

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Listrik merupakan sumber kehidupan yang sangat penting. Dengan adanya listrik semua roda kehidupan akan berjalan dengan lebih mudah dan cepat, sehingga suatu daerah akan lebih maju jika pasokan listrik di tempat tersebut baik. Kebutuhan listrik di berbagai daerah dari waktu ke waktu selalu berbeda bergantung pada pemakaian listrik di daerah tersebut, sehingga penyediaan tenaga listrik dan alokasi pembangkit yang digunakan juga berbeda di daerah yang satu dengan lainnya. Besarnya permintaan listrik pada suatu rentang waktu tidak dapat dihitung secara pasti, akibatnya timbul permasalahan yaitu bagaimana mengoperasikan suatu pembangkit sistem tenaga listrik secara kontinu agar dapat memenuhi permintaan daya setiap saat.

Permasalahan energi dan konsumsi listrik semakin kompleks. Indonesia sebagai salah satu negara berkembang tidak lepas dari pendayagunaan energi listrik. Pada tahun 2014 persentase penggunaan energi listrik di Indonesia mencapai 55% dari total kebutuhan energi final dengan total kapasitas pembangkit nasional tahun 2011 adalah sebesar 38,9 GW. Badan Pengkajian dan Pengembangan Teknologi (BPPT) menyatakan krisis listrik akan segera terjadi akibat meningkatnya konsumsi listrik sekitar 7%-8% per tahun. Direktur Perundingan Perdagangan Jasa Direktorat Jenderal Kerjasama Perdagangan Internasional Herliza menyatakan bahwa proyeksi permintaan tenaga listrik di Indonesia pada tahun 2015 sebesar 245 *terawatt-hour* (TWh), tahun 2020

mencapai 407 TWh, tahun 2025 mencapai 612 TWh, dan tahun 2030 akan mencapai 902 TWh, hal itu diakibatkan oleh permintaan akan tenaga listrik yang semakin tinggi (Jessica, 2014).

Berdasarkan data dari Master Plan Pembangunan Ketenagalistrikan 2010-2014 menunjukkan bahwa distribusi tenaga listrik tertinggi di Indonesia terjadi di ketiga wilayah yang berdekatan yaitu Jawa, Madura, dan Bali. Kapasitas total pembangkit nasional tahun 2011 adalah sebesar 38,9 GW dengan 76% diantaranya berada di wilayah Jawa dan Bali (Kementerian ESDM RI, 2009). Pada April 2014, PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur menyatakan beban puncak sistem kelistrikan di Pulau Jawa, Madura, dan Bali mencatatkan rekor tertinggi sebesar 22,974 Mega Watt (MW) (Antaranews, 2014).

Aliran listrik di sejumlah daerah di Jawa Timur setahun hingga empat tahun ke depan juga terancam tidak stabil bahkan bisa langka akibat dari infrastruktur penyaluran dari pembangkit gagal dibangun (Darmawan, 2014). Oleh karena itu, diperlukan suatu cara yang tepat dalam menyesuaikan jumlah kapasitas listrik agar sesuai dengan permintaan konsumen. Salah satu cara yang bisa dilakukan yaitu dengan memprediksi permintaan beban listrik yang dibutuhkan oleh konsumen dalam beberapa jangka waktu ke depan.

Peramalan merupakan upaya memperkirakan apa yang akan terjadi pada masa mendatang berdasarkan data pada masa lalu, berbasis pada metode ilmiah dan kualitatif yang dilakukan secara sistematis. Selama ini banyak peramalan dilakukan secara intuitif menggunakan metode-metode statistika seperti metode *smoothing*, Box-Jenkins, ekonometri, regresi dan sebagainya. Pemilihan metode

tersebut tergantung pada berbagai aspek, yaitu aspek waktu, pola data, tipe model sistem yang diamati, tingkat keakuratan ramalan yang diinginkan dan sebagainya. Peramalan beban selalu menjadi bagian penting dalam perencanaan dan operasi sistem tenaga listrik yang efisien. Oleh karena itu peramalan beban telah menjadi fokus penelitian di dalam negeri dan juga di luar negeri (Abdullah, 2011).

Peramalan berdasarkan waktu diklasifikasikan kedalam 3 kelompok, yaitu: (1) peramalan beban jangka pendek, adalah peramalan beban untuk jangka waktu beberapa jam sampai satu minggu kedepan, yang biasanya digunakan untuk menentukan batas beban maksimum dan beban minimum; (2) peramalan beban jangka menengah, adalah peramalan beban untuk jangka waktu satu bulan sampai satu tahun, yang biasa digunakan untuk perencanaan perluasan jaringan transmisi, jaringan distribusi, dan penambahan pembangkit listrik baru; dan (3) peramalan beban jangka panjang, yaitu peramalan beban untuk jangka waktu diatas satu tahun, yang digunakan untuk perencanaan produk dan sumber daya (Nasution, 2005). Peramalan untuk prediksi jumlah kapasitas listrik agar sesuai dengan permintaan konsumen adalah peramalan beban listrik jangka pendek.

Banyak penelitian yang telah dilakukan untuk meramalkan besarnya daya listrik dengan menggunakan berbagai macam metode peramalan baik secara matematik maupun statistik, khususnya peramalan besarnya beban listrik di wilayah Jawa Timur. Adi, dkk (2012) telah melakukan penelitian peramalan beban listrik jangka pendek menggunakan metode *Optimally Pruned Extreme Learning Machine* (OPELM) dengan hasil pengujian peramalan paling minimum menunjukkan MAPE sebesar 1,3579%. Penelitian mengenai peramalan beban

listrik berikutnya adalah Indiana Zulfa dan Suhartono (2014) dengan melakukan peramalan beban listrik di Jawa Timur dengan menggunakan metode ARIMA dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) hasil yang diperoleh menyatakan bahwa metode ARIMA memberikan tingkat keakuratan yang lebih baik untuk meramalkan konsumsi listrik di Jawa Timur dari pada ANFIS.

Kedua penelitian sebelumnya belum ada yang mempertimbangkan efek *long memory* (ketergantungan jangka panjang) pada konsumsi listrik jangka pendek. *Long Memory* dapat dideteksi jika diantara pengamatan dengan periode yang terpisah jauh masih mempunyai korelasi yang tinggi, sehingga nilai-nilai autokorelasi pada plot ACF dan PACF turun secara lambat untuk lag yang semakin meningkat. Identifikasi ini mengindikasikan bahwa nilai dari d (koefisien pembeda/*differencing*) bernilai pecahan, sehingga model yang paling cocok adalah Model *Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average* (ARFIMA).

Pemodelan ARFIMA pertama kali dikembangkan oleh Granger dan Joyeux (1980) yang merupakan pengembangan dari model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model ARFIMA memberikan hasil yang tidak bisa diperoleh apabila hanya dengan model tidak fraksional ARIMA. Kelebihan model ARFIMA diantaranya adalah mampu memodelkan perubahan yang tinggi dalam jangka panjang (*long term persistence*), mampu menjelaskan struktur korelasi jangka panjang dan jangka pendek sekaligus, dan mampu memberikan model dengan parameter yang lebih sedikit (parsimonius) baik untuk data jangka pendek maupun jangka panjang (Hosking, 1981). Walaupun model

ARFIMA lebih aplikatif dan akurat dalam memodelkan data dibandingkan dengan model ARIMA, akan tetapi masih terdapat beberapa kesulitan dalam peramalannya. Proses peramalan model ARFIMA tidak semudah model ARIMA, baik secara matematik maupun secara komputasi.

Penelitian sebelumnya mengenai penerapan ARFIMA untuk mengatasi efek *long memory* telah dilakukan sebelumnya oleh Utomo (2012) yang melakukan penelitian mengenai penerapan model ARFIMA pada data beban listrik di Jawa Timur dan Bali. Hasil penelitian tersebut menyatakan bahwa metode ARFIMA lebih baik dalam peramalan daripada metode ARIMA, namun dalam penelitian tersebut asumsi *white noise* dan normalitas residual belum terpenuhi.

Berdasarkan uraian diatas, maka dalam skripsi ini akan dilakukan penelitian tentang peramalan beban konsumsi listrik yang dibutuhkan di wilayah Jawa Timur dengan menggunakan model *time series*. Metode pertama, lakukan pembedaan dari data berdasarkan nilai d yang telah diidentifikasi sehingga data mengikuti model ARIMA (p, d, q) dan peramalan mengikuti metode peramalan ARIMA. Metode kedua peramalan dilakukan melalui metode ARFIMA (p, d, q) . Dalam penelitian ini akan ditunjukkan juga performa dari model ARIMA untuk kemudian dibandingkan dengan model ARFIMA dengan asumsi residual bersifat *white noise* dan normal terpenuhi. Hasil dari peneltian ini diharapkan mampu memberikan informasi tambahan kepada PT. PLN maupun pihak terkait tentang peramalan beban listrik di wilayah Jawa Timur untuk mengoptimalkan

pendistribusian energi listrik berdasarkan hasil model terbaik dari metode yang digunakan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah di atas, maka permasalahan yang akan dibahas adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana karakteristik atau pola data beban konsumsi listrik di regional Jawa Timur selama periode 18 Agustus 2015 hingga 24 Agustus 2015?
2. Bagaimana hasil peramalan besarnya daya listrik yang akan dialokasikan untuk konsumsi listrik regional Jawa Timur dengan menggunakan model *time series* ARIMA?
3. Bagaimana hasil peramalan besarnya daya listrik yang akan dialokasikan untuk konsumsi listrik regional Jawa Timur dengan menggunakan model *time series* ARFIMA?
4. Bagaimana perbandingan hasil peramalan dengan pendekatan model *time series* ARIMA dan model *time series* ARFIMA untuk periode 2 hari ke depan?

1.3 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Mengetahui karakteristik atau pola data beban konsumsi listrik di regional Jawa Timur selama 18 Agustus 2015 hingga 24 Agustus 2015.
2. Meramalkan besarnya konsumsi listrik jangka pendek regional Jawa Timur dengan menggunakan model *time series* ARIMA.

3. Meramalkan besarnya konsumsi listrik jangka pendek regional Jawa Timur dengan menggunakan model *time series* ARFIMA.
4. Mengetahui model terbaik untuk meramalkan besarnya daya listrik yang akan dialokasikan untuk konsumsi listrik jangka pendek regional Jawa Timur.

1.4 Manfaat

1. Bagi Mahasiswa

Bertambahnya pengetahuan, ketrampilan dan pemahaman dalam mengaplikasikan metode-metode statistika terutama dalam konsep *time series*.

2. Bagi Perusahaan

Manfaat yang dapat diperoleh bagi PT. PLN (Persero) Jawa Timur yaitu berupa informasi dan tawaran metode peramalan lain untuk meramalkan beban daya konsumsi listrik di masa mendatang (pada periode tertentu) yang diharapkan dapat memperbaiki metode peramalan sebelumnya.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini yaitu data yang digunakan untuk analisis adalah data beban konsumsi listrik pada regional Jawa Timur selama periode 18 Agustus 2015 hingga 24 Agustus 2015. Selain itu, penelitian ini dimaksudkan untuk melakukan peramalan jangka pendek, yaitu sampai periode 2 hari ke depan.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Definisi Ketenagalistrikan

Tenaga listrik adalah suatu bentuk energi sekunder yang dibangkitkan, ditransmisikan, dan didistribusikan untuk segala macam keperluan. Segala sesuatu yang menyangkut penyediaan dan pemanfaatan tenaga listrik serta usaha penunjang tenaga listrik dinamakan dengan ketenagalistrikan. Tenaga listrik sebagai salah satu infrastruktur yang menyangkut kehidupan orang banyak, oleh karena itu pembangunan ketenagalistrikan harus menganut asas manfaat, efisiensi berkeadilan, berkelanjutan, optimalisasi ekonomi dalam pemanfaatan sumber daya energi, mengandalkan pada kemampuan sendiri, kaidah usaha yang sehat, keamanan dan keselamatan, kelestarian fungsi lingkungan, dan otonomi daerah (UU RI No. 15 Tahun 1985). Usaha penyediaan tenaga listrik untuk kepentingan umum meliputi jenis usaha pembangkitan tenaga listrik, transmisi tenaga listrik, distribusi tenaga listrik dan penjualan tenaga listrik.

2.1.1 Beban Sistem Tenaga Listrik

Beban yang dilayani oleh sistem distribusi elektrik dibagi dalam beberapa sektor, yaitu sektor perumahan, sektor industri, sektor komersial dan sektor usaha. Masing masing sektor beban tersebut mempunyai karakteristik-karakteristik yang berbeda, sebab hal ini berkaitan dengan pola konsumsi energi pada masing-masing konsumen di sektor tersebut. Berdasarkan jenis konsumen energi listrik, secara garis besar ragam beban diklasifikasikan sebagai berikut :

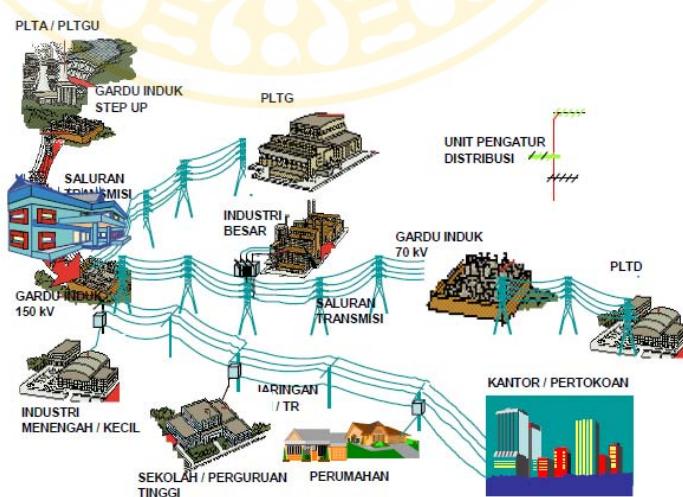
1. Beban rumah tangga, pada umumnya beban rumah tangga berupa lampu untuk penerangan, alat rumah tangga seperti kipas angin, pemanas air, lemari es, penyejuk udara, dan sebagainya. Beban rumah tangga biasanya memuncak pada malam hari.
2. Beban komersial, pada umumnya terdiri atas penerangan untuk reklame, kipas angin, penyejuk udara dan alat-alat listrik lainnya yang diperlukan untuk restoran. Beban hotel juga diklasifikasikan sebagai beban komersial (bisnis) begitu juga perkantoran. Beban ini secara drastis naik di siang hari untuk beban perkantoran dan pertokoan dan menurun di waktu sore.
3. Beban industri, dibedakan dalam skala kecil dan skala besar. Untuk skala kecil banyak beroperasi di siang hari, sedangkan insdustri besar sekarang ini banyak yang beroperasi sampai 24 jam.
4. Beban fasilitas umum

Pengklasifikasian ini sangat penting artinya bila kita melakukan analisa karakteristik beban untuk suatu sistem yang sangat besar. Perbedaan dari empat jenis beban diatas yaitu pada daya yang digunakan dan juga waktu pembebanannya. Pemakaian daya pada beban rumah tangga akan lebih dominan pada pagi dan malam hari, sedangkan pada heban komersil lebih dominan pada siang dan sore hari. Pemakaian daya pada industri akan lebih merata, karena banyak industri yang bekerja siang-malam. Maka dilihat dari sini, jelas pemakaian daya pada industri akan lebih menguntungkan karena kurva bebannya akan lebih merata. Sedangkan pada beban fasilitas umum lebih dominan pada siang dan malam hari.

2.1.2. Sistem Distribusi Tenaga Listrik

Sistem tenaga listrik adalah sekumpulan pusat listrik dan gardu induk (pusat beban) yang satu dengan yang lain dihubungkan oleh jaringan transmisi dan distribusi sehingga merupakan sebuah satu kesatuan yang terikoneksi. Tujuan utama dari sistem distribusi tenaga listrik adalah mendistribusikan tenaga listrik dari gardu induk atau sumber ke sejumlah pelanggan atau beban. Suatu sistem tenaga listrik terdiri dari tiga bagian utama, yaitu pusat pembangkit listrik, saluran transmisi, dan sistem distribusi. Suatu sistem distribusi menghubungkan semua beban yang terpisah satu dengan yang lain kepada saluran transmisi. Hal ini terjadi pada gardu-gardu induk (*substansion*) dimana juga dilakukan trasformasi tegangan dan fungsi-fungsi pemutusan (*breaker*) dan penghubung beban (*switching*).

Sistem distribusi merupakan bagian dari sistem tenaga listrik. Gambar (2.1) menjelaskan sistem tenaga listrik mulai dari pemangkit sampai ke pengguna/pelanggan.



(Gambar 2.1 Distribusi Sistem Tenaga Listrik)

2.1.3. Sejarah PLN Jawa Timur

Perusahaan Listrik Negara (PLN) adalah sebuah Badan Usaha Milik Negara (BUMN) yang mengurus semua aspek kelistrikan yang ada di Indonesia. Perusahaan listrik yang dikuasai oleh Jepang direbut oleh pemuda-pemuda Indonesia pada bulan September 1945 kemudian diserahkan kepada pemerintah Republik Indonesia. Dengan jalan Nasionalisasi, perusahaan negara tersebut diharapkan dapat memberikan manfaat sebesar-besarnya kepada masyarakat Indonesia dan juga memperkokoh keamanan dan ketahanan negara Republik Indonesia.

Pada tahun 1961, semua perusahaan listrik di Indonesia diatukan ke dalam satu Badan Pimpinan Umum Perusahaan Listrik Negara (BPU – PLN) yaitu sebagai wadah kesatuan pimpinan PLN yang bertugas mendistribusikan listrik di Indonesia. Perusahaan Umum Listrik Negara yang semula bernaung di bawah Departemen Pekerjaan Umum dan Tenaga Listrik dialihkan ke bawah naungan Departemen Pertambangan dan Energi. Dalam perkembangannya kemudian Perusahaan Umum Listrik Negara di bawah naungan Departemen Pertambangan dan Energi mengalami perubahan status dari Perusahaan Umum (Perum) Listrik Negara menjadi PT. PLN (Persero). Perubahan tersebut mengakibatkan terjadinya perombakan secara structural pada tingkat Distribusi/Wilayah. Dalam hal ini, PLN Jawa Timur menjadi PT. PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur.

Berdasarkan Keputusan Direksi PT. PLN (Persero), dibentuk susunan organisasi sebagai berikut:

- a. General Manager

- b. Bidang yang terdiri atas perencanaan, operasi, niaga, keuangan, sumber daya manusia dan organisasi, serta komunikasi, hukum dan administrasi.
- c. Audit internal
- d. Area pelayanan dan jaringan (APJ)
- e. Area pelayanan (AP)
- f. Area Jaringan (AJ)
- g. Area pengatur distribusi

2.2. Peramalan

Pada dasarnya peramalan merupakan suatu dugaan atau perkiraan atas terjadinya kejadian di waktu mendatang. Menurut jangka waktunya, peramalan dibagi menjadi 3 periode sesuai dengan materi yang diramalkannya. Periode peramalan dalam meramalkan beban listrik dibagi menjadi 3, yaitu:

1. Peramalan Jangka Panjang (*Long-Term Forecasting*)

Merupakan peramalan yang memperkirakan keadaan dalam waktu beberapa tahun ke depan. Tujuan peramalan adalah untuk dapat mempersiapkan ketersediaan unit pembangkitan, sistem transmisi, serta distribusi.

2. Peramalan Jangka Menengah (*Mid-Term Forecasting*)

Merupakan peramalan dalam jangka waktu bulanan atau mingguan. Tujuan peramalan adalah untuk mempersiapkan jadwal persiapan dan operasional sisi pembangkit.

3. Peramalan Jangka Pendek (*Short-Term Forecasting*)

Merupakan peramalan dalam jangka waktu harian hingga setiap jam. Biasa digunakan untuk studi perbandingan beban listrik perkiraan dengan aktual (*realtime*). (Nasution, 2005)

2.3. Konsep Dasar *Time Series*

Deret waktu adalah serangkaian pengamatan yang diambil berdasarkan urutan waktu dan antara pengamatan yang berdekatan dan saling berkorelasi, sehingga dikatakan bahwa pada deret waktu, tiap pengamatan yang diambil dari variabel berkorelasi dengan variabel itu sendiri pada waktu sebelumnya (Wei, 2006). Langkah penting dalam memilih suatu metode runtun waktu (*time series*) yang tepat adalah dengan mempertimbangkan jenis pola data sehingga metode yang paling tepat dengan pola tersebut dapat diuji. Pola data dapat dibedakan menjadi empat yaitu sebagai berikut:

1. Pola horizontal, terjadi apabila nilai data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang tetap.
2. Pola musiman, terjadi apabila suatu runtun dipengaruhi oleh faktor musiman.
3. Pola siklis, terjadi apabila datanya dipengaruhi oleh faktor ekonomi jangka panjang seperti berhubungan dengan siklus bisnis.
4. Pola trend, terjadi apabila terdapat kenaikan atau penurunan dalam data.

