

## PREDIKSI TINGGI PASANG AIR LAUT DI KOTA SEMARANG DENGAN MENGGUNAKAN METODE *SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE* (SARIMA) DAN DETEKSI OUTLIER

Alfi Faridatus Sa'adah<sup>1</sup>, Dwi Ispriyanti<sup>2</sup>, Suparti<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Mahasiswa Jurusan Statistika FSM UNDIP

<sup>2,3</sup>Staf Pengajar Jurusan Statistika FSM UNDIP

### ABSTRACT

Semarang as the capital of the province of Central Java is a central transportation that has a high intensity and strategic activities. However, this area has a tidal disaster threat level is high enough. Tidal flood is a phenomenon where sea water entered the land area when the sea level has getting tides. In the future impact of tidal inundation in Semarang city is predicted to be greater so that has needed the forecasting of high tide. The data pairs tend to experience seasonal monthly and contained outliers that may affect the suitability of the model so that Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) and outlier detection is used for forecasting method. For outlier detection, there are four types of outliers are additive outlier (AO), innovational outlier (IO), level shift (LS) and temporary change (TC). The study was conducted on the data of tide in Semarang period January 2004 - December 2012 based on the average high tide occurs when the maximum. The results of research showed that the model SARIMA with 7 outliers result predictions with high accuracy because it has a smaller AIC value is 649,1083 compared to the SARIMA models without outlier is 705,6404.

**Keywords :** Tides, SARIMA, outlier detection.

### 1. PENDAHULUAN

Kota Semarang sebagai ibu kota provinsi Jawa Tengah merupakan pusat transportasi yaitu pelabuhan laut Tanjung Mas, bandara Ahmad Yani, terminal bus Terboyo, dan stasiun kereta api Tawang dan Poncol. Dengan fungsi tersebut, menjadikan Kota Semarang termasuk kawasan yang memiliki intensitas kegiatan yang tinggi dan strategis. Banyak pabrik-pabrik besar yang lokasinya berada di daerah pesisir, seperti di kawasan industri Candi, kawasan industri Terboyo, dan kawasan industri Mangkang. Akan tetapi kawasan ini memiliki tingkat ancaman bencana yang cukup tinggi. Salah satu ancaman bencana di kota Semarang adalah banjir pasang-surut atau lebih dikenal dengan banjir rob. Banjir pasang air laut atau rob merupakan fenomena yang selalu terjadi di Kota Semarang bagian utara. Banjir rob adalah kejadian atau fenomena alam dimana air laut masuk ke wilayah daratan pada waktu permukaan air laut mengalami pasang (Wahyudi, 2007).

Pada penelitian Gumilar, dkk (2009) menyatakan akibat dari banjir rob akan menghasilkan kerugian ekonomi seperti bangunan yang rusak, berkurangnya pendapatan, meningkatnya pengeluaran sektor publik, dll. Informasi mengenai kondisi pasang surut sangat penting bagi pengukuran, analisis, dan pengkajian data muka air laut untuk berbagai kegiatan seperti transportasi laut, pembangunan di daerah pesisir pantai, dan lain-lain (Nontji, 1993).

Pada masa yang akan datang dampak genangan rob di Kota Semarang diprediksikan akan semakin besar dengan asumsi faktor kenaikan muka air laut dan penurunan tanah meningkat secara konstan (Arief, 2012), sehingga diperlukan

peramalan mengenai pasang surut. Metode yang sering digunakan dalam peramalan adalah metode ARIMA. Namun, metode ARIMA belum menitikberatkan kejadian musiman yang merupakan sifat data pasang laut. Menurut Tarno (2013), apabila pada data runtun waktu terdapat observasi yang secara mencolok terlihat berbeda dengan observasi lain, maka dapat diindikasikan terdapat data outlier yang dapat mempengaruhi kesesuaian model. Sehingga diperlukan metode peramalan yang mampu mengakomodasi adanya kejadian musiman dan outlier pada data yaitu menggunakan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dan deteksi outlier.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Pasang Surut Air Laut

Pasang surut adalah gerakan naik turunnya muka laut secara berirama yang disebabkan oleh gaya tarik bulan dan matahari. Akan tetapi bulan mempunyai peranan yang lebih besar daripada matahari dalam menentukan pasang surut karena jarak lebih menguntungkan daripada massa (Nontji, 1993).

