting Using Time Series Model,” vol. 5, no. 8, pp. 104–109, 2016.
- [9] W. Suparta and K. M. Alhasa, “Modeling of Tropospheric Delays Using ANFIS,” no. 2009, pp. 5–19, 2016.