(Anugerah, 2007)

2.3.1. Kestasioneran Deret Waktu

Suatu pengamatan Z_1, Z_2, \dots, Z_n sebagai suatu proses stokastik, maka variabel random $Z_{t1}, Z_{t2}, \dots, Z_{tn}$ dikatakan stasioner apabila:

$$F(Z_{t1}, Z_{t2}, \dots, Z_{tm}) = F(Z_{t1+k}, Z_{t2+k}, \dots, Z_{tm+k}) \quad (2.1)$$

Dikatakan *strictly stasionary* apabila persamaan (2.1) terpenuhi untuk $m=1,2,\dots,n$. Deret waktu yang bersifat *strictly stasionary*, waktu pengamatan tidak terpengaruh terhadap *mean* (μ), *varians* (σ^2) dan kovarians (γ_k) (Wei, 2006).

Ketidakstasioneran dalam *time series* dibedakan menjadi dua, yaitu tidak stasioner dalam *mean* (disebabkan μ_t tidak konstan) dan tidak stasioner dalam *varians* (disebabkan σ_t^2 yang dependen terhadap waktu). Tidak stasioner dalam *mean* dapat diatasi dengan melakukan *differencing* (pembedaan) dan untuk menstasionerkan *varians* dilakukan transformasi (Wei, 2006).

2.3.2. Autocorrelation Function (ACF)

Suatu proses (Z_t) dikatakan stasioner apabila nilai *mean* $E(Z_t) = \mu$, $\text{var}(Z_t) = E\{Z_t - \mu\}^2 = \sigma^2$, dimana nilai-nilai tersebut konstan dan $\text{cov}(Z_t, Z_s)$ yang merupakan fungsi hanya dari pembedaan waktu $|t-s|$. Dengan demikian *covarians* antara Z_t dan Z_{t+k} adalah sebagai berikut :

$$\gamma_k = \text{cov}(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu) \quad (2.2)$$

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

$$\rho_k = \frac{\text{cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\text{var}(Z_t)} \sqrt{\text{var}(Z_{t+k})}} \quad (2.3)$$

Untuk keadaan yang stasioner $\text{var}(Z_t) = \text{var}(Z_{t+k}) = \gamma_0$, sehingga:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (2.4)$$

Syarat untuk proses yang stasioner ialah, fungsi autokovarians (γ_k) dan fungsi autokorelasi ρ_k memenuhi asumsi:

1. $\gamma_0 = \text{var}(Z_t) ; \rho_0 = 1$
 2. $|\gamma_k| \leq \gamma_0 ; |\rho_k| \leq 1$
 3. $\gamma_k = \gamma_{-k} ; \rho_k = \rho_{-k}$
- (Wei, 2006)

Pada analisis *time series*, γ_k disebut sebagai fungsi autokoarian dan ρ_k disebut fungsi autokorelasi yang merupakan ukuran keeratan antara Z_t dan (Z_{t-k}) dari proses yang sama dan hanya dipisahkan oleh selang waktu k . Fungsi autokorelasi dihitung sesuai dengan pengambilan data dan dirumuskan sebagai berikut:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad \text{dimana } k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.5)$$

(Wei, 2006)

2.3.3. Partial Autocorrelation Function (PACF)

Fungsi autokorelasi parsial berguna untuk mengukur tingkat keeratan hubungan antara pasangan data Z_t dan Z_{t-k} setelah dependensi linier dalam variable $Z_{t+1}, Z_{t+2}, Z_{t+3}, \dots, Z_{t+k-1}$ telah dihilangkan. Fungsi PACF dinyatakan dalam:

$$\phi_{kk} = \text{Corr}(Z_t, Z_{t+k} | Z_{t+1}, \dots, Z_{t+k-1}) \quad (2.6)$$

Nilai PACF dapat dihitung menggunakan persamaan (2.7) sebagai berikut:

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_j}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_j} \quad (2.7)$$

dimana $\phi_{ij} = \phi_{jj} - \phi_{ii}\phi_{jj}$ (Wei, 2006)

2.4. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Salah satu model runtun waktu yang popular dan banyak digunakan adalah model ARIMA. Model ARIMA pertama kali dikenalkan oleh Box dan Jenkins pada tahun 1970. Model ini biasanya dapat diterapkan dengan baik untuk deret waktu yang mempunyai mean, varians tidak konstan atau mean dan varians tidak konstan. Sifat ini disebut proses yang tidak stasioner. Model *autoregressive* (AR) menunjukkan adanya keterkaitan antara suatu nilai pada waktu sekarang Z_t dengan nilai pada waktu sebelumnya Z_{t-k} , ditambah dengan suatu nilai acak. Model *moving average* (MA) menunjukkan adanya keterkaitan antara nilai pada waktu sekarang (Z_t) dengan nilai residual pada waktu-waktu sebelumnya (a_{t-k} dengan $k = 1, 2, \dots$) (Wei, 2006).

Proses random stasioner tidak dapat dengan baik dijelaskan oleh model *moving average* saja atau *auotoregressive* saja, karena itu gabungan kedua model yaitu model *Autoregressive Inetgrated Moving Average* (ARIMA) dapat lebih efektif menjelaskan proses itu. Model ARIMA (p, d, q) merupakan gabungan model AR(p) dan MA(q) dengan pola data yang tidak stasioner dan dilakukan *differencing* orde d . *Differencing* dengan orde d bertujuan untuk mencari perbedaan antara data satu periode dengan periode lainnya secara urut untuk

mencapai stasioner dalam *mean*. Supaya stasioner dalam *mean* dilakukan dengan mengambil sebuah pembeda yang sesuai, sedangkan supaya stasioner dalam *varians* dilakukan transformasi data. Bentuk umum dari model ARIMA (p,d,q) adalah sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B)a_t \quad (2.8)$$

dimana

$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ adalah koefisien komponen AR non musiman dengan order p

$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$ adalah koefisien komponen MA non musiman dengan order q

$(1-B)^d$ = differencing non musiman dengan orde d

B = operator Backward

Generalisasi dari model ARIMA untuk data yang memiliki pola musiman, model terbaik yaitu SARIMA $(p,d,q)(P,D,Q)^S$ dirumuskan oleh Wei (2006) sebagai berikut:

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_q(B^s)a_t \quad (2.9)$$

dengan,

p, d, q = orde AR, differencing, MA non musiman

(P, D, Q) = orde AR, differencing, MA musiman $S = 3, 4, 6, 12$

$\Phi_p(B^s) = (1 - \Phi_1 B^s - \dots - \Phi_p B^s)$ = koefisien komponen AR musiman S dengan orde P

$\Theta_Q(B^S) = (1 - \Theta_1 B^S - \dots - \Theta_Q B^S)$ = koefisien komponen MA musiman S dengan orde Q

$(1 - B^S)^D$ = differencing musiman S dengan order D

Pemodelan ARIMA dilakukan berdasarkan model subset yang merupakan bagian dari model ARIMA tergeneralisasi, sehingga tidak dapat dinyatakan dalam bentuk umum. Model subset ARIMA ini merupakan himpunan bagian dari model ARIMA. Sebagai contoh subset ARIMA([1,5],0,[1,12]) dapat ditulis sebagai:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_5 B^5) Z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_{12} B^{12}) a_t \quad (2.10)$$

Model subset ARIMA juga dapat diterapkan pada data musiman ARIMA (SARIMA). Contoh subset SARIMA $([0,0,1,12,13]^{12})$ apabila diterapkan dengan model subset dapat ditulis sebagai berikut:

$$Z_t - \mu = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_{12} a_{t-12} - \theta_{13} a_{t-13} \quad (2.11)$$

Persamaan 2.11 menjelaskan bahwa nilai θ_1 , θ_{12} dan θ_{13} merupakan order-order dari parameter *MA*. Dengan demikian model subset ARIMA merupakan model ARIMA dengan beberapa parameternya sama dengan nol (Suhartono, 2011).

Dalam melakukan peramalan, terdapat beberapa tahap yang harus dilalui sebelum mendapatkan hasil peramalan yang diinginkan. Langkah-langkah melakukan analisis *time series* adalah tahap identifikasi, estimasi parameter, cek diagnose, peramalan, dan pemilihan model terbaik (Cryer & Chan, 2008).

2.4.1. Identifikasi Model ARIMA

Inferensi statistik tentang struktur dari proses stokastik berdasarkan observasi yang diamati dari suatu proses, biasanya harus dibuat beberapa

penyederhanaan asumsi tentang proses tersebut. Asumsi yang paling penting adalah data harus stasioner, baik stasioner terhadap *mean* maupun terhadap varians (Cryer dan Chan, 2008). Identifikasi stasioneritas terhadap data *time series* dilakukan dengan membuat plot data *time series*.

Plot *time series* digunakan untuk mengetahui kondisi dalam plot *trend*, musiman, *outliner*, *variance* tidak konstan dan fenomena tidak normal dan tidak stasioner. Jika data tidak stasioner terhadap varians, maka transformasi menggunakan transformasi Box-Cox, sedangkan *differencing* dilakukan jika data tidak stasioner dalam *mean*. Ide dasar *differencing* adalah mengurangkan antara pengamatan Z_t dengan pengamatan sebelumnya Z_{t-1} . Secara matematis dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$W_t = (1 - B)^d Z_t \quad (2.12)$$

Differencing belum tentu akan mengubah data yang tidak stasioner menjadi stasioner. Banyak data yang stasioner terhadap *mean* tetapi tidak stasioner terhadap varians. Oleh karena itu, perlu dilakukan transformasi yang bertujuan untuk menstabilkan varians, yaitu dengan transformasi Box-Cox.

$$T(Z_t) = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} \text{ dengan } \lambda \text{ adalah nilai parameter transformasi} \quad (2.13)$$

Berikut ini merupakan tabel transformasi Box-Cox yang biasanya digunakan dalam menstabilkan varians.

Tabel 2.1 Transformasi Box-Cox

λ	Transformasi
-1	$1/Z_t$
-0,5	$1/\sqrt{Z_t}$

λ	Transformasi
0	$\ln(Z_t)$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t tidak dilakukan transformasi

Langkah selanjutnya yaitu identifikasi model dasar ARIMA berdasarkan struktur ACF dan PACF. Pada Tabel 2.2 dan tabel 2.3 terdapat beberapa identifikasi model dasar ARIMA berdasarkan struktur ACF dan PACF.

Tabel 2.2 Karakteristik teori ACF dan PACF untuk proses stasioner non musiman

Model	ACF	PACF
AR(p)	Turun secara eksponensial menuju nol dengan bertambahnya k (<i>dies down</i>)	Terpotong setelah lag p
MA(q)	Terpotong setelah lag q (<i>cut off after lag q</i>)	Turun secara eksponensial menuju nol sejalan dengan bertambahnya k .
ARMA(p,q)	Turun secara eksponensial menuju nol sejalan dengan bertambahnya k	Turun secara eksponensial sejalan dengan bertambahnya k

Tabel 2.3 Karakteristik teori ACF dan PACF untuk proses stasioner musiman

Model	ACF	PACF
$AR(P)^s$	Menurun secara eksponensial pada lag-lag musimannya	<i>cut off</i> setelah lag s musimannya
$MA(Q)^s$	<i>cut off</i> setelah lag s musimannya	Menurun secara eksponensial pada lag-lag musimannya
$ARMA(P,Q)^s$	Menurun secara eksponensial pada lag-lag musimannya	Menurun secara eksponensial pada lag-lag musimannya

2.4.2. Estimasi Parameter Model ARIMA

Dalam analisis *time series* estimasi parameter bertujuan untuk pembentukan model yang baik dengan syarat parameter model harus *significan* atau nilai probabilitas estimatornya kurang dari 5% ($p\text{-value} < 5\%$) atau nilai $t_{hitung} > t_{tabel}$. Metode yang dapat digunakan untuk estimasi parameter bermacam-macam, yaitu metode *moment*, metode *ordinary least square* (OLS), metode *maximum likelihood*, atau metode *conditional least square* (CLS).

Proses ini dilakukan untuk melihat kelayakan suatu model, dengan melakukan pengujian signifikansi parameter dan kesesuaian asumsi, dimana asumsi dasar yang harus dipenuhi adalah residual bersifat *white noise*. Pengujian signifikansi parameter digunakan untuk menguji apakah suatu parameter model ARIMA layak masuk dalam model atau tidak. Apabila ternyata tidak signifikan, maka parameter tersebut dikeluarkan dari model. Jika θ merupakan estimasi parameter suatu model ARIMA dan $sd(\hat{\theta})$ adalah standar *error* nilai taksiran, maka uji hipotesisnya adalah:

$$H_0 : \theta = 0 \quad (\text{tidak signifikan})$$

$$H_1 : \theta \neq 0 \quad (\text{signifikan})$$

Statistik uji yang digunakan adalah uji t :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}_i}{sd(\hat{\theta}_i)} \quad (2.14)$$

Daerah penolakan adalah: Tolak H_0 jika $|t_{ratio}| > t_{\alpha/2, df=n-np}$ dimana np adalah banyaknya parameter yang ditaksir (Wei, 2006). Pengujian tersebut berlaku untuk *AR* dan model musiman tinggal mengganti parameter saja.

2.4.3. Cek Diagnosa

Time series dimulai dengan identifikasi model dan estimasi parameter.

Setelah estimasi parameter, langkah berikutnya adalah menaksir kecukupan model. Cek diagnosa dilakukan dengan menguji apakah data sudah *White Noise* dan berdistribusi normal atau tidak. Hal itu dilakukan untuk mendapatkan hasil peramalan yang baik (Wei, 2006).

Untuk mengetahui apakah residual sudah memenuhi asumsi *white noise*, dilakukan uji Ljung-Box-Pierce (LBQ). Hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0 \quad (\text{residual } White\ Noise)$$

$$H_1 : \text{minimal terdapat satu nilai } \rho_k \neq 0 \quad (\text{residual tidak } White\ Noise)$$

dengan statistik uji yang diuraikan pada persamaan sebagai berikut :

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \quad (2.15)$$

dimana ACF residual :

$$\hat{\rho}_k^2 = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (\hat{a}_t - \bar{a})(\hat{a}_{t+k} - \bar{a})}{\sum_{t=1}^n (\hat{a}_t - \bar{a})^2} \quad \text{dengan } n = \text{banyaknya data}$$

maka tolak H_0 jika $d_Q > X_{\alpha, K-m}^2$ dengan K adalah maksimum lag dan $m = p + q$

(Wei, 2006)

Cek diagnosa lainnya adalah menguji asumsi kenormalan residual. Pengujian asumsi kenormalan residual yang digunakan adalah uji *Kolmogorov Smirnov*, dengan hipotesis yang digunakan yaitu sebagai berikut:

$H_0 : F(x) = F_0(x)$ untuk semua x (residual berdistribusi normal)

$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ untuk beberapa x (residual tidak berdistribusi normal)

dengan statistik uji D adalah:

$$D = \text{Sup}_x |S(x) - F_0(x)| \quad (2.16)$$

dengan,

$S(x)$ = fungsi peluang kumulatif yang dihitung dari sampel

$F_0(x)$ = fungsi peluang kumulatif distribusi normal

$F_{(x)}$ = fungsi distribusi yang belum diketahui

Sup = nilai supremum semua x dari $|S_{(x)} - F_0(x)|$

maka H_0 ditolak jika $D \geq K_{(1-\alpha,n)}$ dengan $K_{(1-\alpha)}$ adalah nilai tabel Kolmogorov Smirnov pada kuantil $(1-\alpha)$ dan n = banyaknya observasi.

2.4.4. Peramalan Model ARIMA

Proses Box Jenkins selanjutnya adalah melakukan peramalan. Misalkan

$\hat{Z}_n(l)$ adalah hasil ramalan l tahap kedepan dari Z_{n+1} yang mengikuti model $AR(1)$

berikut:

$$(1 - \phi B)(Z_t - \mu) = a_t \quad (2.17)$$

maka untuk meramalkan nilai $\hat{Z}_n(l)$ untuk l tahap kedepan dengan $t = n + l$, model dapat ditulis pada persamaan:

$$Z_{n+l} = \mu + \phi(Z_{n+l-1} - \mu) + a_{n+l} \quad (2.18)$$

selanjutnya peramalan untuk l tahap kedepan dapat dilakukan dengan persamaan (2.19) sebagai berikut:

$$\hat{Z}_n(1) = \mu + \phi(Z_n - \mu) \quad (2.19)$$

$$\begin{aligned} \hat{Z}_n(l) &= \mu + \phi(Z_n(l-1) - \mu) \\ &= \mu + \phi^l(Z_n - \mu) \quad , l \geq 2 \end{aligned} \quad (2.20)$$

2.4.5. Kriteria Model Terbaik

Suatu model setelah diidentifikasi memungkinkan terbentuknya lebih dari satu model yang sesuai. Pemilihan model terbaik pada analisis *time series* biasanya berdasarkan pada *Mean Square Error* (MSE) dan *Akaike Info Criterion* (AIC). Model yang dipilih adalah model dengan nilai AIC dan MSE terkecil. Untuk memperoleh nilai AIC dapat dituliskan sebagai berikut:

$$AIC_{(m)} = n \ln \hat{\sigma}_{\alpha}^2 + 2m \quad (2.21)$$

dengan

n adalah banyaknya observasi

m adalah jumlah parameter yang ditaksir

$\hat{\sigma}_{\alpha}^2$ adalah nilai variabel residual

Ukuran MSE ditentukan pada persamaan sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2 \quad (2.22)$$

dengan Z_t adalah nilai aktual

\hat{Z}_t adalah nilai ramalan

n adalah banyaknya sampel

2.5. Fungsi Gamma

Pada bagian ini dikenalkan fungsi gamma yang secara umum didefinisikan sebagai berikut:

$$\Gamma(n) = \int_0^\infty x^{n-1} e^{-x} dx \quad \text{dengan } -\infty < n < \infty \quad (2.23)$$

untuk $n > 0$ dan nilai integral tersebut adalah positif, integral tersebut disebut fungsi gamma dari n .

jika $n=1$, maka $\Gamma(1) = \int_0^\infty e^{-x} dx = 1$

sehingga untuk $n=r$, maka: $\Gamma(r) = \int_0^\infty x^{r-1} e^{-x} = (r-1)!$

(Hogg dan Craig, 1987)

2.6. Model ARFIMA

Model ARIMA digunakan untuk data *time series short memory* (jangka pendek), sebaliknya untuk data *time series* yang memiliki ketergantungan jangka panjang (*long memory*) yaitu jika diantara observasi dengan periode yang terpisah jauh masih mempunyai korelasi yang tinggi, model yang digunakan adalah ARFIMA. *Long memory* terlihat dari nilai autokorelasi turun lambat secara hiperbolik untuk *lag* yang semakin besar (Kusuma, 2009). Ini menyebabkan parameter d bernilai sangat kecil, sehingga Granger dan Joyeux memperkenalkan model ARFIMA. Model ARFIMA secara umum sama dengan model ARIMA pada persamaan (2.8), begitu juga apabila model memiliki pola *seasonal* (SARFIMA) pun juga memiliki model yang sama dengan persamaan (2.9). Perbedaan dengan model ARIMA terletak pada parameter pembedanya yang bernilai pecahan pada model ARFIMA. Model ARFIMA (p,d,q) yang dikembangkan oleh Granger dan Joyeux (1980) adalah sebagai berikut:

$$\phi(B)(1-B)^d(Z_t - \mu) = \theta(B)a_t \quad (2.24)$$

dengan:

t adalah indeks dari pengamatan

d adalah nilai parameter pembeda

μ adalah rata-rata dari pengamatan

$$a_t \sim IIDN(0, \sigma_a^2)$$

$$\phi(B) = \text{polynomial } AR(p)$$

$$\theta(B) = \text{polynomial } MA(q)$$

$$(1-B)^d = \sum_{k=0}^{\infty} \binom{d}{k} (-1)^k B^k = \text{operator pembeda pecahan}$$

untuk nilai d yang bernilai pecahan, operator *differencing fraksional* $(1-B)^d$ didefinisikan sebagai

$$(1-B)^d = 1 + \sum_{k=1}^{\infty} \frac{\Gamma(-d+k)}{\Gamma(-d)k!} B^k \quad (2.25)$$

Jika persamaan $\lambda_k(d) = \frac{\Gamma(-d+k)}{\Gamma(-d)k!}$ pada persamaan (2.25) dijabarkan untuk

berbagai nilai k maka:

$$\text{untuk } k=1, \text{ diperoleh } \frac{\Gamma(-d+1)}{\Gamma(-d)1!} = \frac{(-d)!}{(-d-1)!1!} = -d$$

$$\text{untuk } k=2, \text{ diperoleh } \frac{\Gamma(-d+2)}{\Gamma(-d)2!} = \frac{(-d+1)!}{(-d-1)!2!} = \frac{-d(1-d)}{2}$$

$$\text{untuk } k=3, \text{ diperoleh } \frac{\Gamma(-d+3)}{\Gamma(-d)3!} = \frac{(-d+2)!}{(-d-1)!3!} = \frac{-d(1-d)(2-d)}{6}$$

dan seterusnya, persamaan (2.25) dapat ditulis kembali menjadi

$$(1-B)^d = 1 + \sum_{k=1}^{\infty} \lambda_k(d) B^k \quad (2.26)$$

dengan $\lambda_0(d) = 1$

$$\lambda_1(d) = -d$$

$$\lambda_2(d) = -\frac{1}{2}d(1-d)$$

$$\lambda_3(d) = -\frac{1}{6}d(1-d)(2-d) \text{ dan seterusnya}$$

sehingga apabila dijabarkan untuk berbagai nilai k dapat ditulis menjadi:

$$(1-B)^d = 1 - dB - \frac{1}{2}d(1-d)B^2 - \frac{1}{6}d(1-d)(2-d)B^3 - \dots \quad (2.27)$$

Selanjutnya dalam pemodelan dan peramalan ARFIMA juga digunakan prosedur Box Jenkins, yang meliputi tahap identifikasi, estimasi parameter, cek diagnose, peramalan dan pemilihan model terbaik pada model ARFIMA sama dengan pada model ARIMA, sehingga pada sub bab selanjutnya hanya dilakukan pembahasan terhadap tahapan identifikasi, estimasi parameter, dan peramalan model ARFIMA.