Menurut Suyasa, dkk (2010) ada dua macam pasang-surut, yaitu pasang surut purnama (*spring tide*) dan pasang surut perbani (*neap tides*). Pasang surut purnama (*spring tide*) yaitu pasang surut dengan amplitudo besar yang disebabkan karena medan gravitasi bulan dan matahari menarik air laut pada arah yang sama, dan keadaan ini terjadi ketika bulan baru atau bulan penuh. Sedangkan pasang surut perbani (*neap tides*) adalah pasang surut dengan amplitudo kecil yang terjadi karena gaya gravitasi matahari posisinya berada tegak lurus terhadap gaya gravitasi bulan, sehingga kedua gaya gravitasi tersebut memberikan efek yang kecil, dan terjadi ketika perempat bulan pertama dan perempat bulan terakhir. Kedua pasang surut tersebut terjadi dua kali dalam satu siklus bulan yang lamanya 28 hari.

Dilihat dari pola gerakan muka lautnya, menurut Nontji (1993) pasang-surut di Indonesia dapat dibagi menjadi empat jenis yaitu pasang-surut harian tunggal, pasang-surut harian ganda, pasang-surut campuran condong ke harian tunggal, dan pasang-surut campuran condong ke harian ganda. Pada perairan Utara Kota Semarang jenis pasang-surutnya adalah pasang-surut campuran condong ke harian tunggal.

### 2.2 Analisis Runtun Waktu

George E.P.Box dan Gwilym M. Jenkins dalam Makridakis *et.al* (1999) memperkenalkan analisis runtun waktu, yaitu pengamatan sekarang ( $Z_t$ ) tergantung pada satu atau beberapa pengamatan sebelumnya ( $Z_{t-k}$ ). Metode peramalan yang sering digunakan antara lain adalah metode ARIMA Box-Jenkins yang digunakan untuk mengolah runtun waktu yang univariat.

Menurut Wei (2006), suatu runtun waktu harus memenuhi syarat stasioneritas, yaitu nilai mean  $E(Z_t) = \mu$  dan varians  $Var(Z_t) = E(Z_t - \mu)^2 = \sigma^2$  konstan.

Uji stasioneritas data dalam mean digunakan Uji Dickey Fuller. Jika data tidak stasioner dalam mean maka dilakukan differensi. Untuk melihat dan mengatasi ketidakstasioneran dalam varian dapat digunakan transformasi Box-Cox (Wei, 2006).

$$T(Z_t) = Z_t^{(\lambda)} = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}$$

Salah satu model runtun waktu non-musiman adalah ARIMA ( $p, d, q$ ). Bentuk umum model ini sebagai berikut :

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B)a_t$$

dimana  $\phi(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$  merupakan operator AR(p) yang stasioner dan  $\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$  merupakan operator MA(q) yang *invertible* dengan  $a_t$  independen dan berdistribusi normal dengan mean 0 dan varians  $\sigma_a^2$  (Soejoeti, 1987).

Model Subset ARIMA merupakan bagian dari model ARIMA tergeneralisasi (Tarno, 2013). Contoh model subset ARIMA([1,5],0,[1,12]) dapat ditulis sebagai:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_5 B^5)Z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_{12} B^{12})a_t$$

Sedangkan model SARIMA (p,d,q)(P,D,Q)<sup>s</sup> dalam Wei (2006) adalah

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

dimana

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$$

$$\Phi_P(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_P B^{Ps}$$

$$(1-B)^d = \text{tingkat differencing non-musiman}$$

$$(1-B^s)^D = \text{tingkat differencing musiman}$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$$

$$\Theta_Q(B^s) = 1 - \Theta_1 B^s - \Theta_2 B^{2s} - \dots - \Theta_Q B^{Qs}$$

dengan  $a_t$  independen dan berdistribusi normal dengan mean 0 dan varian  $\sigma_a^2$ .

Pemilihan model terbaik didasarkan pada nilai AIC terkecil pada masing-masing model yang diverifikasi (Wei, 2006).