2.6.1. Identifikasi Model ARFIMA

Karakteristik yang harus dipenuhi dalam pemodelan ARFIMA adalah membuktikan adanya sifat *long memory* pada data. Sifat *long memory* dapat dibuktikan dengan cara mendapat nilai *Hurst* berdasarkan statistik *R/S* (Hurst, 1951). Langkah-langkah untuk mendapatkan nilai *Hurst* adalah sebagai berikut:

1. Menentukan rata-rata, *adjusted mean* dan simpangan baku dari deret waktu dengan persamaan sebagai berikut:

$$\bar{Z} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T Z_t \quad (2.28)$$

$$Z_t^{\text{adj}} = Z_t - \bar{Z} \quad (2.29)$$

$$S_t = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Z_t - \bar{Z})^2} \text{ dengan } t = 1, 2, \dots, T \quad (2.30)$$

2. Menentukan deviasi kumulatif dan rentang dari deviasi kumulatifnya

$$Z_t^* = \sum_{t=1}^T Z_t^{\text{adj}}, \text{ dengan } t = 1, 2, \dots, T \quad (2.31)$$

$$R_t = \text{Max}(Z_1^*, Z_2^*, \dots, Z_t^*) - \text{Min}(Z_1^*, Z_2^*, \dots, Z_t^*) \text{ dengan } t = 1, 2, \dots, T \quad (2.32)$$

3. Menentukan nilai eksponensial Hurst (H) melalui statistik R/S dari data deret waktu.

$$(R/S)_t = c \cdot t^H \text{ dengan } t = 1, 2, \dots, T \quad (2.33)$$

$$\ln(R/S)_t = \ln c + H \ln t \quad (2.34)$$

dengan c adalah suatu konstanta

H adalah eksponensial Hurst

Untuk menduga nilai H dilakukan dengan melogaritmakan statistik (R/S) dan menaksir nilai H melalui metode *Ordinary Least Square* (OLS) (Wei, 2006), ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$\hat{\beta}_1 = H = \frac{\sum_{j=1}^T (X_j - \bar{X})(Y_j - \bar{Y})}{\sum_{j=1}^T (X_j - \bar{X})^2} \quad (2.35)$$

dengan, $Y_j = \ln(R/S)_t$

$$\hat{\beta}_0 = \ln c$$

$$\hat{\beta}_1 = H$$

$$X_j = \ln t$$

Jika $H = 0,5$ maka menunjukkan deret waktu bersifat acak

$0 < H < 0,5$ maka menunjukkan *short memory*

$0,5 < H < 1$ maka menunjukkan *long memory*

Apabila pola *long memory* terbukti, maka tahapan selanjutnya sama dengan identifikasi model ARIMA pada subbab 2.3.1.

2.6.2. Estimasi Parameter Model ARFIMA

Estimasi parameter dilakukan dengan dua tahap, yaitu menaksir parameter pembeda (d) dan parameter ϕ serta θ . Penaksiran parameter ϕ dan θ pada model ARFIMA mempunyai tahapan yang sama dengan model ARIMA pada subbab 2.3.2, sehingga pada subbab ini akan dijelaskan tahapan yang dilakukan untuk menaksir nilai pembeda pecahan pada model ARFIMA.

Penaksiran parameter d dapat dilakukan menggunakan regresi spektral. Menurut Darmawan (2008) metode regresi spektral secara umum merupakan metode penaksir yang paling baik karena metode ini menunjukkan akurasi yang baik pada data yang tidak ada pencilan maupun data yang mengandung pencilan. Penaksiran parameter d dapat dilakukan dengan metode GPH. Langkah pertama yang harus dilakukan yaitu menentukan nilai frekuensi harmonik ω_j untuk tiap observasi.

$$\omega_j = (2\pi \cdot j/T) \text{ dengan } j = 1, 2, \dots, m \quad (2.36)$$

Bandwidth optimal m dibatasi sampai $m = g(T) = [T^{0,5}]$. Tahap selanjutnya adalah menentukan nilai periodogram dengan metode GPH, yang bentuk periodogramnya ditentukan melalui persamaan:

$$I_z(\omega_j) = \frac{1}{2\pi} \left\{ \gamma_0 + 2 \sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t \cos(t \cdot \omega_j) \right\} \quad (2.37)$$

dimana $\omega_j \in (-\pi, \pi)$ dan γ_t = nilai autokovarians dari lag ke- t . Kemudian nilai dari logaritma natural periodogramnya dijadikan sebagai variabel respon Y_j untuk regresi spektral.

$$Y_j = \ln(I_j(\omega_j)) \quad (2.38)$$

dan untuk variabel prediktor, persamaannya adalah sebagai berikut :

$$X_j = \ln\left(\frac{1}{4 \sin^2(\omega_j / 2)}\right) \quad (2.39)$$

sehingga dengan persamaan regresi linier $Y_j = \beta_0 + \beta_1 X_j + a_j$ nilai taksiran parameter d dapat ditentukan dengan metode *least square* pada persamaan:

$$\hat{\beta}_1 = \hat{d} = \left[\frac{\sum_{j=1}^m (X_j - \bar{X})(Y_j - \bar{Y})}{\sum_{j=1}^m (X_j - \bar{X})^2} \right] \quad (2.40)$$

2.6.3. Peramalan Model ARFIMA

Peramalan model ARFIMA pada dasarnya sama dengan model ARIMA, pada persamaan (2.8) dapat dibentuk menjadi persamaan berikut:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d Z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) a_t, -1 < d < 1$$

$$Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - \phi_2 Z_{t-2} - \dots - \phi_p Z_{t-p} = \frac{(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) a_t}{(1 - B)^d} \quad (2.41)$$

Sedangkan untuk persamaan (2.25) dapat dibentuk menjadi :

$$(1 - B)^d = \sum_{r=0}^{\infty} \frac{\Gamma(-d+k)}{\Gamma(-d)k!} \cdot B^k = \left(\sum_{k=0}^{\infty} \lambda_k(d) \right) B^k \quad (2.42)$$

dengan melakukan substitusi parameter pembeda pecahan pada persamaan (2.42) kedalam persamaan (2.41), maka akan diperoleh persamaan berikut:

$$Z_t = \left[\phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \left[\frac{(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_p B^p) a_t}{\left(\sum_{r=0}^{\infty} \lambda_r(d) \right) B^r} \right] \right] \quad (2.43)$$

Jika tiap suku pada persamaan (2.43) dikalikan dengan $\frac{a_t}{a_t}$ maka :

$$Z_t = \left[\phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \frac{a_t^2}{fd(t)} - \frac{\theta_1 a_{t-1}^2}{fd(t-1)} - \dots - \frac{\theta_q a_{t-q}^2}{fd(t-q)} \right], \quad (2.44)$$

dengan:

$$fd(t) = \left(\sum_{k=0}^{\infty} \lambda_k(d) \right) B^k a_t$$

$$fd(t-1) = \left(\sum_{k=0}^{\infty} \lambda_k(d) \right) B^k a_{t-1}$$

⋮

$$fd(t-q) = \left(\sum_{k=0}^{\infty} \lambda_k(d) \right) B^k a_{t-q}$$

Ramalan untuk l tahap ke depan diperoleh dengan mengganti indeks t menjadi

$n+l$:

$$\hat{Z}_{n+l} = \hat{\phi}_1 Z_{n+l-1} + \hat{\phi}_2 Z_{n+l-2} + \dots + \hat{\phi}_p Z_{n+l-p} + \frac{a_{n+l}^2}{fd(n+l)} - \dots - \frac{\hat{\theta}_q a_{n+l-q}^2}{fd(n+l-q)} \quad (2.45)$$

dan nilai $a_{n+l} = 0$ untuk peramalan Z_{n+l} .

2.7. MINITAB 16

Minitab adalah program komputer yang dirancang untuk melakukan pengolahan statistik. Minitab dikembangkan di Pennsylvania State University oleh periset Barbara F. Ryan, Thomas A. Ryan, Jr., dan Brian L. Joiner pada tahun 1972. Minitab merupakan software yang menggabungkan kemudahan penggunaan layaknya Microsoft Excel dengan kemampuannya melakukan analisis statistik yang kompleks. Perintah dan menu disusun secara logis dan terorganisir sehingga memudahkan instruktur statistik (dosen) dan mahasiswa dalam memahami dan mempelajari statistik. Minitab dapat menangani berbagai analisis statistik, termasuk statistik deskriptif dan nonparametrik, korelasi, regresi dan regresi logistik, *univariate* (anova), analisis multivariat dan sebagainya (Ryan dan Cryer, 2013).

2.8. Program R

Program *R* adalah suatu fasilitas perangkat lunak terpadu untuk memanipulasi data, simulasi, kalkulasi, dan peragaan grafik. *R* memiliki kemampuan menganalisis data dengan efektif dan dilengkapi dengan operator pengolahan *array* dan *matrix*. Fitur-fitur program *R* inilah yang cocok untuk riset statistika, ekonomi, komputasi numerik, dan pemrograman komputer (Didi, 2012).

2.8.1. Struktur Program R

R menyediakan fasilitas untuk membuat fungsi yang didefinisikan oleh *user (user-defined function)*. Fungsi merupakan kumpulan beberapa perintah atau ekspresi yang disusun menurut alur logika tertentu untuk menghasilkan *output* yang dikehendaki. Penulisan fungsi dapat dilakukan melalui dua macam cara, yaitu melalui *R-Console* dan *R-Editor*. Fungsi atau *script* terdiri dari beberapa *argument*, yaitu *Optional Argument* dan *Required Argument*.

Program *R* menyediakan fungsi *built-in*, yaitu fungsi-fungsi yang dapat digunakan untuk mengatur tampilan dari *output*, baik dengan menampilkan layar maupun dengan menyimpan data pada *disk*. Objek-objek *R* dikemas dalam bentuk *add-ins* yang disebut dengan *package*. *Package* memberikan kemampuan tambahan, misalnya perhitungan teknik-teknik statistik yang canggih, *interface*, dan lain-lain. Identifikasi nilai *H* untuk menguji efek *long memory* pada *time series* ARFIMA dapat menggunakan *packages fArma* pada program *R* dan *packages fracdiff* untuk identifikasi nilai pembeda (*d*) pada ARFIMA.

2.8.2 Packages *fArma*

Identifikasi nilai *H* untuk menguji efek *long memory* pada data *time series* ARFIMA dapat menggunakan *packages fArma* pada *software R*. Salah satu fungsi *packages* untuk mengestimasi nilai *H* pada *software R* adalah *Rescaled Adjusted Scale (R/S) Method* dengan fungsi *packages rsFit*. Metode ini merupakan metode yang paling sering digunakan karena sangat mudah untuk diterapkan serta variabel-variabel yang dibutuhkan sangat mudah untuk didapatkan. Kelebihan dari metode ini adalah tidak bergantung pada distribusi data marginal. Dari

penelitian sebelumnya, metode *R/S* merupakan metode yang paling baik dalam domain waktu. Penggunaan fungsi *packages rsFit* memerlukan fungsi *packages* lainnya yaitu *packages time*. Contoh penggunaan *packages rsFit* adalah sebagai berikut:

```
rsFit (x, level=50, minnpts=3, cut.off=10^c(0.7,2.5), doplot=False,
trace=FALSE, title=NULL,description=NULL).
```

2.8.3 Packages *fracdiff*

Estimasi parameter dapat dilakukan dengan menggunakan metode *maximum likelihood*. *software R* menyediakan fungsi *packages* untuk mengestimasi nilai parameter yaitu *fracdiff* (Haslet and Raftery, 1989). Contoh penggunaan *packages fracdiff* adalah sebagai berikut:

```
Set.seed(101)
```

```
Ts2<-fracdiff.sim(5000,ar=.2,ma=-.4,d=3)
```

```
mFD<-fracdiff(ts2$series,nar=length(ts2$ar),nma=length(ts2$ma))
```

```
coef(mFD)
```

```
confint(mFD)
```

Estimasi parameter *d* pada ARFIMA (*p,d,q*) dilakukan dengan menggunakan metode *Geweke Porter-Hudak* (GPH) dengan menggunakan periodogram sebagai variabel tidak bebas. *Packages R* untuk mengestimasi parameter *d* dengan metode GPH yaitu *fdGPH*. Pemakaian *packages* adalah sebagai berikut:

```
fdGPH (x,bandw.exp=0.5)
```

dengan *x* adalah nilai univariat *time series*

bandw.exp adalah nilai *bandwidth* yang digunakan (*default bandw.exp = 0,5*)

Hasil yang dihasilkan berupa nilai *d* yaitu estimasi GPH, *sd.as* yaitu *asymptotic standart deviation*, dan *sd.reg* yaitu nilai standar deviasi (Reisen, 1999).

Langkah selanjutnya setelah melakukan *differencing* dengan nilai *d* pecahan dari hasil yang telah diperoleh. *Differencing* dengan nilai *d* pecahan dapat dilakukan dengan menggunakan *packages diffseries*. Contoh pemakaian *packages diffseries* adalah sebagai berikut:

Diffseries (x,d)

Dengan *x* adalah vektor numerik atau nilai univariat *time series*
d adalah nilai pembeda

2.9. SAS V.9

SAS v.9 adalah salah satu program statistika yang dapat memberikan solusi untuk melakukan analisis *time series* (Damayanti, 2007). Bahasa program yang terdapat pada SAS v.9 dapat diberikan dengan beberapa prosedur, yaitu :

a. Prosedur ARIMA

Prosedur ARIMA dilakukan untuk analisis time series dengan tahapan identifikasi, estimasi, dan *diagnostic checking*.

b. Data set

Data *set* berisi inputan data.

c. Prosedur *print* data

Prosedur *print* data dilakukan untuk menampilkan hasil inputan data dan *output* hasil pengolahan data.

d. Prosedur *Univariate*

Prosedur *univariate* dilakukan untuk menguji normalitas data.





BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari PT. PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur bagian Area Pengatur Distribusi (APD). Variabel penelitian yang digunakan adalah jumlah beban konsumsi listrik harian per setengah jam dalam satuan Mega Watt (MW). Data *in-sample* yang digunakan adalah data beban konsumsi listrik per setengah jam pada periode 18 Agustus 2015 hingga 22 Agustus 2015, sedangkan data *out-sample* yang digunakan adalah data beban konsumsi listrik per setengah jam pada 2 hari periode terakhir, yaitu tanggal 23 Agustus 2015 hingga 25 Agustus 2015. Data yang digunakan merupakan data dengan *outlier* yang paling sedikit.

3.2 Langkah-langkah Penelitian

Langkah analisis yang dilakukan adalah sebagai berikut :

1. Mengidentifikasi karakteristik atau pola data beban konsumsi listrik regional Jawa Timur menggunakan statistika deskriptif.
2. Melakukan peramalan menggunakan model ARIMA (prosedur Box-Jenkins) dengan langkah analisa sebagai berikut:
 1. Identifikasi model ARIMA dengan langkah awal membuat plot *time series* untuk memeriksa kestasioneran data baik stasioner dalam varians maupun stasioner dalam *mean*. Jika data belum stasioner dalam varians maka dilakukan transformasi Box-Cox. Jika data belum stasioner dalam mean maka perlu dilakukan proses differencing untuk

menentukan orde d . Proses berikutnya memeriksa plot ACF dan PACF untuk menentukan orde p, q, P, Q, dan S.

2. Melakukan estimasi parameter dan diuji apakah parameter tersebut signifikan terhadap model.
 3. Melakukan uji diagnosa yang meliputi uji *Ljung-Box-Pierce* untuk menguji *white noise* dan uji *Kolmogorov-Smirnov* untuk menguji kenormalan residual.
 4. Melakukan evaluasi model dengan menggunakan *outsample* pada tanggal 23 Agustus 2015 – 24 Agustus 2015. Akurasi hasil ramalan berdasarkan hasil evaluasi atau kriteria pada data *outsample* yaitu nilai MSE terkecil.
 5. Menentukan model terbaik berdasarkan AIC dan MSE terkecil.
3. Melakukan peramalan menggunakan model ARFIMA (prosedur *Box-Jenkins*) dengan langkah analisa sebagai berikut :
1. Identifikasi model ARFIMA, dengan langkah-langkah mengidentifikasi adalah :
 1. Plot data data beban konsumsi listrik jangka pendek untuk mengidentifikasi apakah terdapat indikasi ketergantungan jangka panjang. Jika pola plot ACF berbentuk hiperbolik, maka terdapat indikasi ketergantungan jangka panjang, akan tetapi jika pola ACF turun lambat secara linier, maka tidak terdapat indikasi ketergantungan jangka panjang.

2. Apabila data belum stasioner terhadap varians, maka perlu dilakukan transformasi Box-Cox. Sedangkan jika data belum stasioner dalam *mean*, pada ARIMA dilakukan *differencing* untuk menanggulangi ketidakstasioneran tersebut, akan tetapi penanggulangan ketidakstasioneran dalam *mean* pada ARFIMA tidak akan dilakukan *differencing* seperti pada ARIMA, karena ARFIMA menangkap ketidakstasioneran tersebut sebagai indikasi ketergantungan jangka panjang.
2. Melakukan estimasi parameter ARFIMA (p,d,q) dengan langkah-langkah yang dilakukan adalah:
 1. Plot ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*) untuk mengidentifikasi model *Autoregressive Moving Average* (ARMA).
 2. Mengestimasi parameter d model ARFIMA menggunakan metode regresi spektral dengan langkah-langkah sebagai berikut:
 1. Menggunakan bentuk umum fungsi densitas spektral

$$f(\omega_j) = \frac{1}{2\pi} \sum_{t=-\infty}^{\infty} \gamma_t e^{-i\omega_j t}$$
 2. Menentukan fungsi spektral dari model ARFIMA (p,d,q) kemudian membentuknya menjadi sebuah persamaan regresi sederhana.

$$\ln\{I_z(\omega_j)\} = \ln f_w(0) - d \ln|1 - e^{-i\omega_j}|^2 + \ln \frac{I_z(\omega_j)}{f_w(\omega_j)},$$

dengan nilai ω_j seperti pada persamaan (2.44)

3. Mencari nilai dari logaritma natural dari periodogram yang menjadi variabel terikatnya y_j dengan persamaan

$$\ln I(\omega_j) = \ln \left\{ 2 \left(\hat{\gamma}_0 + 2 \sum_{t=1}^{n-1} \hat{\gamma}_t \cos \omega_j t \right) \right\},$$

4. Menentukan nilai variabel bebasnya (x_j) seperti pada persamaan (2.46)

5. Mencari nilai estimasi parameter \hat{d} dari model regresi spektral dengan metode *Ordinary Least Square* (OLS).

3. Melakukan estimasi parameter ϕ dan θ dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimator* (MLE).

4. Uji signifikansi orde d dimana $H_0 : d = 0$ dan $H_1 : d \neq 0$ dengan uji-t dua arah.

5. Uji signifikansi parameter model ARFIMA dengan uji-t.

6. *Diagnostic checking* terhadap model dengan:

1. Uji kesesuaian model dengan uji asumsi kecukupan model untuk *white noise*.

2. Uji normalitas residual dengan menggunakan uji *Normality test*. Jika identifikasi model tidak sesuai maka diulangi mulai langkah satu lagi sampai identifikasi model telah selesai.

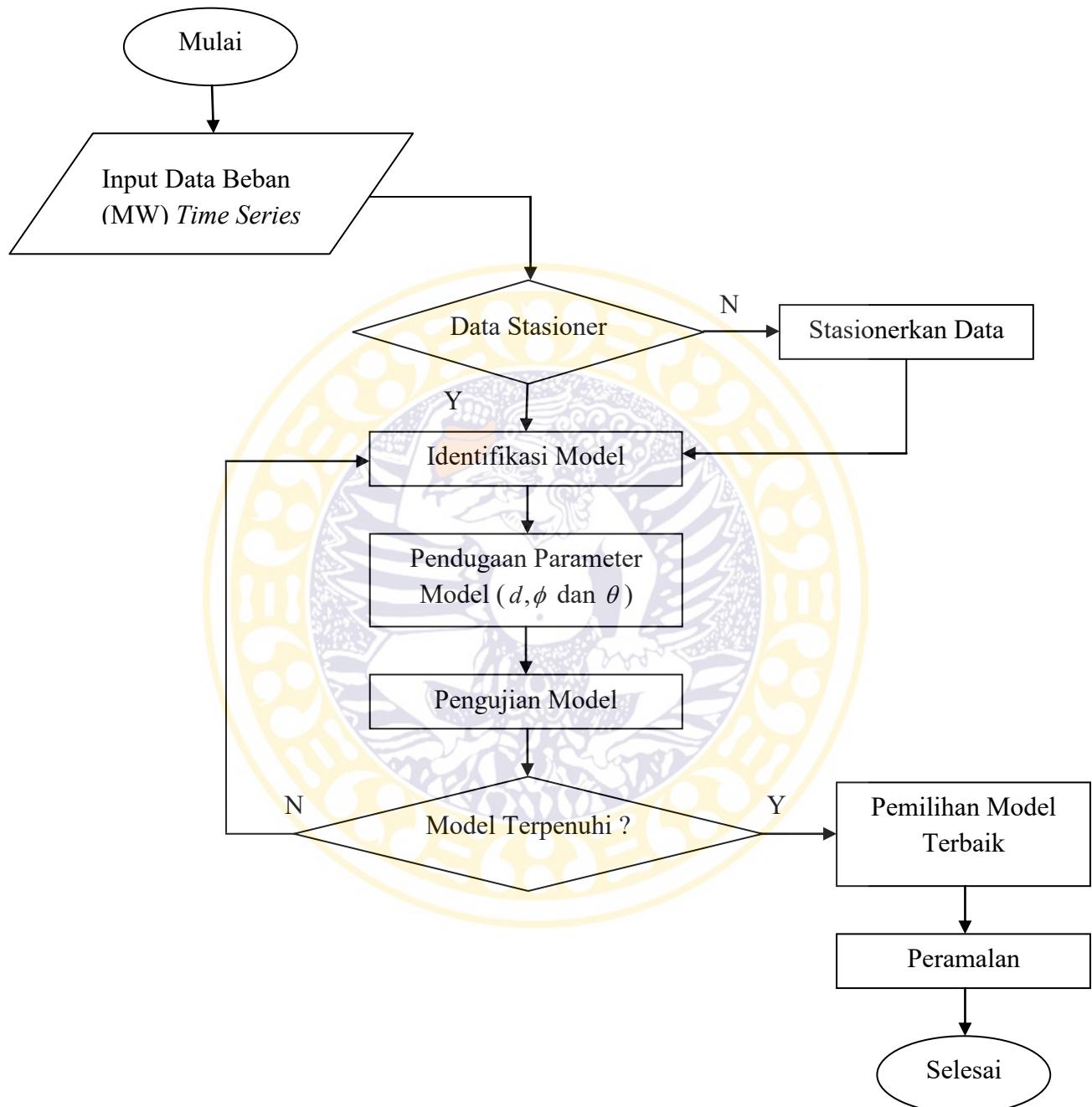
7. Menentukan model terbaik berdasarkan AIC (pada data *insample*), MSE, dan MAPE terkecil.

8. Peramalan (*forecasting*)

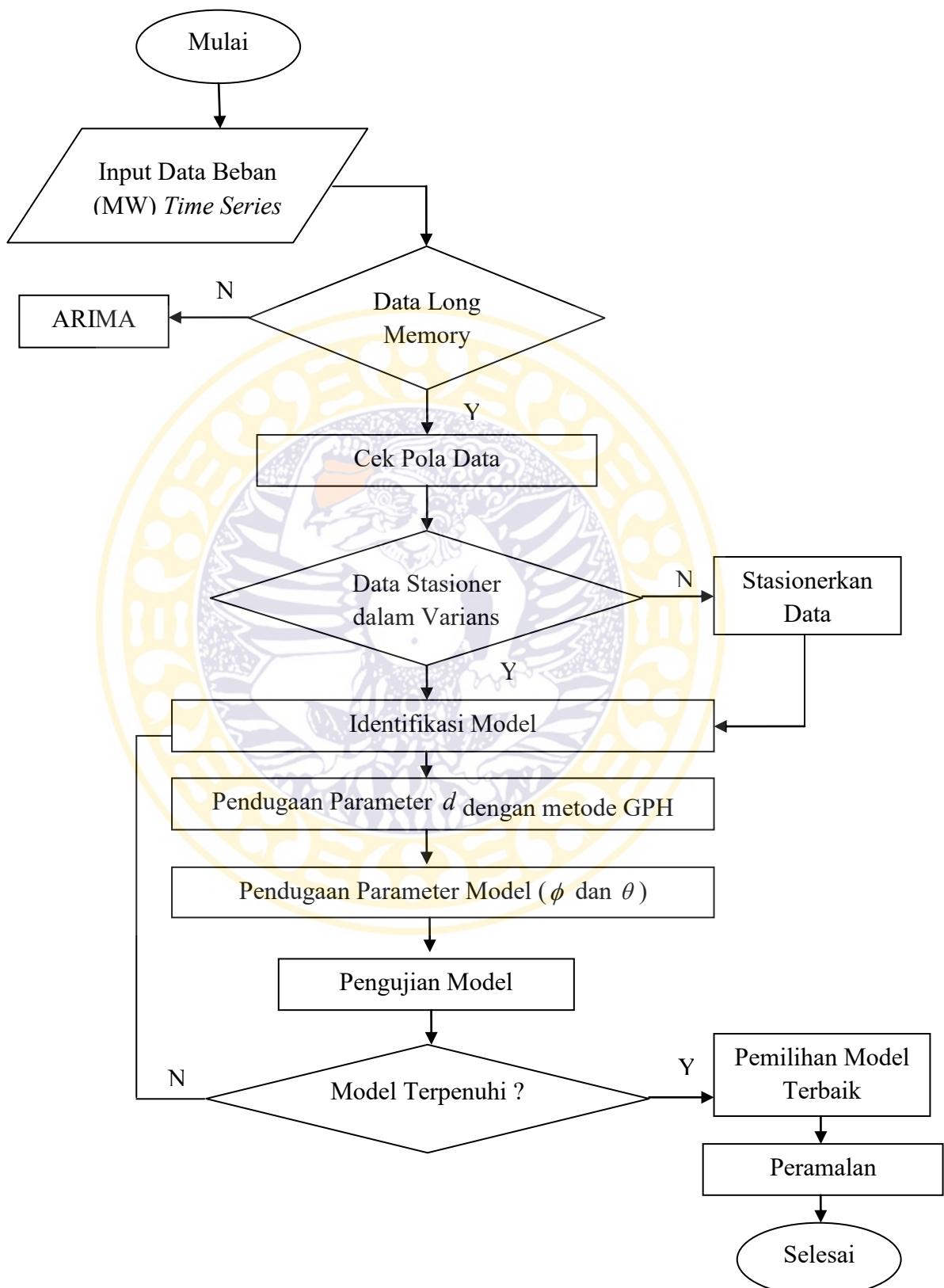
4. Melakukan perbandingan dari model ARIMA dan ARFIMA terbaik dengan melakukan peramalan selama periode 2 hari kedepan dengan kriteria nilai MSE terkecil.



3.3. Flowchart ARIMA



3.4. Flowchart ARFIMA

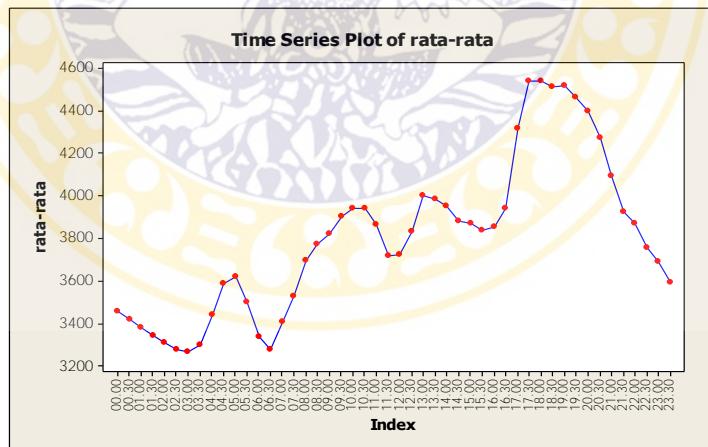


BAB IV

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

4.1. Karakteristik Beban Konsumsi Listrik Jawa Timur

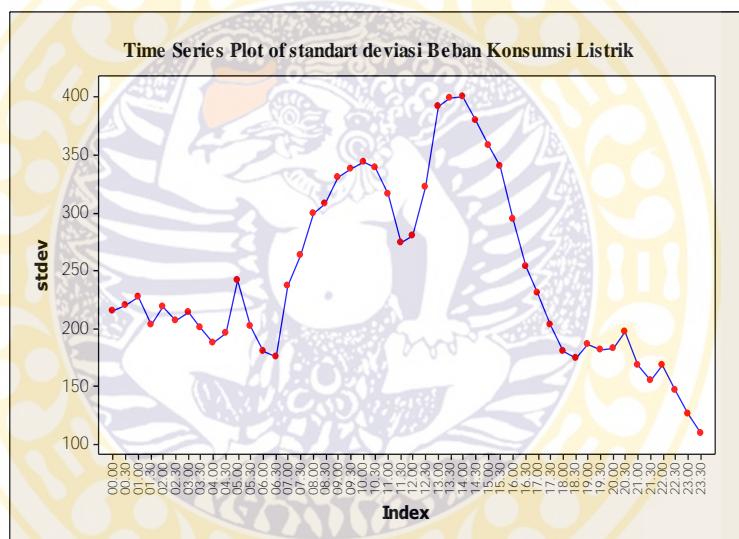
Data yang dianalisis pada penelitian ini merupakan data beban konsumsi listrik harian di wilayah Jawa Timur pada 18 Agustus 2015 sampai 24 Agustus 2015 yang diambil tiap setengah jam dalam satuan Mega Watt. Data keseluruhan berjumlah 336 data, yang diantaranya pada tanggal 18 Agustus 2015 – 22 Agustus 2015 sebanyak 240 data digunakan sebagai data *in-sample* sedangkan data pada 23 Agustus 2015 – 24 Agustus 2015 sebanyak 96 data digunakan sebagai data *out-sample*. Data *insample* akan dianalisis guna mengetahui tren dan data *outsample* digunakan untuk peramalan atau prediksi (*forecasting*) pemakaian tenaga listrik (Mw) di Jawa Timur untuk beberapa waktu kedepan.



Gambar 4.1 Rata-Rata Beban Konsumsi Listrik Wilayah Jawa Timur dan Bali
Tiap Setengah Jam pada 18 Agustus 2015 – 24 Agustus Tahun 2015

Gambar 4.1 menunjukkan rata-rata konsumsi listrik tiap setengah jam pada 18 Agustus 2015 – 24 Agustus Tahun 2015. Kenaikan konsumsi listrik mulai menanjak dan naik turun setelah pukul 04.00 yang merupakan awal dari

aktivitas rumah tangga maupun industri di Jawa Timur dengan beban terendah adalah 3267,6 Mega Watt yang terjadi pada pukul 03.30. Setelah pukul 16.30 konsumsi listrik menanjak cukup tajam dan mencapai puncaknya pada pukul 18.00 dengan beban sebesar 4540,17 Mega Watt. Kenaikan ini diduga pada jam-jam tersebut pelaku rumah tangga dan industri memerlukan penerangan lampu sebagai penunjang aktivitas masing-masing. Rata-rata konsumsi listrik menurun setelah pukul 21.00 seiring dengan berkurangnya aktivitas rumah tangga dan industri di malam hari.



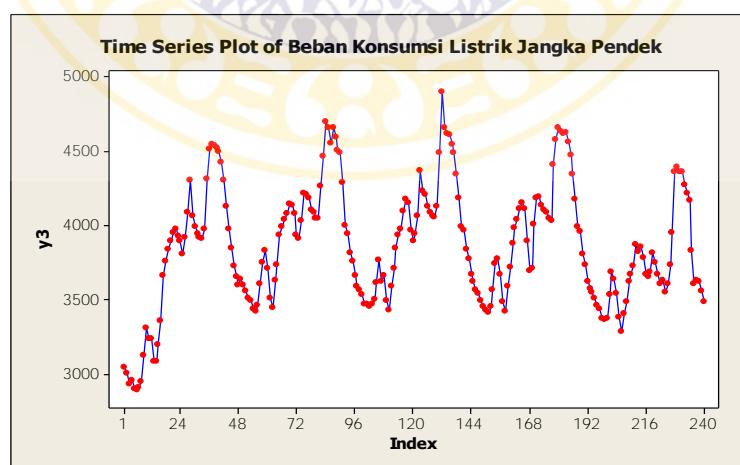
Gambar 4.2 Standar Deviasi Beban Konsumsi Listrik Wilayah Jawa Timur Tiap Setengah Jam pada 18 Agustus – 24 Agustus Tahun 2015

Gambar 4.2 merupakan standar deviasi konsumsi listrik tiap setengah jam pada 18 Agustus 2015 – 24 Agustus Tahun 2015. Standar deviasi digunakan untuk menentukan sebaran data dalam sampel. Gambar 4.2 menunjukkan bahwa pada pukul 00.30 sampai 07.00 dan pukul 18.00 sampai 23.30 konsumsi listrik rumah tangga dan industri relatif seragam karena diduga minimnya aktivitas yang dilakukan oleh rumah tangga dan industri pada jam tersebut. Sebaliknya

pada pukul 07.30 sampai 18.00 merupakan waktu dimana rumah tangga dan industri banyak melakukan aktivitas yang beragam, sehingga berakibat cukup besarnya perbedaan beban konsumsi listrik pada waktu tersebut.

4.2. Peramalan Beban Konsumsi Listrik dengan Metode ARIMA

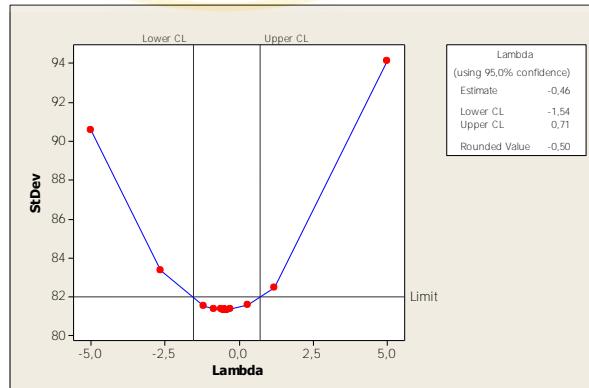
Berdasarkan prosedur *Box-Jenkins*, langkah awal untuk pemodelan *time series* dengan pendekatan ARIMA yaitu melakukan identifikasi kestasioneran data. Identifikasi model dilakukan pada data *in-sample* tanggal 18 Agustus sampai 22 Agustus 2015 dengan membuat plot *time series*, plot ACF dan plot PACF. Tahap pertama yang dilakukan adalah dengan membuat plot data. *Plotting* data dilakukan untuk melihat apakah data mempunyai suatu *trend* dan telah memenuhi stasioneritas baik dalam *mean* dan variansi. Model ARIMA mempunyai syarat harus stasioner baik dalam *mean* dan variansi. Identifikasi kestasioneran beban konsumsi listrik dapat diperoleh dari diagram *time series plot* yang disajikan pada Gambar 4.3 sebagai berikut :



Gambar 4.3 Plot Time Series Beban Konsumsi Listrik pada 18 Agustus – 22 Agustus 2015 Wilayah Jawa Timur

Berdasarkan Gambar 4.3 dapat dilihat bahwa pola data beban konsumsi listrik menunjukkan terjadinya kecenderungan naik/turun. Suatu proses dikatakan stasioner, jika dalam proses tersebut tidak terdapat perubahan kecenderungan baik dalam rata-rata maupun variansi. Stasioneritas dapat dilihat dengan melihat hasil plotting *time series* pada output Minitab dengan salah satu ciri stasioneritas, ditandai dengan hasil plotting yang grafiknya sejajar dengan sumbu waktu (Santoso, 2009). Pada Plot ACF terlihat nilai autokorelasi turun lambat secara hiperbolik untuk *lag* yang semakin besar (Lampiran 2B). Jika diagram ACF cenderung turun lambat maka dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner dalam *mean* (Santoso, 2009). Hasil diagram ACF menunjukkan bahwa data tidak stasioner dalam *mean*.

Data yang tidak stasioner dalam *varians* perlu dilakukan proses transformasi Box-Cox untuk menstasionerkan dalam variansi dan *differencing* untuk menstasionerkan dalam *mean*. Langkah untuk menstasionerkan data beban konsumsi listrik adalah dengan melihat nilai dari lamda (λ) yang terdapat pada diagram transformasi Box-Cox yang dapat ditampilkan pada Gambar 4.4 sebagai berikut:

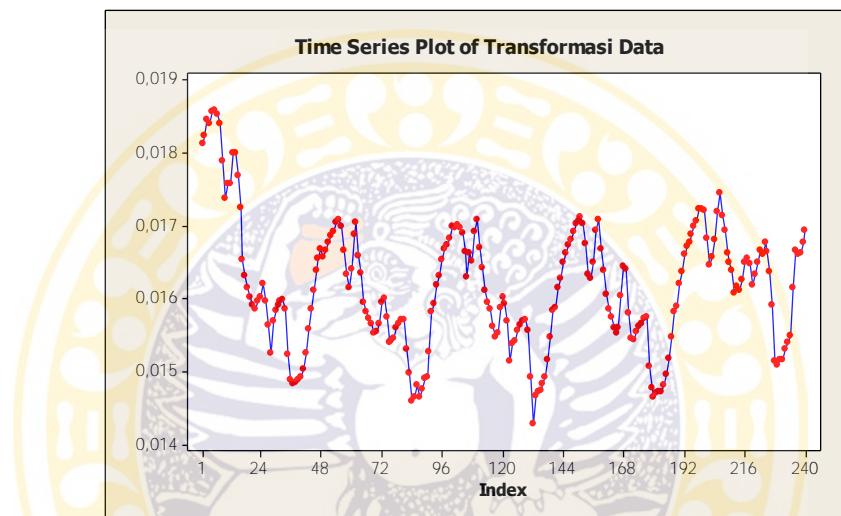


Gambar 4.4 Box-Cox Plot Beban Konsumsi Listrik pada 18 Agustus – 22

Agustus 2015 Wilayah Jawa Timur

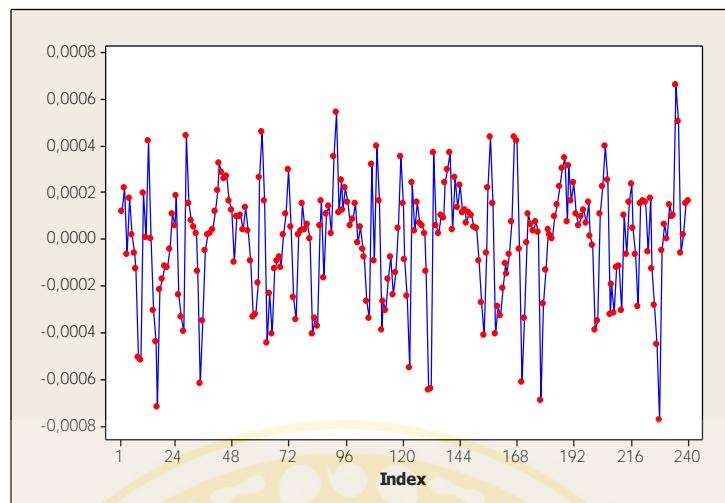
Berdasarkan Gambar 4.4 menunjukkan bahwa nilai lamda (λ) sebesar -0,5, sehingga data ditransformasi dengan menggunakan rumus transformasi $\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$.