### 2.3 Deteksi Outlier

Outlier adalah nilai pengamatan yang tidak konsisten dalam data runtun waktu atau nilainya jauh berbeda dari data lainnya. Outlier menyebabkan kesimpulan dari analisis data yang dihasilkan tidak valid. Ada empat macam jenis outlier yaitu *Innovational Outlier* (IO), *Additive Outlier* (AO), *Temporary Change* (TC), dan *Level Shift* (LS)(Wei (2006).

*Additive outlier* adalah kejadian yang mempunyai efek pada data time series hanya pada satu periode saja yaitu pada pengamatan ke-T. Bentuk umum sebuah *Additive Outliers* (AO) dalam proses ARMA didefinisikan sebagai berikut

$$\begin{aligned} Z_t &= \begin{cases} X_t & t \neq T \\ X_t + \omega & t = T \end{cases} \\ &= X_t + \omega I_t^{(T)} \\ &= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t + \omega I_t^{(T)} \end{aligned}$$

dimana

$$I_t^{(T)} = \begin{cases} 1 & t = T \\ 0 & t \neq T \end{cases}$$

adalah variabel indikator yang mewakili ada atau tidak outlier pada waktu T.

*Innovational outliers* adalah kejadian yang efeknya mengikuti proses ARMA. Bentuk umum sebuah *innovational outliers* dalam Wei (2006) didefinisikan sebagai berikut

$$\begin{aligned} Z_t &= X_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \omega I_t^{(T)} \\ &= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} (a_t + \omega I_t^{(T)}) \end{aligned}$$

*Level Shift Outlier* adalah kejadian yang mempengaruhi deret pada satu waktu tertentu yang memberikan suatu perubahan tiba-tiba dan permanen. Model outlier LS pada Wei (2006) dinyatakan sebagai berikut:

$$Z_t = X_t + \frac{1}{(1-B)} \omega I_t^{(T)}$$

*Temporary Change Outlier* adalah suatu kejadian dimana outlier menghasilkan efek awal sebesar  $\omega$  pada waktu  $t$ , kemudian secara perlahan sesuai dengan besarnya  $\delta$ . Model TC dapat dituliskan sebagai berikut:

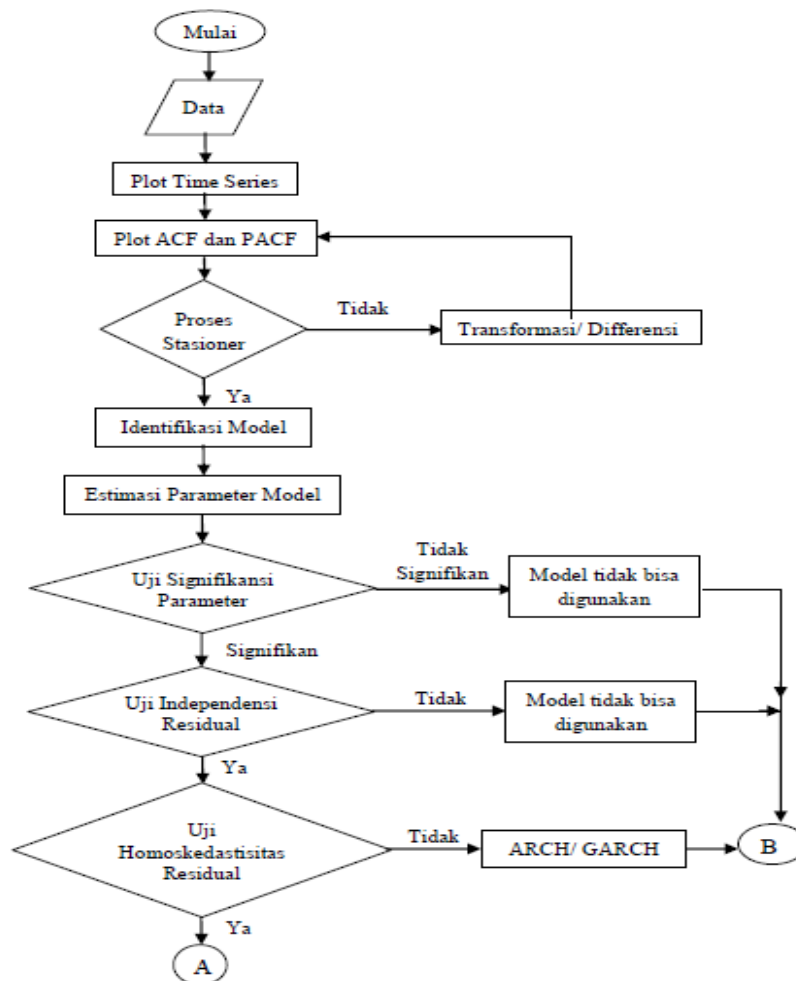
$$Z_t = X_t + \frac{1}{(1-\delta B)} \omega I_t^{(T)}$$

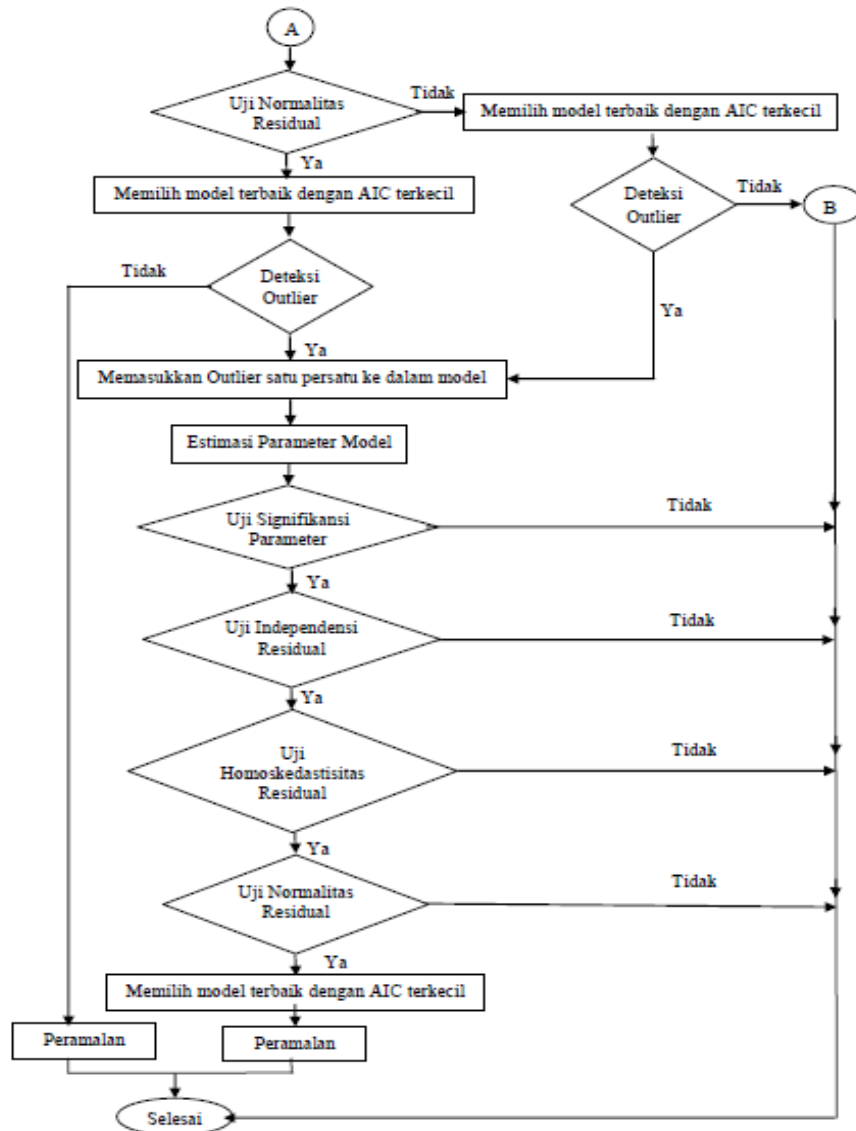
pada saat  $\delta = 0$  maka TC akan menjadi kasus additive outlier, sedangkan pada saat  $\delta = 1$  maka TC akan menjadi kasus *level shift* (Wei, 2006).

### 3. METODOLOGI PENELITIAN

Data yang digunakan adalah data sekunder yang diambil dari Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) Maritim Kota Semarang mengenai data tinggi pasang surut air laut tiap bulan saat maksimum tahun 2004-2013. Data tahun 2004-2012 digunakan sebagai pembentukan model dan data tinggi tahun 2013 digunakan sebagai perbandingan hasil ramalan dari model yang terbentuk.