Data setelah dilakukan proses transformasi Box-Cox dapat dilihat pada (Lampiran 4). Plot *time series* dari data beban konsumsi listrik setelah ditransformasi terdapat pada Gambar 4.5 sebagai berikut:



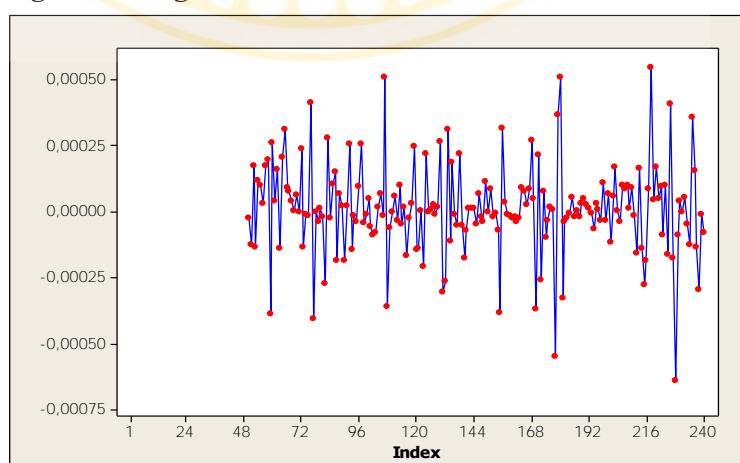
Gambar 4.5 Plot *Time Series* Data Transformasi Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek

Berdasarkan plot *time series* setelah data di transformasi Box-Cox pada Gambar 4.5 dapat diketahui bahwa data belum stasioner dalam *mean* karena pola data menunjukkan terjadinya pola signifikan yaitu naik/turun. Pada plot ACF juga menunjukkan bahwa data belum stasioner dalam variansi karena pada plot ACF terlihat bahwa nilai korelasinya cenderung turun secara hiperbolik (Lampiran 2D). Hal ini menunjukkan bahwa perlu dilakukan proses *differencing lag 1* atau *differencing* satu kali. Data setelah dilakukan *differencing lag 1* dapat dilihat pada (Lampiran 4). Plot *time series* dari data beban konsumsi listrik setelah dilakukan *differencing lag 1* dapat ditampilkan pada Gambar 4.6 sebagai berikut:



Gambar 4.6 Plot *Time Series* Data Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek
Setelah *Differencing lag 1*

Berdasarkan plot *time series* setelah di *differencing lag 1* pada Gambar 4.6 menunjukkan data sudah stasioner karena grafik pada plot menunjukkan sejajar dengan sumbu waktu. Pada plot ACF menunjukkan plot ACF akan mencapai titik tertinggi setiap *lag* 48, yang berarti bahwa data memiliki pola musiman, yaitu musiman harian. Hasil dari plot ACF dan PACF dapat dilihat pada (lampiran 2F). Untuk memenuhi kestasioneran dalam *mean* pada data musiman, maka dilakukan *differencing 1 lag* dan *48 lag*.



Gambar 4.7 Plot *Time Series* Data Setelah *Differencing lag 1* dan *lag 48*

Secara visual, plot *time series* pada Gambar 4.7 menunjukkan pola yang datar yang berarti bahwa data sudah stasioner dalam *mean*. Hal ini juga didukung oleh plot ACF yang sudah tidak berpola turun secara lambat (Lampiran 2H), maka data beban konsumsi listrik jangka pendek dapat digunakan sebagai tahap pengidentifikasi model.

4.2.1 Identifikasi Model SARIMA Dugaan

Salah satu tahapan yang sangat penting dalam pemodelan ARIMA adalah identifikasi berdasarkan karakteristik data. Tahapan identifikasi ini bertujuan untuk menentukan order ARIMA atau subset ARIMA yang tepat, sehingga dapat menghasilkan model terbaik. Menurut Widarjono (2007) ACF bertujuan untuk menggambarkan grafik fungsi autokorelasi, misalnya jika plot turun pada *lag* ke- q secara signifikan maka plot tersebut dapat digunakan untuk memperkirakan model *Moving Average* berorde q atau $(MA)q$. Sedangkan PACF bertujuan untuk menggambarkan grafik fungsi autokorelasi parsial, yakni jika plot turun pada *lag* ke- p secara signifikan maka plot tersebut dapat digunakan untuk memperkirakan model *Autoregressive* berorde p atau $(AR)p$. Hasil dari plot ACF dan PACF bisa memperkirakan model $ARMA(p,q)$. Uji stasioneritas data menunjukkan orde d mempunyai nilai sebesar 1 untuk non musiman, sedangkan orde D mempunyai nilai sebesar 48 untuk musiman.

Berdasarkan plot ACF dan PACF pada data setelah di *differencing* 1 *lag* dan 48 *lag* yang terdapat pada (Lampiran 2F), terlihat bahwa plot ACF menunjukkan signifikan pada *lag* 1, 23, 25, 47, 48 dan pada plot PACF menunjukkan keluar pada *lag* 1, 2, 25, 38, 41, 48. Berdasarkan *lag* yang keluar

dari batas signifikansi pada plot ACF dan PACF, dapat diduga beberapa model subset SARIMA yang signifikan pada data beban listrik Jawa Timur sebagaimana yang tercantum pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Model Subset SARIMA Dugaan Data Beban Konsumsi Listrik Jawa Timur

No	Model Dugaan
1	SARIMA $([1,25,38],1,[1,25])^{48}$ (<i>no constant</i>)
2	SARIMA $([2,38],1,[1,23])^{48}$ (<i>no constant</i>)
3	SARIMA $([2,23,38],1,[1,23])^{48}$ (<i>no constant</i>)
4	SARIMA $([2,38],1,[1,23])^{48}$ (<i>no constant</i>)

Menurut Suhartono (2011) model subset ARIMA musiman (SARIMA) merupakan bagian dari model SARIMA tergeneralisasi, sehingga tidak dapat dinyatakan dalam bentuk umum. Model subset SARIMA merupakan himpunan bagian dari model SARIMA.

4.2.2 Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model SARIMA

$$(p, d, q)(P, D, Q)^s$$

Setelah diperoleh model dugaan, langkah selanjutnya adalah mengestimasi parameter model dugaan tersebut. Estimasi parameter pada model dugaan tersebut dapat dilakukan dengan menggunakan metode *Conditional Least Square* (CLS) dengan bantuan *software* SAS v.9. Hasil estimasi parameter untuk beberapa model dugaan tersebut dapat dilihat pada (lampiran 8A – lampiran 8D). Langkah selanjutnya setelah megestimasi parameter dari model dugaan adalah menguji signifikansi parameter model dugaan tersebut dengan

menggunakan uji t dengan bantuan *software* SAS v.9. Uji signifikansi parameter digunakan untuk menunjukkan apakah parameter sudah signifikan terhadap model atau layak digunakan sebagai pemodelan. Hipotesis yang diuji sebagai berikut:

$$H_0 = \theta = 0$$

$$H_1 = \theta \neq 0$$

Berdasarkan pada (lampiran 8A – lampiran 8D), maka ringkasan hasil untuk uji signifikansi parameter beberapa model dugaan yang sesuai dapat dilihat pada Tabel 4.2 sebagai berikut:

Tabel 4.2 Uji Signifikansi Parameter Model SARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)^s$

Model SARIMA	Parameter	Estimate	P-value	Keterangan
SARIMA ([1,25,38],1,[1,25]) ⁴⁸ (no constant)	θ_1	0.73160	<.0001	Model Signifikan
	θ_{25}	-0.22024	0.0051	
	ϕ_1	0.43184	<.0001	
	ϕ_{25}	-0.50519	<.0001	
	ϕ_{38}	0.19616	0.0108	
SARIMA ([2,38],1,[1,23]) ⁴⁸ (no constant)	θ_1	0.28821	<.0001	Model Signifikan
	θ_{23}	-0.19383	0.0183	
	ϕ_2	-0.17559	0.0184	
	ϕ_{38}	0.18624	0.0313	
SARIMA ([2,23,38],1,[1,23]) ⁴⁸ (no constant)	θ_1	0.30117	<.0001	Model Signifikan
	θ_{23}	0.53350	<.0001	
	ϕ_2	-0.20054	0.0010	
	ϕ_{23}	0.66600	<.0001	
	ϕ_{38}	0.15180	0.0274	
SARIMA ([2,38],1,[1,23]) ⁴⁸ (no constant)	θ_1	0.28821	<.0001	Model Signifikan
	θ_{23}	-0.19383	0.0183	
	ϕ_1	-0.17559	0.0184	
	ϕ_{38}	0.18624	0.0313	

Berdasarkan pada Tabel 4.2 dapat dilihat bahwa semua parameter model dugaan SARIMA mempunyai nilai *p-value* yang kurang dari α sebesar 0,05 yang artinya tolak H_0 yaitu menandakan bahwa seluruh parameter signifikan terhadap masing-masing model dugaan dan layak dimasukkan dalam model. Model yang baik adalah jika semua parameter dalam model, baik θ_0 , P maupun Q berpengaruh signifikan terhadap nilai variabel yang diamati. Setelah diketahui bahwa parameter signifikan, maka langkah selanjutnya adalah melakukan cek diagnosa pada masing-masing model.

4.2.3 Uji Asumsi *Residual Model SARIMA (p, d, q)(P, D, Q)^s*

Pada sub bab 4.2.2 sudah dijelaskan mengenai estimasi parameter dan signifikansi parameter model-model yang signifikan. Langkah selanjutnya adalah melakukan *diagnostic checking* pada residual model tersebut. *Diagnostic checking* perlu dilakukan dengan tujuan untuk melihat apakah residual dan variansi residual model tersebut sudah memenuhi asumsi pemodelan, yaitu dengan cara memeriksa apakah residual sudah memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal.

Pengujian asumsi residual *white noise* dapat dilakukan dengan menggunakan statistik *Ljung-Box test* dengan bantuan *software SAS v.9*. Uji *Ljung-Box* digunakan untuk melihat apakah terdapat korelasi korelasi serial dalam *residual* dari hasil estimasi dengan model yang diamati. Hipotesis yang di uji adalah :

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \cdots = \rho_k = 0$$

$$H_1: \text{minimal ada satu } \rho_i \neq 0 \text{ dengan } i = 1, 2, \dots, k$$

Berdasarkan pada (lampiran 8A – lampiran 8D), maka ringkasan hasil uji *Ljung-Box test* dapat ditampilkan pada Tabel 4.3 sebagai berikut:

Tabel 4.3 Hasil Uji *Ljung-Box test Residual* Pada Model SARIMA
 $(p, d, q)(P, D, Q)^s$

Model SARIMA	Uji White Noise		Keterangan
	Sampai Lag	P-value	
SARIMA $([1,25,38],1,[1,25])^{48}$ <i>(no constant)</i>	6	0.1205	<i>White Noise</i>
	12	0.4266	<i>White Noise</i>
	18	0.6439	<i>White Noise</i>
	24	0.8788	<i>White Noise</i>
	30	0.9742	<i>White Noise</i>
	36	0.9021	<i>White Noise</i>
SARIMA $([2,38],1,[1,23])^{48}$ <i>(no constant)</i>	6	0.5458	<i>White Noise</i>
	12	0.7030	<i>White Noise</i>
	18	0.8511	<i>White Noise</i>
	24	0.9710	<i>White Noise</i>
	30	0.9599	<i>White Noise</i>
	36	0.8746	<i>White Noise</i>
SARIMA $([2,23,38],1,[1,23])^{48}$ <i>(no constant)</i>	6	0.0728	<i>White Noise</i>
	12	0.3109	<i>White Noise</i>
	18	0.3954	<i>White Noise</i>
	24	0.6227	<i>White Noise</i>
	30	0.7577	<i>White Noise</i>
	36	0.5377	<i>White Noise</i>
SARIMA $([2,38],1,[1,23])^{48}$ <i>(no constant)</i>	6	0.5458	<i>White Noise</i>
	12	0.7030	<i>White Noise</i>
	18	0.8511	<i>White Noise</i>
	24	0.9710	<i>White Noise</i>
	30	0.9599	<i>White Noise</i>
	36	0.8746	<i>White Noise</i>

Berdasarkan hasil yang diperoleh dari Uji *Ljung Box test* pada Tabel 4.3 dapat diketahui bahwa nilai *p-value* pada masing-masing model dugaan SARIMA lebih besar dari α sebesar 0,05 yang artinya terima H_0 yaitu residual

memenuhi asumsi *white noise*. Setelah melakukan pengujian *residual* berdasarkan asumsi *white noise*, maka langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian normalitas pada residual keempat dugaan sementara model tersebut. Pengujian normalitas residual dapat dilakukan dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan bantuan *software SAS v.9*. Hipotesis yang di uji sebagai berikut:

$$H_0: F(x) = F_0(x) \text{ (residual berdistribusi normal)}$$

$$H_1: F(x) \neq F_0(x) \text{ (residual tidak berdistribusi normal)}$$

Berdasarkan pada (lampiran 8A-8D), maka ringkasan hasil uji *Kolmogorov-Smirnov* dapat ditampilkan pada Tabel 4.4 sebagai berikut:

Tabel 4.4 Hasil Uji *Kolmogorov-Smirnov* Pada Model SARIMA

$$(p, d, q)(P, D, Q)^s$$

Model	Statistik KS	P-value	Keterangan
SARIMA $([1,25,38],1,[1,25])^{48}$ <i>(no constant)</i>	0.061399	0.0785	Residual berdistribusi normal
SARIMA $([2,38],1,[1,23])^{48}$ <i>(no constant)</i>	0.067699	0.0316	Residual tidak berdistribusi normal
SARIMA $([2,23,38],1,[1,23])^{48}$ <i>(no constant)</i>	0.058528	0.1081	Residual berdistribusi normal
SARIMA $([2,38],1,[1,23])^{48}$ <i>(no constant)</i>	0.067699	0.0316	Residual tidak berdistribusi normal

Berdasarkan Tabel 4.4 dapat diketahui bahwa hasil uji *Kolmogorov-Smirnov* pada model SARIMA $([1,25,38],1,[1,25])^{48}$ (*no constant*) dan SARIMA

([2,23,38],1,[1,23])⁴⁸ (*no constant*) menghasilkan nilai *p-value* yang lebih dari α sebesar 0,05 yang artinya terima H_0 yaitu menunjukkan bahwa *residual* model berdistribusi normal, sedangkan untuk model SARIMA ([2,38],1,[1,23])⁴⁸ (*no constant*) dan SARIMA ([2,38],1,[1,23])⁴⁸ (*no constant*) menghasilkan nilai *p-value* yang kurang dari α sebesar 0,05 yang artinya tolak H_0 yaitu menunjukkan bahwa *residual* model tidak berdistribusi normal. Berdasarkan hal tersebut, model SARIMA ([1,25,38],1,[1,25])⁴⁸ (*no constant*) dan SARIMA ([2,23,38],1,[1,23])⁴⁸ (*no constant*) dapat digunakan untuk pemodelan beban konsumsi listrik di Jawa Timur.

4.2.4 Pemilihan Model Terbaik SARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)^s$

Langkah selanjutnya dalam prosedur *Box-Jenkins* adalah pemilihan model terbaik dengan melihat nilai AIC dan MSE pada masing-masing model. Adapun pemilihan model SARIMA terbaik dapat melihat berdasarkan nilai *MSE* dan *AIC* yang paling kecil. Hasil perhitungan nilai *MSE* pada masing-masing model dapat dilihat pada (lampiran 10A), dan untuk nilai *AIC* dapat dilihat pada (lampiran 8A dan lampiran 8C). Ringkasan pemilihan model terbaik berdasarkan nilai *MSE* dan *AIC* dapat ditampilkan pada Tabel 4.5 sebagai berikut.

Tabel 4.5 Pemilihan Model SARIMA Terbaik

Model SARIMA	AIC	MSE
SARIMA ([1,25,38],1,[1,25]) ⁴⁸ <i>(no constant)</i>	2218.438	6152,56
SARIMA ([2,23,38],1,[1,23]) ⁴⁸ <i>(no constant)</i>	2212.98	5979,18

Tabel 4.5 menunjukkan bahwa model SARIMA $([2,23,38],1,[1,23])^{48}$ (*no constant*) memiliki nilai *AIC* dan *MSE*, yang paling kecil. Kesimpulan yang dapat diambil yaitu model tersebut merupakan model terbaik untuk meramalkan beban konsumsi listrik di Jawa Timur.

4.2.5 Model SARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)^s$ Terbaik

Secara matematis model SARIMA $([2,23,38],1,[1,23])^{48}$ (*no constant*) dapat dituliskan dalam bentuk seperti berikut:

$$(1 - (-0,20054^2) - 0,66600^{23} - 0,15180^{38})(1 - B)(1 - B^{48})Z_t = (1 - 0,30117 - (-0,53350^{23}))a_t$$

(Suhartono, 2011)

4.3. Peramalan Beban Konsumsi Listrik dengan Metode ARFIMA

Model ARFIMA mampu memodelkan proses ketergantungan jangka pendek dan jangka panjang. Pengamatan-pengamatan yang dihasilkan oleh struktur ARMA menunjukkan ketergantungan jangka pendek, sedangkan parameter pembedaan pecahan d , yang menyebabkan nilai-nilai ACF turun secara hiperbolik untuk *lag* yang semakin besar menunjukkan ketergantungan jangka panjang (Kusuma, 2009). Pemodelan ARFIMA yang dilakukan melalui metode *Box-Jenkins* pada dasarnya memiliki beberapa tahap yang sama pada pemodelan ARIMA yaitu identifikasi, estimasi, uji diagnostik dan peramalan. Walaupun metode yang digunakan mempunyai tahapan yang sama dengan moder ARIMA, akan tetapi tiap tahapannya mempunyai perbedaan tersendiri.

Langkah pertama adalah pemeriksaan kestasioneran data terhadap varians. Bab 4.2 menjelaskan bahwa data beban konsumsi listrik Jawa Timur pada periode 18 Agustus 2015 – 22 Agustus tahun 2015 tidak stasioner dalam varians, sehingga

dilakukan transformasi *Box-Cox* dengan rumus transformasi $\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$ karena *Rounded Value* (λ) bernilai -0,5 . Setelah dilakukan hasil transformasi, langkah selanjutnya adalah memeriksa apakah data memiliki sifat ketergantungan jangka panjang (*long memory*) atau tidak. Sifat *long memory* dapat diidentifikasi dengan menggunakan statistik *Hurst* yang dijelaskan pada Tabel 4.6 berikut:

Tabel 4.6 Statistik *Hurst*

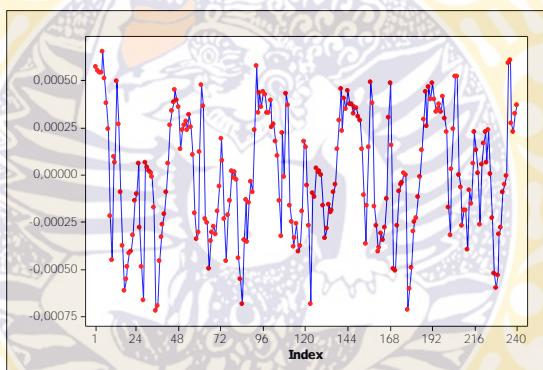
<i>Hurst Eksponent</i>	
<i>H</i>	0,98529

Apabila nilai *H* berada pada interval $0,5 < H < 1$, maka data tersebut memiliki sifat *long memory*. Tabel 4.6 menunjukkan bahwa *H* bernilai 0,98529, sehingga sifat *long memory* pada data beban konsumsi listrik Jawa Timur telah terbukti. Setelah diketahui bahwa data mengandung sifat *long memory*, langkah selanjutnya adalah menaksir nilai pembeda fraksional (*d*) dengan menggunakan metode GPH. Estimasi nilai *d* dilakukan sesuai dengan persamaan 2.34 dengan nilai *k* sebesar 2. Hasil perhitungan secara manual untuk mencari batas optimal nilai *k* dapat dilihat pada (Lampiran 13). Nilai *k* bernilai 2 hal itu sesuai dengan batas maksimal nilai *differencing* pada analisis ARIMA yaitu *differencing* sampai orde 2. Estimasi nilai *d* diperoleh berdasarkan hasil run *packages fdGPH* pada *software R*, dengan hasil seperti pada tabel berikut.

Tabel 4.7 Penaksiran Parameter *d*

<i>GPH Method</i>	
<i>d</i>	0,5777098

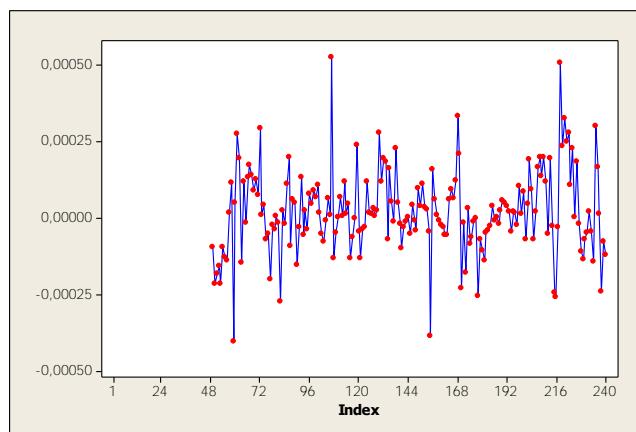
Tabel 4.7 menunjukkan nilai d taksiran yang didapat adalah 0,5777098, sehingga hasil data transformasi *Box-Cox* pada langkah sebelumnya harus dilakukan *differencing* dengan nilai d tersebut. Nilai d diperoleh dari hasil *packages* program *R* (Lampiran 5). Nilai frekuensi harmonik (ω_j) dibatasi oleh *bandwidth* optimal sampai $m = g(T) = [T^{0,5}]$ seperti pada persamaan 2.42. Setelah proses *differencing* dilakukan, maka langkah selanjutnya sama dengan langkah pemodelan pada ARIMA yaitu membuat *plot time series* dengan hasil ditunjukkan pada Gambar 4.8 dibawah ini :



Gambar 4.8 Plot *Time Series* Beban Konsumsi Listrik pada 18 Agustus – 22

Agustus 2015 Wilayah Jawa Timur setelah *differencing* $d=0,5777098$

Berdasarkan Gambar 4.8 dapat dilihat bahwa pola data beban konsumsi listrik menunjukkan terjadinya kecenderungan naik/turun. Pada Plot ACF menunjukkan data mencapai titik tertinggi tiap *lag* 48 (Lampiran 2.A2). Berdasarkan hal tersebut, untuk mencapai stasioneritas dalam *mean* pada data musiman dilakukan *differencing* pada *lag* 48.