Langkah-langkah analisis data dapat dilihat pada diagram alir berikut:

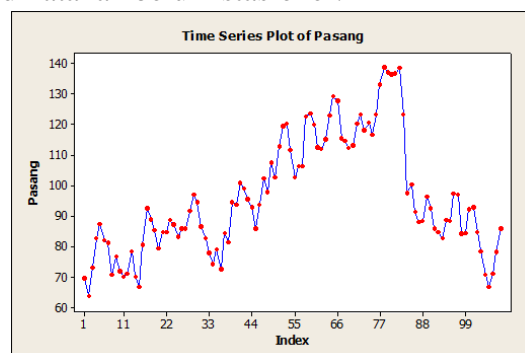




#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

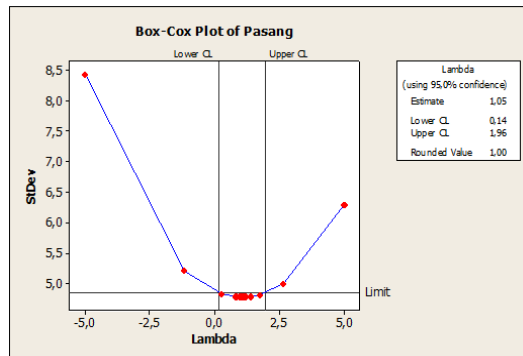
##### 4.1 Identifikasi Model Data Pasang Air Laut

Plot runtun waktupada gambar 1, terlihat bahwa data tinggi pasang cenderung mengalami trend dan juga berbentuk siklis di sekitar trend.Karena data mengalami trend, maka data dapat dikatakan belum stasioner.



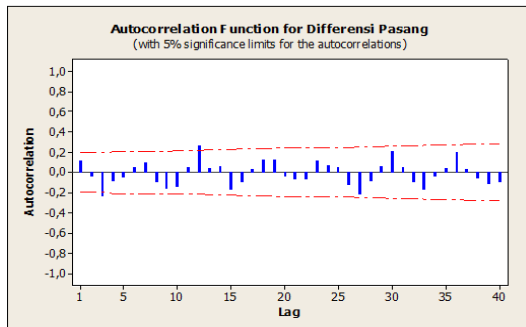
**Gambar 1.**Plot Time Series Data Tinggi Pasang Laut pada Januari 2004 sampai dengan Desember 2012.

Untuk melihat ketidakstasioneran dalam varian pada data tinggi pasang air laut digunakan uji Box-Cox seperti terlihat pada gambar 2.

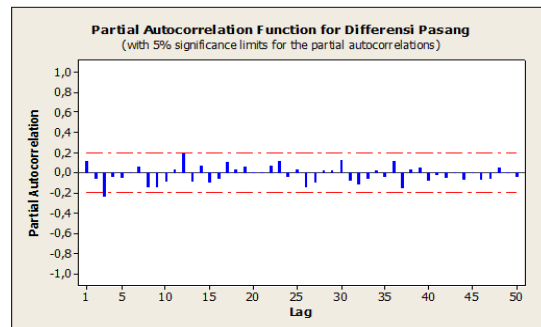


**Gambar 2.** Plot Box-Cox Data Tinggi Pasang Laut

Pada gambar 2, terlihat bahwa nilai  $\lambda = 1$  sehingga data pasang sudah stasioner dalam varian. Selanjutnya untuk mengecek ketidakstasioneran dalam mean dilakukan Uji Dickey-Fuller. Diperoleh nilai t-Statistics =  $-1,878883 > \text{nilai kritis } 5\% = -3,452358$  atau Prob (0,6585)  $> \alpha$  (0,05) maka proses tidak stasioner sehingga perlu dilakukan differensi. Setelah dilakukan differensi, hasil uji Dickey Fuller diperoleh nilai t-Statistics =  $-9,043452 < \text{nilai kritis } 5\% = -1,943882$  atau Prob (0,0000)  $< \alpha$  (0,05) maka proses telah stasioner dalam mean. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data pasang laut yang telah ditransformasi dan didifferensi sudah stasioner dalam mean dan varian.



**Gambar 3.** Plot ACF Hasil Differensi



**Gambar 4.** Plot PACF Hasil Differensi.

Selanjutnya diduga model runtun waktu dengan melihat plot ACF dan PACF. Plot ACF pada gambar 3, terlihat *cut off* pada lag ke-3 dan pada lag musiman yaitu lag ke-12. Sedangkan plot PACF pada gambar 4, terlihat *cut off* lag ke-3 dan pada lag musiman yaitu lag ke-12. Dari 31 pendugaan model diperoleh 5 model yang parameternya signifikan yang selanjutnya dilakukan pemeriksaan diagnostik pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Uji Signifikansi Parameter dan Pemeriksaan Diagnostik Data Pasang Air Laut

Model	Signifikansi Parameter	Independensi	Homokedastisitas	Normalitas
SARIMA ([3],1,0)(0,0,1) <sup>12</sup>	√	√	X	√
SARIMA (0,1,[3])(1,0,0) <sup>12</sup>	√	√	√	√
SARIMA (0,1,[3])(0,0,1) <sup>12</sup>	√	√	X	√
ARIMA ([3,12],1,0)	√	√	X	√
ARIMA (0,1,[3,12])	√	√	X	√

Berdasarkan Tabel 1, diperoleh model terbaik yaitu SARIMA (0,1,[3])(1,0,0)<sup>12</sup> dengan nilai AIC sebesar 705,6404. Jadi model yang terbentuk adalah sebagai berikut:

$$Z_t = \frac{(1 - 0,20525B^3)a_t}{(1 - 0,24802B^{12})(1 - B)}$$

#### 4.2 Pendeteksian Outlier

Untuk mengetahui ada atau tidaknya outlier dalam data, maka dilakukan deteksi outlier. Hasilnya terdeteksi 7 outlier pada data tinggi pasang laut, yaitu pada data ke-84, 83, 58, 15, 98, 49, dan 37 yang bertipe Additive Outlier (AO) dan Level Shift (LS). Selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter model, independensi residual, homokedastisitas residual, dan normalitas residual dengan menambahkan outlier tersebut satu persatu ke dalam model SARIMA (0,1,[3])(1,0,0)<sup>12</sup> yang hasilnya dapat dilihat pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Uji Signifikansi Parameter dan Pemeriksaan Diagnostik Model SARIMA dengan Outlier

SARIMA (0,1,[3])(1,0,0) <sup>12</sup> dengan Penambahan Outlier Data ke-	Signifikansi Parameter	Independensi	Homokedastisitas	Normalitas
84	√	√	√	√
84, 83	√	√	√	√
84, 83, 58	√	√	√	√
84, 83, 58, 15	√	√	√	√
84, 83, 58, 15, 98	√	√	√	√
84, 83, 58, 15, 98, 49	√	√	√	√
84, 83, 58, 15, 98, 49, 37	√	√	√	√

Pemilihan model terbaik dapat dilihat dari nilai AIC terkecil dari model pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Pemilihan Model Terbaik Berdasarkan Nilai AIC

SARIMA (0,1,[3])(1,0,0) <sup>12</sup> dengan Penambahan Outlier Data ke-	AIC
84	681,0522
84, 83	669,5059
84, 83, 58	666,2085
84, 83, 58, 15	662,1137
84, 83, 58, 15, 98	659,2011
84, 83, 58, 15, 98, 49	653,9233
84, 83, 58, 15, 98, 49, 37	649,1083

Berdasarkan Tabel 3 diperoleh model terbaik adalah SARIMA (0,1,[3])(1,0,0)<sup>12</sup> dengan penambahan 7 outlier karena memiliki nilai AIC yang lebih kecil dibandingkan model yang lain yaitu sebesar 649,1083. Jadi model yang terbentuk untuk data tinggi pasang laut adalah sebagai berikut:

$$Z_t = \frac{(1 - 0,31934B^3)a_t}{(1 - 0,45681B^{12})(1 - B)} - 29,79528I_T^{(84)} - 19,511367I_T^{(83)} - 11,56469I_T^{(58)} - 8,08988I_T^{(15)} - 11,23359I_T^{(98)} + 15,85446I_T^{(49)} + 11,6691I_T^{(37)}$$