Gambar 4.9 Plot *Time Series* Setelah *differencing* $d=0,5777098$ dan 48 *lag*

Secara visual, plot *time series* pada Gambar 4.9 menunjukkan pola relatif datar yang berarti bahwa data sudah stasioner dalam *mean*. Hal ini juga didukung oleh plot ACF yang sudah tidak berpola *die down very slowly* (Lampiran 3D), maka data beban konsumsi listrik jangka pendek dapat digunakan sebagai tahap pengidentifikasi model SARFIMA.

4.3.1. Identifikasi Model SARFIMA Dugaan

Prosedur identifikasi model ARFIMA pada dasarnya sama dengan prosedur pada ARIMA. Identifikasi model SARFIMA adalah suatu tahap untuk menentukan orde (p, q, P, Q) pada model SARFIMA, yaitu dengan p merupakan orde untuk *autoregressive* (AR) non musiman, q merupakan orde *moving average* (MA) non-musiman, P merupakan orde untuk *autoregressive* (AR) musiman, dan Q merupakan orde *moving average* (MA) musiman. Pengidentifikasi orde AR dan MA yaitu dengan mengamati pola dari plot ACF dan PACF. Plot ACF digunakan untuk mengidentifikasi orde *moving average* (MA) sedangkan plot PACF digunakan untuk mengidentifikasi orde *autoregressive* (AR).

Berdasarkan plot ACF dan PACF pada data setelah di *differencing* $d=0,5777098$ dan 48 *lag* yang terdapat pada (Lampiran 3D), terlihat bahwa plot ACF menunjukkan keluar pada *lag* 1, 2, 48 dan pada plot PACF menunjukkan keluar pada *lag* 1, 48. Berdasarkan *lag* yang keluar dari batas signifikansi pada plot ACF dan PACF, dapat diduga beberapa model subset SARFIMA pada data beban listrik Jawa Timur sebagaimana yang tercantum pada tabel 4.8.

Tabel 4.8 Model Subset SARFIMA Dugaan Data Beban Konsumsi Listrik Jawa Timur

No	Model Subset SARFIMA Dugaan ($d=0,5777098$)
1	SARFIMA $([1,48], d, [1,48])^{48}$ (<i>no constant</i>)
2	SARFIMA $([1,48], d, [1])^{48}$ (<i>no constant</i>)
3	SARFIMA $([1], d, [48])^{48}$ (<i>constant</i>)
4	SARFIMA $([1], d, [1,48])^{48}$ (<i>no constant</i>)
5	SARFIMA $([1,48], d, [48])^{48}$ (<i>constant</i>)

4.3.2. Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model SARFIMA $(p, d, q)(P, D, Q)^s$

Setelah diperoleh model dugaan, langkah selanjutnya adalah mengestimasi parameter model dugaan tersebut. Langkah estimasi parameter pada model ARFIMA sama dengan langkah mengestimasi model ARIMA seperti yang telah dijelaskan pada subbab 4.2.2. Berdasarkan pada (Lampiran 9), maka ringkasan hasil untuk uji signifikansi parameter beberapa model dugaan yang sesuai dapat dilihat pada Tabel 4.9 sebagai berikut:

Tabel 4.9 Pengujian Signifikansi Parameter Model Dugaan SARFIMA

Model	Parameter	Estimate	P-value	Keterangan
SARFIMA ([1,48], d, [1,48]) ⁴⁸ (no constant)	θ_1	0.36365	0.0202	Model Signifikan
	θ_{48}	0.32602	0.0248	
	ϕ_1	0.69266	<.0001	
	ϕ_{48}	-0.35449	0.0213	
SARFIMA ([1,48], d, [1]) ⁴⁸ (no constant)	θ_1	0.35045	0.0372	Model Signifikan
	ϕ_1	0.66513	<.0001	
	ϕ_{48}	-0.59853	<.0001	
SARFIMA ([1], d, [48]) ⁴⁸ (constant)	θ_{48}	0.59180	<.0001	Model Signifikan
	ϕ_1	0.34545	<.0001	
	constant	0.00001839	0.0126	
SARFIMA ([1], d, [1,48]) ⁴⁸ (no constant)	θ_1	0.40746	0.0073	Model Signifikan
	θ_{48}	0.59364	<.0001	
	ϕ_1	0.72136	<.0001	
SARFIMA ([1,48], d, [48]) ⁴⁸ (constant)	constant	0.00001838	0.0148	Model Signifikan
	θ_{48}	0.33647	0.0180	
	ϕ_1	0.35400	<.0001	
	ϕ_{48}	-0.34864	0.0209	

Berdasarkan pada Tabel 4.9 dapat dilihat bahwa parameter model dugaan SARFIMA mempunyai nilai *p-value* yang kurang dari α sebesar 0,05 yang artinya tolak H_0 yaitu menandakan bahwa seluruh parameter signifikan terhadap masing-masing model dugaan dan layak dimasukkan dalam model. Model yang baik adalah jika semua parameter dalam model, baik θ_0 , $_P$ maupun $_Q$ berpengaruh signifikan terhadap nilai variabel yang diamati. Setelah diketahui bahwa parameter signifikan, maka langkah selanjutnya adalah melakukan cek diagnosa pada masing-masing model.

4.3.3. Uji Asumsi *Residual Model SARFIMA (p, d, q) $(P, D, Q)^s$*

Pada sub bab 4.3.2 sudah dijelaskan mengenai estimasi parameter dan signifikansi parameter model-model yang signifikan. Langkah selanjutnya adalah melakukan *diagnostic checking* pada residual model tersebut. *Diagnostic checking* perlu dilakukan dengan tujuan untuk melihat apakah residual dan variansi residual model tersebut sudah memenuhi asumsi pemodelan, yaitu dengan cara memeriksa apakah residual sudah memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal.

Pengujian asumsi residual *white noise* pada ARFIMA sama dengan pengujian asumsi residual *white noise* pada ARIMA. Berdasarkan pada (lampiran 9), maka ringkasan hasil uji *Ljung-Box test* dapat ditampilkan pada Tabel 4.10 sebagai berikut:

Tabel 4.10 Hasil Uji *Ljung-Box test Residual* Pada Model SARFIMA
($d=0,5777098$)

Model SARFIMA	Uji White Noise		Keterangan
	Sampai Lag	P-value	
SARFIMA $([1,48], d, [1,48])^{48}$ <i>(no constant)</i>	6	0.2517	<i>White Noise</i>
	12	0.8261	<i>White Noise</i>
	18	0.7190	<i>White Noise</i>
	24	0.8121	<i>White Noise</i>
	30	0.8814	<i>White Noise</i>
	36	0.9468	<i>White Noise</i>
SARFIMA $([1,48], d, [1])^{48}$ <i>(no constant)</i>	6	0.5161	<i>White Noise</i>
	12	0.8951	<i>White Noise</i>
	18	0.7359	<i>White Noise</i>
	24	0.8474	<i>White Noise</i>
	30	0.8710	<i>White Noise</i>
	36	0.9236	<i>White Noise</i>
SARFIMA $([1], d, [48])^{48}$ <i>(constant)</i>	6	0.4872	<i>White Noise</i>
	12	0.7696	<i>White Noise</i>

Model SARFIMA	Sampai Lag	P-value	Keterangan
SARFIMA $([1], d, [1,48])^{48}$ <i>(no constant)</i>	18	0.8654	<i>White Noise</i>
	24	0.9239	<i>White Noise</i>
	30	0.9583	<i>White Noise</i>
	36	0.9784	<i>White Noise</i>
SARFIMA $([1,48], d, [48])^{48}$ <i>(constant)</i>	6	0.4800	<i>White Noise</i>
	12	0.9001	<i>White Noise</i>
	18	0.9273	<i>White Noise</i>
	24	0.9464	<i>White Noise</i>
	30	0.9735	<i>White Noise</i>
	36	0.9896	<i>White Noise</i>
	6	0.3094	<i>White Noise</i>
	12	0.6530	<i>White Noise</i>
	18	0.7008	<i>White Noise</i>
	24	0.8296	<i>White Noise</i>
	30	0.8868	<i>White Noise</i>
	36	0.9336	<i>White Noise</i>

Berdasarkan hasil yang diperoleh dari Uji *Ljung Box test* pada Tabel 4.10 dapat diketahui bahwa nilai *p-value* pada masing-masing model dugaan SARFIMA lebih besar dari α sebesar 0,05 yang artinya terima H yaitu residual memenuhi asumsi *white noise*. Setelah melakukan pengujian *residual* berdasarkan asumsi *white noise*, maka langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian normalitas pada residual kelima dugaan sementara model tersebut. Pengujian normalitas residual dapat dilakukan dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan bantuan *software SAS v.9*. Ringkasan hasil uji *Kolmogorov-Smirnov* pada (lampiran 9) dapat ditampilkan pada Tabel 4.11 sebagai berikut:

Tabel 4.11 Hasil Uji *Kolmogorov-Smirnov* Pada Model SARFIMA
($d=0,5777098$)

Model	Statistik KS	P-value	Keterangan
SARFIMA $([1,48], d, [1,48])^{48}$ <i>(no constant)</i>	0.049131	0.1500	Residual berdistribusi normal
SARFIMA $([1,48], d, [1])^{48}$ <i>(no constant)</i>	0.055736	0.1498	Residual berdistribusi normal
SARFIMA $([1], d, [48])^{48}$ <i>(constant)</i>	0.052528	0.1500	Residual berdistribusi normal
SARFIMA $([1,48], d, [48])^{48}$ <i>(constant)</i>	0.043731	0.1500	Residual berdistribusi normal

Berdasarkan Tabel 4.11 dapat diketahui bahwa hasil uji *Kolmogorov-Smirnov* pada kelima model dugaan SARFIMA menghasilkan nilai *p-value* yang lebih dari α sebesar 0,05 yang artinya terima H_0 yaitu menunjukkan bahwa *residual* model berdistribusi normal. Berdasarkan hal tersebut maka kelima model dugaan SARFIMA dapat digunakan untuk pemodelan beban konsumsi listrik di Jawa Timur.

4.3.4. Pemilihan Model Terbaik SARFIMA ($d=0,5777098$)

Langkah selanjutnya dalam prosedur *Box-Jenkins* untuk pemodelan ARFIMA adalah sama dengan ARIMA yaitu pemilihan model terbaik. Model terbaik dapat ditentukan dengan membandingkan nilai *MSE* dan *AIC* (*Akaike's Information Criterion*) antar model. Adapun pemilihan model ARFIMA terbaik dapat dilihat berdasarkan nilai *MSE* dan *AIC* yang paling kecil. Hasil perhitungan

nilai *MSE* pada model dapat dilihat pada (lampiran 10B) untuk masing-masing model , dan untuk nilai *AIC* dapat dilihat pada (lampiran 9). Ringkasan pemilihan model terbaik berdasarkan nilai *MSE* dan *AIC* dapat ditampilkan pada Tabel 4.12 sebagai berikut:

Tabel 4.12 Pemilihan Model SARFIMA ($d=0,5777098$) Terbaik

Model SARFIMA	AIC	MSE
SARFIMA $([1,48], d, [1,48])^{48}$ <i>(no constant)</i>	-2937.2	0,000000013
SARFIMA $([1,48], d, [1])^{48}$ <i>(no constant)</i>	-2935.64	0,000000013
SARFIMA $([1], d, [48])^{48}$ <i>(constant)</i>	-2937.33	0,000000013
SARFIMA $([1], d, [1,48])^{48}$ <i>(no constant)</i>	-2935.08	0,000000013
SARFIMA $([1,48], d, [48])^{48}$ <i>(constant)</i>	-2939.73	0,000000013

Berdasarkan Tabel 4.12 dapat diketahui bahwa hasil dari nilai *MSE* untuk masing-masing sangat kecil dan relatif sama. Model ARFIMA yang baik adalah model yang telah memenuhi beberapa kondisi, baik parameter model yang telah signifikan, asumsi residual model terpenuhi baik untuk *white noise* maupun normal, serta mempunyai nilai *MSE* yang paling kecil. Berdasarkan hal tersebut model ARFIMA terbaik untuk dijadikan sebagai pemodelan serta peramalan pada data beban konsumsi listrik dilihat berdasarkan nilai *AIC* terkecil yaitu model SARFIMA $([1,48], d, [48])^{48}$ (*constant*). Kesimpulan yang dapat diambil yaitu model tersebut merupakan model terbaik untuk meramalkan beban konsumsi listrik di Jawa Timur.

4.3.5. Model SARFIMA ($p, d = 0, 5777098, q$) $(P, D, Q)^S$ Terbaik

Secara matematis model SARFIMA $([1,48], d, [48])^{48}$ (constant) dengan $(d=0,5777098)$ dapat dituliskan dalam bentuk seperti berikut:

$$(1-0,354B)(1+0,34864B^{48})(1-B)^{0,5777098}Z_t = 0,00001838 + (1-0,33647^{48})a_t$$

(Suhartono, 2011)

4.4. Perbandingan Model SARIMA dan Model SARFIMA

Pada subbab ini akan dibandingkan hasil ramalan beban konsumsi listrik Jawa Timur pada 18 Agustus – 22 Agustus tahun 2015 dengan menggunakan model terbaik dari model SARIMA dan SARFIMA. Hasil ramalan yang dibandingkan adalah ramalan beban konsumsi listrik untuk periode 1 hari dan 2 hari kedepan.

4.4.1. Perbandingan Ramalan Periode Satu Hari Kedepan

Perbandingan yang pertama dilakukan adalah perbandingan hasil ramalan model SARIMA $([2,23,38], 1, [1,23])^{48}$ (no constant) dan model SARFIMA $([1,48], d, [48])^{48}$ (constant) dengan $(d=0,5777098)$ untuk periode ramalan satu hari kedepan, yaitu pada tanggal 23 Agustus 2015. Perbandingan dilakukan dengan melihat nilai MSE dari masing-masing model dapat dilihat pada (lampiran 11).

Tabel 4.13 Perbandingan Hasil Ramalan Periode Satu Hari

Model	MSE
SARIMA	54808,1
SARFIMA	97926884

Tabel 4.13 menampilkan nilai MSE model ARIMA lebih kecil daripada model ARFIMA. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model ARIMA lebih baik

dalam meramalkan beban konsumsi listrik di Jawa Timur untuk periode satu hari kedepan.

4.4.2. Perbandingan Ramalan Periode Dua Hari Kedepan

Perbandingan selanjutnya adalah perbandingan hasil ramalan model SARIMA $([2,23,38],1,[1,23])^{48}$ (*no constant*) dan model SARFIMA $([1,48], d, [48])^{48}$ (*constant*) dengan ($d=0,5777098$) untuk periode ramalan dua hari, yaitu pada tanggal 23 Agustus – 24 Agustus 2015. Perbandingan juga dilakukan dengan melihat nilai MSE dari masing-masing model seperti pada (lampiran 11).

Tabel 4.14 Perbandingan Hasil Ramalan Periode Dua Hari

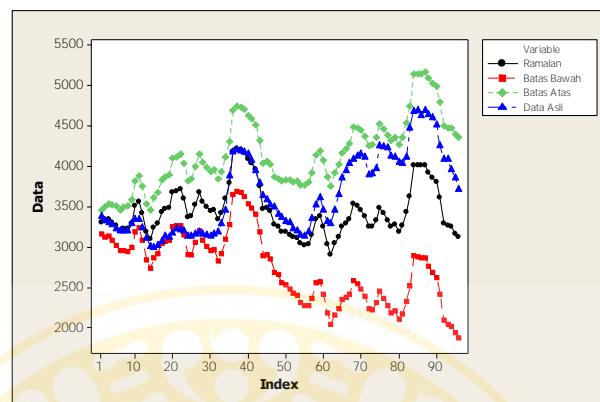
Model	MSE
SARIMA	211833
SARFIMA	8175654069

Tabel 4.14 menunjukkan bahwa model ARIMA memiliki nilai MSE yang lebih kecil dari model ARFIMA, sehingga dapat disimpulkan bahwa model ARIMA lebih baik dalam meramalkan beban konsumsi listrik di Jawa Timur untuk periode dua minggu kedepan.

4.4.3 Peramalan Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek Berdasarkan Model Terbaik

Pada Bab 4.4 telah dijelaskan bahwa model ARIMA merupakan model terbaik untuk meramalkan beban konsumsi listrik jangka pendek di Jawa Timur, yaitu SARIMA $([2,23,38],1,[1,23])^{48}$ (*no constant*). Setelah mendapatkan model ARIMA terbaik maka dilakukan peramalan selama dua hari kedepan. Hasil peramalan untuk beban konsumsi listrik jangka pendek di Jawa Timur selama dua

hari dapat dilihat pada (Lampiran 11). Secara visual, hasil peramalan SARIMA disajikan dalam Gambar 4.10 berikut ini:



Gambar 4.10 Plot Ramalan Model SARIMA Terbaik Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek

Gambar 4.10 menunjukkan bahwa data *forecast* sudah baik karena pada plot dapat dilihat bahwa data asli dan data *forecast* banyak berhimpitan dan tidak ada yang melewati batas bawah maupun batas bawah.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang didapatkan pada penelitian ini berdasarkan hasil analisis dan pembahasan antara lain sebagai berikut.

1. Beban konsumsi listrik wilayah Jawa Timur mengalami fluktuatif yang relatif besar dengan beban terendah pada pukul 03.30 dan beban tertinggi 18.00. Kenaikan beban konsumsi listrik dimulai pada pukul 16.30, yang diduga disebabkan oleh kebutuhan penerangan untuk menjalankan kegiatan rumah tangga maupun industri.
2. Data beban konsumsi listrik Jawa Timur menunjukkan pola musiman harian, yang ditunjukkan dari plot ACF setelah *differencing 1 lag* yang mengalami kenaikan tian *lag 48*. Berdasarkan model SARIMA, didapatkan model yang paling baik untuk meramalkan beban konsumsi listrik Jawa Timur adalah model SARIMA $([2,23,38],1,[1,23])^{48}$ (*no constant*), dengan kriteria *AIC* sebesar 2212.98 dan *MSE* sebesar 5979,18.
3. Data beban konsumsi listrik Jawa Timur teridentifikasi memiliki sifat *long memory*, yang dibuktikan dari statistik *Hurst* yang nilainya berada pada interval $0 < H < 1$, yaitu 0,98529, sehingga data dapat dimodelkan dengan model ARFIMA. Perhitungan parameter d dengan menggunakan metode GPH menunjukkan bahwa besar parameter d yang digunakan dalam pemodelan adalah 0,5777098. Data mengandung pola musiman harian, sehingga model terbaik yang didapatkan adalah SARFIMA $([1,48], d, [48])^{48}$ (*constant*) untuk meramalkan beban konsumsi listrik

Jawa Timur. Model tersebut memiliki nilai *AIC* sebesar -2939.73 dan *MSE* sebesar 0,000000013.

4. Perbandingan antara model SARIMA dan SARFIMA menunjukkan bahwa model SARIMA memiliki hasil yang lebih baik daripada model SARFIMA untuk peramalan beban konsumsi listrik Jawa Timur dengan periode ramalan satu hari, dan dua hari. Hal ini ditunjukkan dari nilai kebaikan model *out-sample*, yaitu nilai *MSE* yang dihasilkan model SARIMA bernilai lebih kecil daripada model SARFIMA untuk kedua periode hasil ramalan.

5.2 Saran

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, saran yang dapat diberikan adalah melakukan penelusuran lebih lanjut terhadap penerapan model ARFIMA pada data beban listrik jangka pendek dengan periode selain harian dan melakukan penelusuran lebih lanjut terhadap *outlier* pada data *time series*, sehingga dapat meningkatkan kebaikan model untuk melakukan peramalan.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah, A., & Muyadi, Y. 2011. *Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Pendekatan Statistik dan Soft Computing*. Palembang: Universitas Sriwijaya.
- Adi, Januar. 2012. *Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Optimally Pruned Extreme Learning Machine (OPELM) pada Sistem Kelistrikan Jawa Timur*. Jurnal Teknik ITS. Vol. 1. No. 1.
- Anugerah. 2007. Perbandingan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dan Metode Deret Berkala Box-Jenkins (ARIMA) sebagai Metode Peramalan Curah Hujan.
- C.W.J. Granger & R. Joyeux. 1980. *An Introduction to Long-Memory Time Series Models and Fractional Differencing*. *Journal of Time Series Analysis*. Vol.1.
- Damayanti, R., 2007, Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic Pada Data Time Series, *Skripsi*, Universitas Airlangga, Surabaya
- Darmawan, G. 2008. Perbandingan Penaksiran Parameter Pembeda pada Model ARFIMA melalui Metode Regresi Spektral. *Jurnal Sains. Institut Teknologi Sepuluh November*.
- Darmawan, W. *Krisis Listrik: Jatim Terancam Kelangkaan Pasokan*. Online. <http://surabaya.bisnis.com/read/20141110/4/75883/krisis-listrik-jatim-terancam-kelangkaan-pasokan>, Diakses 24 Mei 2016.
- Didi. 2012. *Software R dan Fitur-fiturnya*. Online.
<http://didi.staff.gunadarma.ac.id/Downloads/files/13706/BabII.pdf>
Diakses 10 Maret 2016
- Hogg, R.V. dan Craig, A.T. 1978. *Introduction To Mathematical Statistics*. Macmillan Publishing, Inc. New York.
- Hosking, M. 1981. Fractional Differencing. *Biometrika Journal* , 165 - 176.
- Hurst, H.E. 1951. *Long-Term Storage of Reservoirs: An Experimental Study*. *Transaction on the American Society of Civil Engineers*.