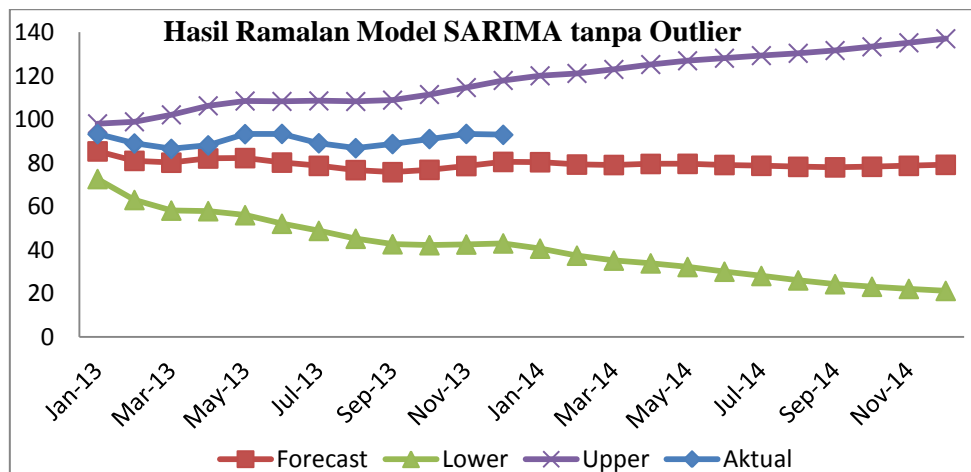
Perbandingkan model SARIMA (0,1,[3])(1,0,0)<sup>12</sup> dengan penambahan outlier dan tanpa penambahan outlier terlihat pada Tabel 4 bahwa nilai AIC model dengan outlier lebih kecil dibandingkan dengan model tanpa outlier.

**Tabel 4.** Perbandingan Nilai AIC Model SARIMA Dengan Outlier dan Tanpa Outlier

Model	AIC
SARIMA (0,1,[3])(1,0,0) <sup>12</sup>	705,6404
SARIMA (0,1,[3])(1,0,0) <sup>12</sup> dengan 7 outlier	649,1083

### 4.3 Peramalan Tinggi Pasang Air Laut

Hasil ramalan tinggi pasang air laut dari model SARIMA (0,1,[3])(1,0,0)<sup>12</sup> tanpa penambahan outlier di perairan Utara Kota Semarang pada bulan Januari 2013 sampai Desember 2014 dapat dilihat pada gambar 5. Data hasil ramalan bulan Januari sampai Desember tahun 2013 hampir mendekati data aktual.

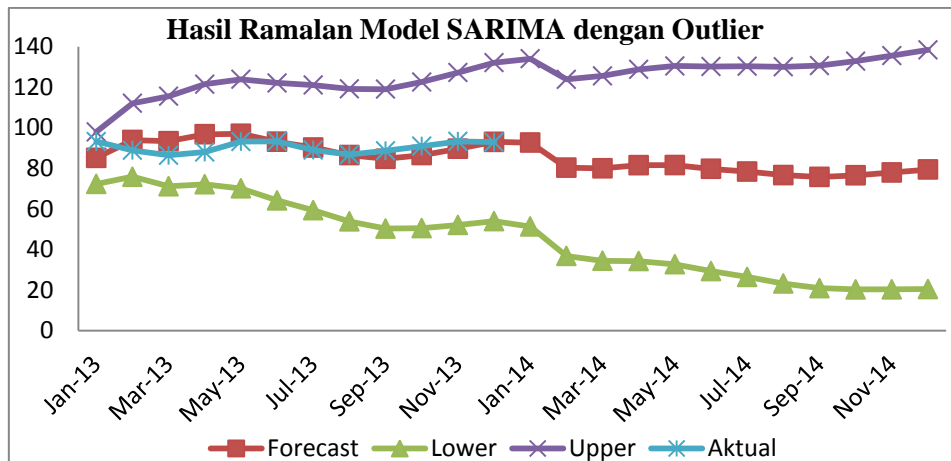


**Gambar 5.** Grafik Hasil Ramalan Data Tinggi Pasang Air Laut Menggunakan Model SARIMA (0,1,[3])(1,0,0)<sup>12</sup>tanpa Outlier.

Sedangkan untuk hasil ramalan tinggi pasang air laut dari model SARIMA (0,1,[3])(1,0,0)<sup>12</sup> dengan penambahan 7 outlier di perairan Utara Kota Semarang pada bulan Januari 2013 sampai Desember 2014 dapat dilihat pada gambar 6.

Pada gambar 6 dapat dilihat bahwa selisih hasil ramalan dan aktualnya tidak jauh berbeda bahkan nilainya ada yang berpotongan pada data aktual sehingga dapat disimpulkan bahwa model SARIMA (0,1,[3])(1,0,0)<sup>12</sup>dengan 7 outlier lebih cocok untuk memprediksi tinggi pasang air laut di perairan Utara Kota Semarang tahun 2013-2014 daripada model SARIMA (0,1,[3])(1,0,0)<sup>12</sup> tanpa outlier. Hasil peramalan menunjukkan bahwa tinggi pasang maksimum tahun 2013 terjadi pada bulan Mei sebesar 97,1, sedangkan pada tahun 2014 terjadi pada bulan Januari sebesar 92,7.





**Gambar 6.** Grafik Hasil Ramalan Data Tinggi Pasang Air Laut Menggunakan Model SARIMA  $(0,1,[3])(1,0,0)^{12}$  dengan Outlier.

## 5. KESIMPULAN

### 5.1 Kesimpulan

Model SARIMA  $(0,1,[3])(1,0,0)^{12}$  dengan penambahan 7 outlier memiliki nilai AIC lebih dibandingkan dengan model SARIMA  $(0,1,[3])(1,0,0)^{12}$  tanpa penambahan outlier, sehingga hasil peramalan menggunakan model SARIMA  $(0,1,[3])(1,0,0)^{12}$  dengan penambahan 7 outlier lebih cocok untuk memprediksi tinggi pasang air laut di perairan utara Kota Semarang.

### 5.2 Saran

Dengan adanya peramalan tinggi pasang air laut ini, diharapkan pemerintah Kota Semarang dapat lebih waspada mengatasi bencana rob terutama saat terjadi pasang maksimum pada bulan-bulan musiman seperti pada bulan Mei. Dalam perencanaan pembangunan dan perbaikan, pemerintah dapat melihat hasil peramalan tinggi pasang air laut saat maksimum yaitu tinggi bangunan harus lebih dari 1 meter.

## DAFTAR PUSTAKA

- Arief L.N., Purnama B.S., & Trias Aditya. 2012. *Pemetaan Risiko Bencana Banjir Rob Kota Semarang*. The 1st Conference on Geospatial Information Science and Engineering. Teknik Geodesi UNDIP. Semarang.
- Gumilar, I., Abidin H.Z., Andres, H., Mahendra, A.D., Sidiq, T.P., & Gamal, M. 2009. *Studi Potensi Kerugian Ekonomi (Economic Losses) Akibat Penurunan Muka Tanah*. Prosiding Seminar Nasional FIT ISI 2009. Teknik Geodesi UNDIP. Semarang.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., and McGee, V.E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jilid satu edisi kedua, Terjemahan Ir. Hari Suminto. Jakarta. Bina Rupa Aksara.
- Nontji, A. 1993. *Laut Nusantara*. Jakarta. Penerbit Djambatan.
- Soejoeti, Z. 1987. *Materi Pokok Analisis Runtun Waktu*. Jakarta. Karunika.
- Suyasa, I.N., Nurhudah, M., & Raharjo, S. 2010. *Ekologi Perairan*. Jakarta. STP Press.
- Tarno. 2013. *Kombinasi Prosedur Pemodelan Subset Arima dan Deteksi Outlier untuk Prediksi Data Runtun Waktu*. Prosiding Seminar Nasional Statistika UNDIP 2013. Semarang.

- Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis, Univariate and Multivariate Methods*. Canada. Addison Wesley Publishing Company.
- Wahyudi.2007. *Tingkat Pengaruh Elevasi Pasang Laut Terhadap Banjir dan Rob di Kawasan Kaligawe Semarang*. Riptek Vol.1 No.1, November 2007. Hal 27-34.