- Januar, A. 2013. Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Optimally Pruned Extreme Learning Machine (OPELM) pada Sistem Kelistrikan Jawa Timur. *Jurnal Teknik ITS*.
- Jessica, G. *Badan Usaha Penunjang Tenaga Listrik akan Disertasi. Online.* <http://m.metrotvnews.com/read/2014/11/13/318168/badan-usaha-penunjang-tenaga-listrik-akan-disertasi.com>. Diakses 24 Mei 2016.
- Joyeux, C. G. 1980. An Introduction to Long-Memory Time Series Models and Fractional Differencing. *Journal of Time Series Analys*.
- Kementerian ESDM RI. 2009. *Master Plan Pembangunan Ketenagalistrikan 2010 s.d. 2014*. Jakarta: Kementerian ESDM RI.
- Kusuma, Liana N. Dan Winita Sulandari. 2009. *Penerapan Model ARFIMA (Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average) dalam Peramalan Suku Bunga Sertifikat Bank Indonesia (SBI)*. Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika. Universitas Sebelas Maret. Surakarta.
- Nasution, A.H. 2005. *Manajemen Industri*. Yogyakarta: Andi.
- Reisen, V. A. dan Lopes, S. 1999. *Some simulations and applications of forecasting long-memory time series models*. *Journal of Statistical Planning and Inference* 80, 269-287.
- Republik Indonesia. 1985. *Undang-undang No. 15 Tahun 1985 tentang Ketenagalistrikan*. Sekretariat Negara. Jakarta.
- Ryan, B., Joiner., dan Cryer, J. 2013. *Minitab Handbook Sixth Edition*. Brooks/Cole. Boston USA.
- Suhartono dan Muhammad Hisyam Lee. 2011. *Forecasting of Tourist Arrivals Using Subset, Multiplicative or Additive Seasonal ARIMA Model*. *Matematika*, 27(2): 169 - 182. ISSN: 0127-8274. DOAJ, EBSCO.
- Syafputri, E. *PLN: beban puncak listrik Jawa-Bali catatkan rekor tertinggi. Online*. <http://www.antaranews.com/berita/431923/pln-beban-puncak-listrik-jawa-bali-catatkan-rekor-tertinggi>. Diakses 24 Mei 2016.
- Tarno. 2013. Kombinasi Prosedur Pemodelan Subset ARIMA dan Deteksi Outlier untuk Prediksi Data Runtun Waktu. Seminar Nasional Statistika. Universitas Diponegoro. Semarang.

Utomo, Pramono D., 2012. Penerapan Model DSARFIMA untuk Peramalan Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek di Jawa Timur dan Bali. *Jurnal Sains dan Seni. ITS. Surabaya*

Wei, W. W. S. 2006. *Time Series Analysis*. New York. Addison Wesley

Widarjono, Agus. 2007. *Ekonometrika Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta : Ekonisis FE UII.

Zulfa I., dan Suhartono. 2015. *Peramalan Beban Listrik di Jawa Timur Menggunakan Metode ARIMA dan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)*. *Jurnal Sains dan Seni ITS. Online*. Vol 4. No 1. (http://ejurnal.its.ac.id/index.php/sains_seni/article/view/9233)
Diakses pada 7 Maret 2016.



Lampiran 1. Data Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek di Jawa Timur Pada
18 Agustus 2015 – 24 Agustus 2015

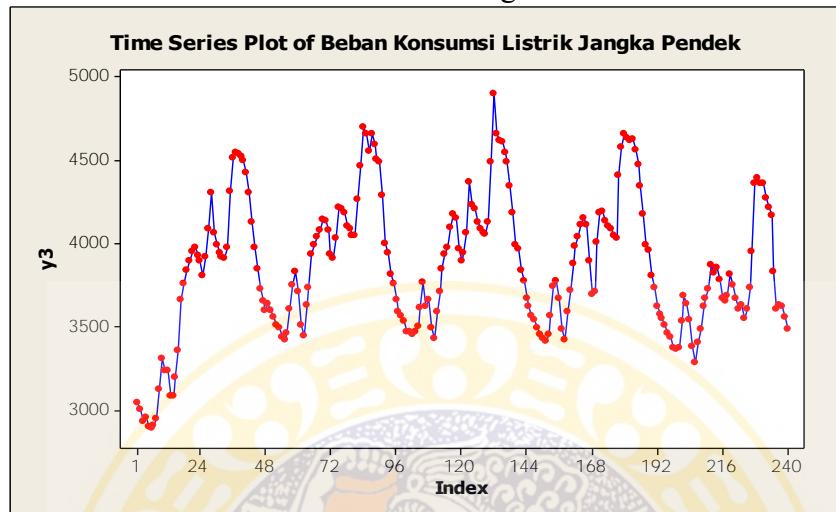
Jam	18-Agust	19-Agust	20-Agust	21-Agust	22-Agust	23-Agust	24-Agust
00.30	3043,05	3638,53	3589,23	3620,54	3576,16	3377,05	3360,889
01.00	3003,14	3596,89	3565,48	3567,53	3551,64	3331,11	3317,907
01.30	2931,44	3556,29	3529,21	3539,17	3510,98	3301,53	3302,503
02.00	2953,09	3512,5	3465,82	3491,27	3460,47	3275,43	3227,977
02.30	2897,4	3494,78	3472,09	3450,56	3433,46	3217,46	3192,673
03.00	2891,34	3438,53	3451,93	3430,11	3369,91	3203,46	3152,315
03.30	2910,67	3423,93	3468,68	3412,52	3365,61	3193,09	3139,025
04.00	2950,71	3461,41	3499,74	3450,47	3375,78	3193,46	3178,927
04.30	3120,74	3601,49	3612,47	3563,29	3533,34	3292,57	3354,482
05.00	3310,78	3745,29	3764,71	3744,96	3685,62	3344,08	3518,887
05.30	3236,47	3832,7	3620,24	3772,41	3636,9	3337,83	3607,506
06.00	3234,91	3710,5	3662,38	3671,93	3540,82	3234,26	3461,763
06.30	3085,68	3510,59	3491,64	3485,35	3379,13	3102,93	3316,036
07.00	3084,55	3443,3	3424,75	3423,42	3282,06	2998,834	3284,198
07.30	3192,92	3632	3587	3592,44	3406,29	2992,724	3457,9
08.00	3358,56	3736,57	3705,23	3720,87	3483,91	3019,896	3652,389
08.30	3657,19	3930,05	3848,71	3875,57	3617,85	3069,296	3859,27
09.00	3755,34	3992,53	3932,84	3980,67	3672,39	3131,85	3947,661
09.30	3836,24	4041,64	3972,48	4034,43	3725,73	3124,425	4028,885
10.00	3892,14	4080,38	4096,53	4112,59	3869,82	3173,146	4092,026
10.30	3952,48	4144,46	4173,93	4148,01	3822,32	3217,654	4130,154
11.00	3974,53	4135,34	4149,14	4109,84	3853,79	3214,555	4149,956
11.30	3921,66	4080,14	3967,76	3889,51	3779,26	3199,555	4108,607
12.00	3892,75	3930,51	3893,75	3693,79	3672,51	3136,004	3890,495
12.30	3804,41	3905,7	3937,72	3712,73	3652,38	3134,826	3912,225
13.00	3919,38	4030,41	4061,03	4006,99	3681,53	3162,791	3974,58
13.30	4088,02	4214,66	4363,68	4184,38	3815,58	3186,02	4256,37
14.00	4303,39	4204,42	4228,47	4193,74	3745,45	3164,89	4235,735
14.30	4063,56	4184,87	4209,64	4134,73	3672,78	3150,14	4228,193
15.00	3986,27	4104,36	4124,86	4101,98	3602,83	3133,97	4126,92
15.30	3945,4	4082,53	4089,5	4083,28	3625,58	3158,96	4116,208
16.00	3920,86	4048,95	4061	4045,09	3551,49	3189,63	4052,464
16.30	3909,98	4046,98	4050,04	4029,22	3607,18	3292,54	4038,766
17.00	3977,57	4264,89	4123,52	4407,37	3732,56	3453,76	4108,348

17.30	4308,19	4461,54	4487,63	4575,19	3948,53	3877,15	4468,23
18.00	4512,41	4693,75	4898,11	4657,53	4362,47	4174,8	4682,15
18.30	4541,82	4657,1	4653,39	4630,7	4390,19	4198,38	4684,36
19.00	4531,46	4553,46	4618,55	4618,73	4355,32	4192,41	4625,23
19.30	4517,2	4655,86	4603,46	4619,33	4355,48	4174,74	4687,735
20.00	4493,58	4587,77	4541,99	4560,82	4271,83	4146,85	4634,625
20.30	4421,56	4500,9	4487,36	4473,02	4217,99	4078,76	4603,165
21.00	4301,41	4487,58	4345,3	4341,91	4164,07	3940,19	4506,523
21.30	4122,18	4283,9	4180,12	4174,14	3829,91	3787,12	4257,167
22.00	3973,74	3993,97	3986,75	3991,6	3600,86	3639,01	4091,888
22.30	3847,46	3937,84	3966,37	3955,31	3626,84	3580,5	4080,354
23.00	3722,32	3815,29	3837,51	3804,12	3618,91	3518,8	3957,837
23.30	3650,36	3757,15	3773,88	3729,86	3553,6	3493,15	3854,33
24.00	3596,17	3658,4	3669,17	3621,87	3485,96	3409,99	3718,43

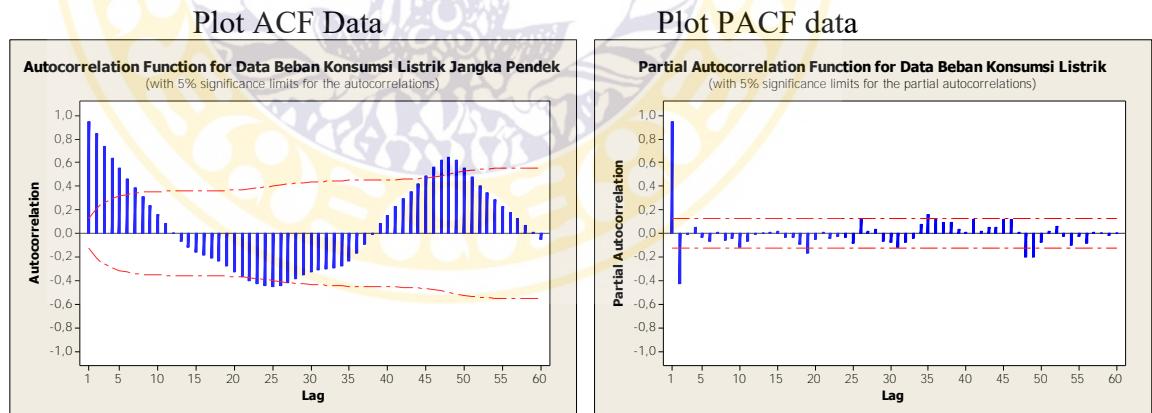


Lampiran 2. *Output* Program SARIMA Minitab 16 Pemodelan Beban Konsumsi Listrik Jangka pendek di Jawa Timur

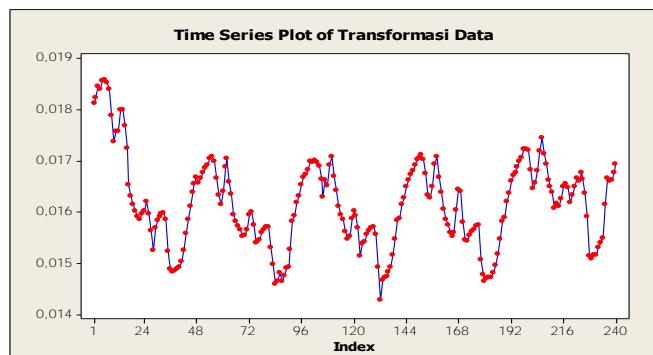
A. Plot Data Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek di Jawa Timur



B. Plot ACF dan PACF Data Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek di Jawa Timur



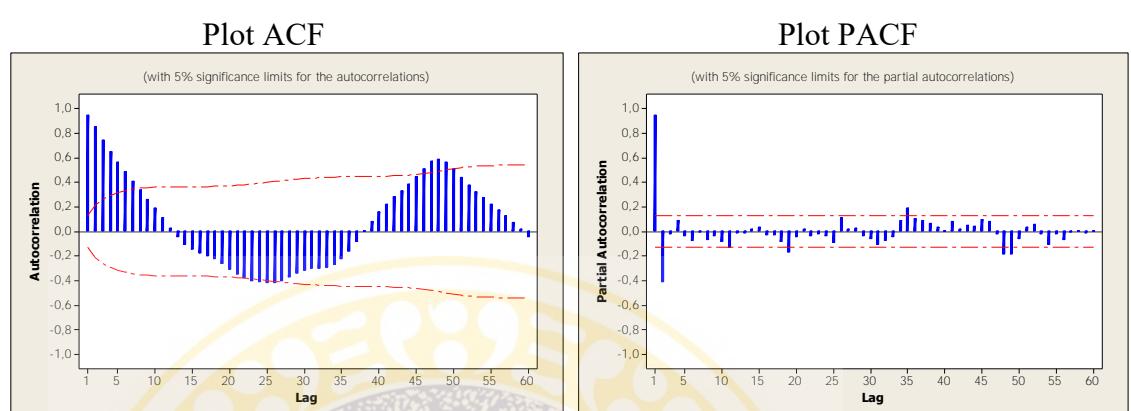
C. Plot Data Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek di Jawa Timur Setelah di Transformasi



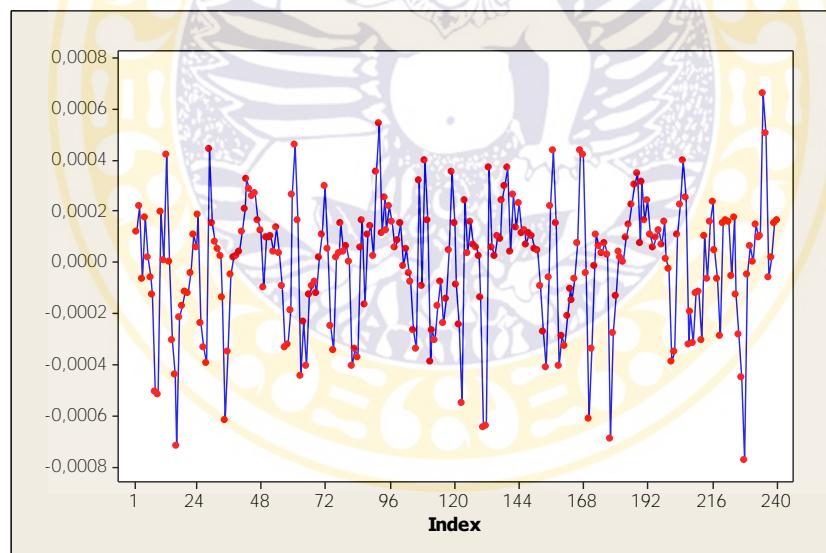
Lanjutan Lampiran 2. Output Program SARIMA Minitab 16 Pemodelan Beban Konsumsi Listrik Jangka pendek di Jawa Timur

D. Plot ACF dan PACF Data Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek di Jawa

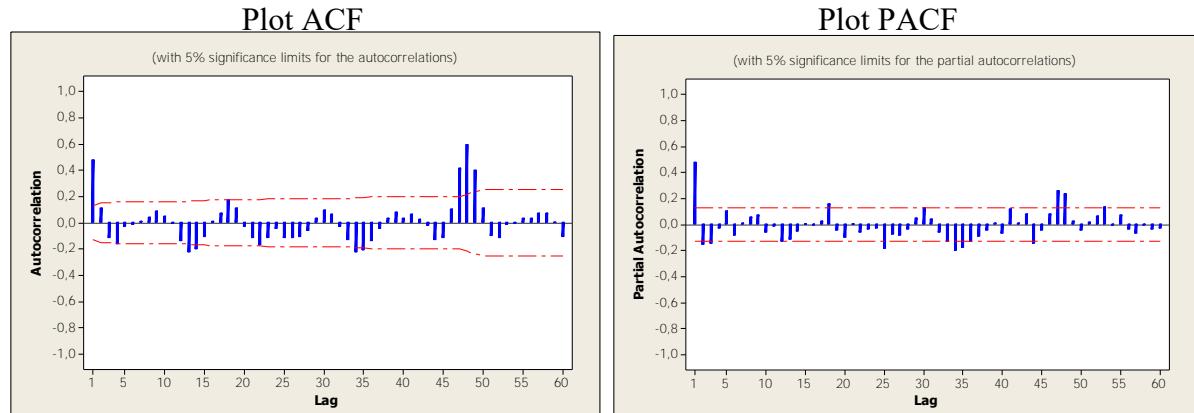
Timur Setelah di Transformasi



E. Plot Data Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek di Jawa Timur Setelah di

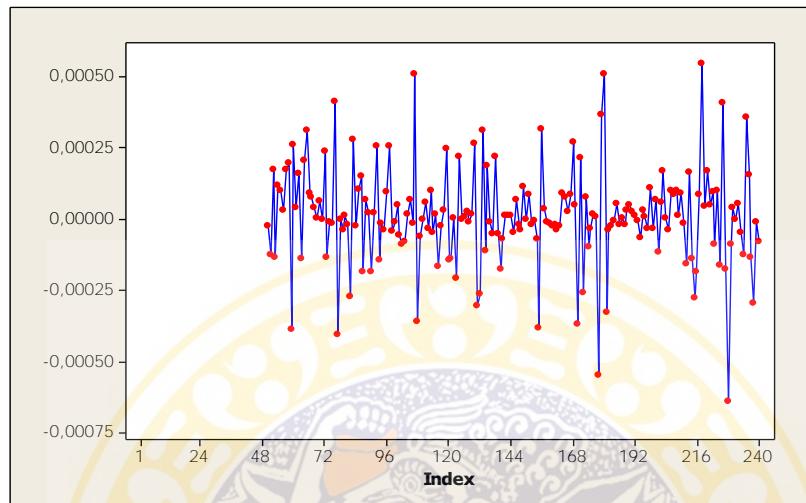
Differencing Lag 1

F. Plot ACF dan PACF Data Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek di Jawa

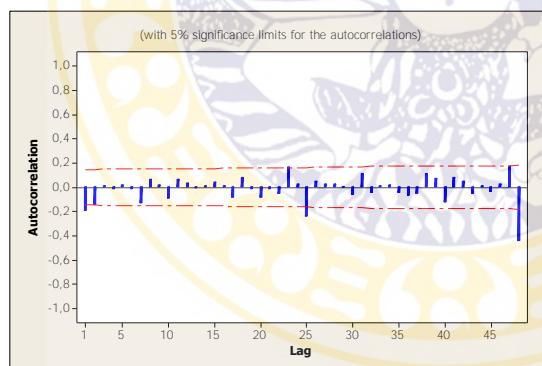
Timur Setelah di *Differencing Lag 1*

Lanjutan Lampiran 2. Output Program SARIMA Minitab 16 Pemodelan Beban

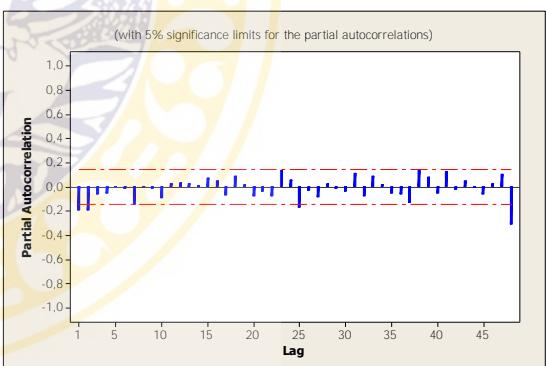
Konsumsi Listrik Jangka pendek di Jawa Timur

G. Plot Data Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek di Jawa Timur Setelah di
Differencing Lag 1 dan Lag 48H. Plot ACF dan PACF Data Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek di Jawa Timur Setelah di *Differencing Lag 1 dan Lag 48*

Plot ACF

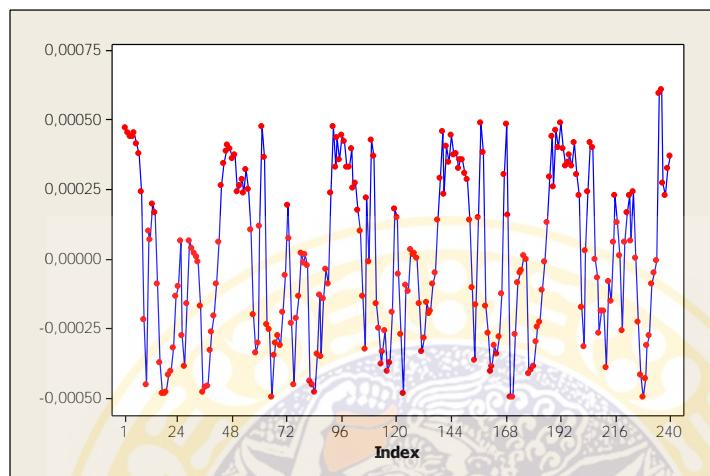


Plot PACF

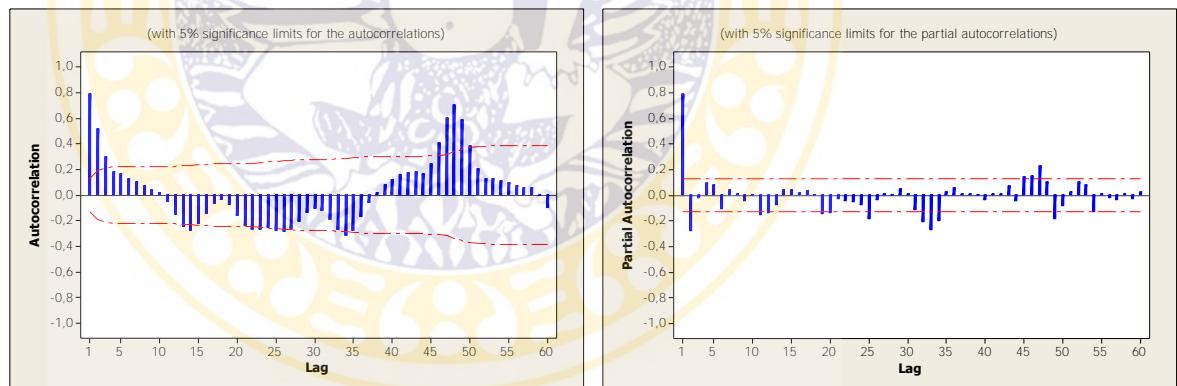


Lampiran 3. *Output Program SARFIMA Minitab 16 Pemodelan Beban Konsumsi Listrik Jangka pendek di Jawa Timur*

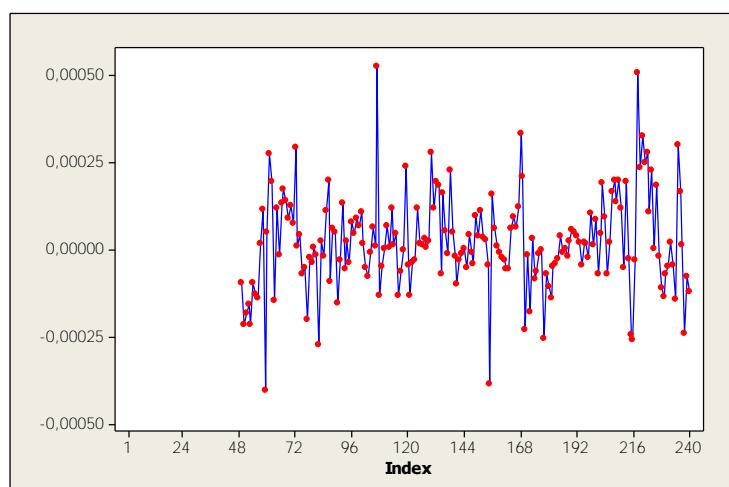
A. Plot Data Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek di Jawa Timur Setelah di *Differencing d=0,5777098*



B. Plot ACF dan PACF Data Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek di Jawa Timur Setelah di *Differencing d=0,5777098*

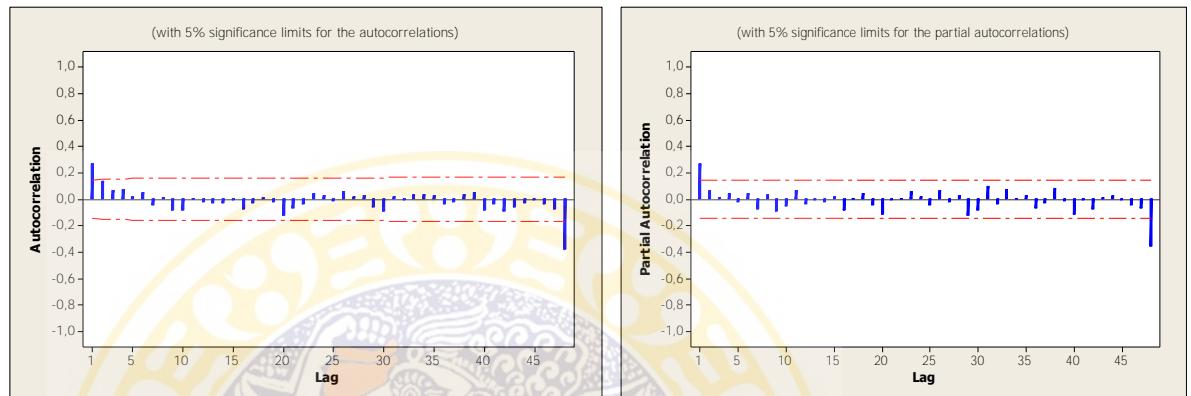


C. Plot Data Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek di Jawa Timur Setelah di *Differencing d=0,5777098* dan Lag 48



Lanjutan Lampiran 3. Output Program SARFIMA Minitab 16 Pemodelan Beban Konsumsi Listrik Jangka pendek di Jawa Timur

D. Plot ACF dan PACF Data Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek di Jawa Timur Setelah di *Differencing d=0,5777098* dan Lag 48



Lampiran 4. *Output Data Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek, Data Setelah di Transformasi, Data Setelah di Differencing Lag 1, dan Data Setelah di Differencing Lag 1 dan Lag 48*

Obs	Transformasi z	Differencing 1 Lag	Differencing 1 Lag dan 48 Lag	Obs	Transformasi z	Differencing 1 Lag	Differencing 1 Lag dan 48 Lag
1	0,018128	*	*	37	0,014838	-4,8E-05	*
2	0,018248	0,00012	*	38	0,014855	1,7E-05	*
3	0,01847	0,000222	*	39	0,014879	2,34E-05	*
4	0,018402	-6,8E-05	*	40	0,014918	3,91E-05	*
5	0,018578	0,000176	*	41	0,015039	0,000121	*
6	0,018597	1,95E-05	*	42	0,015247	0,000209	*
7	0,018535	-6,2E-05	*	43	0,015575	0,000328	*
8	0,018409	-0,00013	*	44	0,015864	0,000288	*
9	0,017901	-0,00051	*	45	0,016122	0,000258	*
10	0,017379	-0,00052	*	46	0,016391	0,000269	*
11	0,017578	0,000198	*	47	0,016551	0,000161	*
12	0,017582	4,24E-06	*	48	0,016676	0,000124	*
13	0,018002	0,00042	*	49	0,016578	-9,7E-05	*
14	0,018005	3,3E-06	*	50	0,016674	9,57E-05	-2,4E-05
15	0,017697	-0,00031	*	51	0,016769	9,49E-05	-0,00013
16	0,017255	-0,00044	*	52	0,016873	0,000104	0,000172
17	0,016536	-0,00072	*	53	0,016916	4,27E-05	-0,00013
18	0,016318	-0,00022	*	54	0,017054	0,000138	0,000118
19	0,016145	-0,00017	*	55	0,01709	3,63E-05	9,82E-05
20	0,016029	-0,00012	*	56	0,016997	-9,3E-05	3,34E-05
21	0,015906	-0,00012	*	57	0,016663	-0,00033	0,000175
22	0,015862	-4,4E-05	*	58	0,01634	-0,00032	0,000198
23	0,015969	0,000107	*	59	0,016153	-0,00019	-0,00039
24	0,016028	5,92E-05	*	60	0,016417	0,000264	0,00026
25	0,016213	0,000185	*	61	0,016878	0,000461	4,08E-05
26	0,015973	-0,00024	*	62	0,017042	0,000164	0,000161
27	0,01564	-0,00033	*	63	0,016593	-0,00045	-0,00014
28	0,015244	-0,0004	*	64	0,016359	-0,00023	0,000208
29	0,015687	0,000443	*	65	0,015951	-0,00041	0,000312
30	0,015839	0,000151	*	66	0,015826	-0,00013	9,22E-05
31	0,01592	8,18E-05	*	67	0,01573	-9,6E-05	7,65E-05
32	0,01597	4,97E-05	*	68	0,015655	-7,5E-05	4,15E-05
33	0,015992	2,22E-05	*	69	0,015533	-0,00012	1,33E-06
34	0,015856	-0,00014	*	70	0,015551	1,71E-05	6,13E-05
35	0,015235	-0,00062	*	71	0,015655	0,000105	-1,7E-06
36	0,014887	-0,00035	*	72	0,015951	0,000295	0,000236

Lanjutan Lampiran 4. *Output* Data Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek, Data Setelah di Transformasi, Data Setelah di *Differencing Lag 1*, dan Data Setelah di *Differencing Lag 1* dan *Lag 48*

Obs	Transformasi z	Differencing 1 Lag	Differencing 1 Lag dan 48 Lag	Obs	Transformasi z	Differencing 1 Lag	Differencing 1 Lag dan 48 Lag
73	0,016001	5,06E-05	-0,00013	114	0,015946	-0,00017	-4,8E-05
74	0,015752	-0,00025	-9,9E-06	115	0,015866	-8E-05	1,67E-05
75	0,015403	-0,00035	-1,5E-05	116	0,015624	-0,00024	-0,00017
76	0,015422	1,87E-05	0,000415	117	0,015478	-0,00015	-2,4E-05
77	0,015458	3,6E-05	-0,00041	118	0,015525	4,62E-05	2,91E-05
78	0,015609	0,000151	-4,7E-07	119	0,015875	0,000351	0,000246
79	0,015651	4,17E-05	-4E-05	120	0,016026	0,00015	-0,00015
80	0,015716	6,48E-05	1,5E-05	121	0,015936	-9E-05	-0,00014
81	0,015719	3,82E-06	-1,8E-05	122	0,015692	-0,00024	5,69E-06
82	0,015312	-0,00041	-0,00027	123	0,015138	-0,00055	-0,00021
83	0,014971	-0,00034	0,000279	124	0,015378	0,00024	0,000221
84	0,014596	-0,00038	-2,6E-05	125	0,015413	3,44E-05	-1,6E-06
85	0,014654	5,73E-05	0,000106	126	0,015557	0,000158	6,71E-06
86	0,014819	0,000166	0,000149	127	0,015637	6,72E-05	2,55E-05
87	0,014655	-0,00016	-0,00019	128	0,015692	5,48E-05	-1E-05
88	0,014764	0,000108	6,93E-05	129	0,015713	2,12E-05	1,74E-05
89	0,014906	0,000142	2,08E-05	130	0,015573	-0,00014	0,000266
90	0,014928	2,21E-05	-0,00019	131	0,014928	-0,00065	-0,0003
91	0,015278	0,000351	2,28E-05	132	0,014288	-0,00064	-0,00026
92	0,015823	0,000545	0,000257	133	0,014659	0,000371	0,000314
93	0,015936	0,000112	-0,00015	134	0,014715	5,52E-05	-0,00011
94	0,016119	0,000254	-1,5E-05	135	0,014739	2,41E-05	0,000188
95	0,016314	0,000125	-3,6E-05	136	0,014838	9,94E-05	-9E-06
96	0,016533	0,000219	9,45E-05	137	0,014928	9E-05	-5,2E-05
97	0,016692	0,000159	0,000256	138	0,01517	0,000242	0,00022
98	0,016747	5,55E-05	-4E-05	139	0,015467	0,000297	-5,4E-05
99	0,016833	8,58E-05	-9,1E-06	140	0,015838	0,000371	-0,00017
100	0,016986	0,000153	4,9E-05	141	0,015878	4,06E-05	-7,2E-05
101	0,016971	-1,5E-05	-5,8E-05	142	0,016143	0,000264	1,05E-05
102	0,01702	4,95E-05	-8,8E-05	143	0,016278	0,000136	1,07E-05
103	0,016979	-4,1E-05	-7,7E-05	144	0,016509	0,000231	1,19E-05
104	0,016904	-7,6E-05	1,73E-05	145	0,016619	0,000111	-4,8E-05
105	0,016638	-0,00027	6,8E-05	146	0,016742	0,000123	6,75E-05
106	0,016298	-0,00034	-1,7E-05	147	0,016809	6,69E-05	-1,9E-05
107	0,01662	0,000322	0,000509	148	0,016924	0,000115	-3,8E-05
108	0,016524	-9,6E-05	-0,00036	149	0,017024	9,95E-05	0,000115
109	0,016923	0,000399	-6,2E-05	150	0,017074	5,07E-05	1,19E-06
110	0,017088	0,000164	3,53E-07	151	0,017118	4,39E-05	8,51E-05
111	0,016697	-0,00039	5,77E-05	152	0,017024	-9,4E-05	-1,9E-05
112	0,016428	-0,00027	-3,5E-05	153	0,016752	-0,00027	-5,8E-06
113	0,016119	-0,00031	9,86E-05	154	0,016341	-0,00041	-7,2E-05

Lanjutan Lampiran 4. Output Data Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek, Data Setelah di Transformasi, Data Setelah di Differencing Lag 1, dan Data Setelah di Differencing Lag 1 dan Lag 48

Obs	Transformasi z	Differencing 1 Lag	Differencing 1 Lag dan 48 Lag	Obs	Transformasi z	Differencing 1 Lag	Differencing 1 Lag dan 48 Lag
155	0,016281	-6E-05	-0,00038	198	0,017226	0,00016	0,000109
156	0,016503	0,000221	0,000317	199	0,017237	1,1E-05	-3,3E-05
157	0,016939	0,000436	3,68E-05	200	0,017211	-2,6E-05	6,84E-05
158	0,017091	0,000153	-1,2E-05	201	0,016823	-0,00039	-0,00012
159	0,016684	-0,00041	-1,6E-05	202	0,016472	-0,00035	6,02E-05
160	0,016394	-0,00029	-2,2E-05	203	0,016582	0,00011	0,00017
161	0,016063	-0,00033	-2,1E-05	204	0,016805	0,000223	2,21E-06
162	0,01585	-0,00021	-4E-05	205	0,017203	0,000397	-3,9E-05
163	0,015744	-0,00011	-2,6E-05	206	0,017455	0,000253	0,0001
164	0,015593	-0,00015	9,17E-05	207	0,017134	-0,00032	8,56E-05
165	0,015527	-6,7E-05	7,88E-05	208	0,016942	-0,00019	9,85E-05
166	0,015599	7,19E-05	2,58E-05	209	0,016626	-0,00032	1,4E-05
167	0,016034	0,000436	8,48E-05	210	0,016502	-0,00012	8,96E-05
168	0,016454	0,000419	0,000269	211	0,016383	-0,00012	-1,3E-05
169	0,016412	-4,2E-05	4,77E-05	212	0,016075	-0,00031	-0,00016
170	0,015798	-0,00061	-0,00037	213	0,016175	9,96E-05	0,000166
171	0,015459	-0,00034	0,000215	214	0,016109	-6,6E-05	-0,00014
172	0,015442	-1,7E-05	-0,00026	215	0,016267	0,000158	-0,00028
173	0,015552	0,00011	7,54E-05	216	0,016501	0,000235	-0,00018
174	0,015614	6,2E-05	-9,6E-05	217	0,016547	4,54E-05	8,74E-05
175	0,015649	3,57E-05	-3,1E-05	218	0,016481	-6,6E-05	0,000548
176	0,015723	7,37E-05	1,89E-05	219	0,016189	-0,00029	4,64E-05
177	0,015754	3,09E-05	9,72E-06	220	0,01634	0,000151	0,000168
178	0,015063	-0,00069	-0,00055	221	0,016501	0,000161	5,11E-05
179	0,014784	-0,00028	0,000366	222	0,01666	0,000159	9,75E-05
180	0,014653	-0,00013	0,000508	223	0,016608	-5,2E-05	-8,8E-05
181	0,014695	4,24E-05	-0,00033	224	0,01678	0,000172	9,86E-05
182	0,014714	1,9E-05	-3,6E-05	225	0,01665	-0,00013	-0,00016
183	0,014713	-9,6E-07	-2,5E-05	226	0,016368	-0,00028	0,000409
184	0,014807	9,41E-05	-5,3E-06	227	0,015914	-0,00045	-0,00018
185	0,014952	0,000145	5,46E-05	228	0,01514	-0,00077	-0,00064
186	0,015176	0,000224	-1,8E-05	229	0,015092	-4,8E-05	-9E-05
187	0,015478	0,000302	5,15E-06	230	0,015153	6,03E-05	4,13E-05
188	0,015828	0,00035	-2,1E-05	231	0,015152	-2,8E-07	6,77E-07
189	0,0159	7,24E-05	3,18E-05	232	0,0153	0,000148	5,36E-05
190	0,016213	0,000313	4,85E-05	233	0,015397	9,73E-05	-4,7E-05
191	0,016374	0,000161	2,51E-05	234	0,015497	9,94E-05	-0,00012
192	0,016616	0,000242	1,17E-05	235	0,016159	0,000662	0,00036
193	0,016722	0,000106	-4,6E-06	236	0,016665	0,000506	0,000156
194	0,01678	5,76E-05	-6,5E-05	237	0,016605	-6E-05	-0,00013
195	0,016877	9,69E-05	2,99E-05	238	0,016623	1,82E-05	-0,00029
196	0,016999	0,000123	7,8E-06	239	0,016775	0,000152	-8,5E-06
197	0,017066	6,67E-05	3,32E-05	240	0,016937	0,000162	8,5E-05

Lampiran 5. Langkah dan *Output* Program R untuk Menentukan Statistik Hurst dan menaksir Parameter d Pada Model SARFIMA dengan Metode GPH.

1. Langkah dan *Output* Penentuan Statistik Hurst

```
x=scan(file="D:DATA1.txt")
```

Read 240 items

```
z=1/sqrt(x)
```

```
library(fArma)
```

```
rsFit(z)
```

Title:

Hurst Exponent from R/S Method

Call:

```
rsFit(x = z)
```

Method:

R/S Method

Hurst Exponent:

H	beta
0.9852938	0.9852938

Hurst Exponent Diagnostic:

Estimate	Std.Err	t-value	Pr(> t)
X 0.9852938	0.02194168	44.90512	1.721067e-36

Parameter Settings:

n	levels	minnpts	cut.off1	cut.off2
240	50	3	5	316

Lanjutan Lampiran 5. Langkah dan *Output* Program *R* untuk Menentukan Statistik *Hurst* dan menaksir Parameter *d* Pada Model SARFIMA dengan Metode GPH.

2. Langkah dan *Output* Penentuan nilai *d* Pada Model SARFIMA dengan Metode GPH

```
library(fracdiff)  
  
fdGPH(z,bandw.exp=0.5)  
  
$d  
[1] 0.5777098  
  
$sd.as  
[1] 0.2196708  
  
$sd.reg  
[1] 0.3158863  
  
dfz<-diffseries(z,d=0.5777098)  
write.csv(dfz,file="D:dataR.csv")
```

Lampiran 6. *Script* Program SAS Model SARIMA.A. Model SARIMA $([1,25,38],1,[1,25])^{48}$ (*no constant*)

```

data listrik;
input z;
datalines;
3043.05
3003.14
2931.44
2953.09
2897.40
2891.34
2910.67
.....
3815.58
3745.45
3672.78
3602.83
3625.58
3551.49
3607.18
3732.56
3948.53
4362.47
4390.19
4355.32
4355.48
4271.83
4217.99
4164.07
3929.91
3600.86
3626.84
3618.91
3553.60
3485.96
;
proc arima data=listrik;
/**Tahap Identifikasi**/
identify var=z(1,48);
/**Tahap Estimasi**/
estimate
p=(1,25,38)
q=(1,25)
noconstant method=cls;
run;
forecast lead=96 Out=out1;
run;
proc print data=out1;
/**Tahap Uji Normalitas Residual**/
proc univariate data=out1 normal;
var residual;
run;

```

Lanjutan Lampiran 6. Program SAS Model SARIMA.

B. Model SARIMA ([2,38],1,[1,23])⁴⁸ (*no constant*)

```

data listrik;
input z;
datalines;
3043.05
3003.14
2931.44
2953.09
2897.40
2891.34
2910.67
.....
3815.58
3745.45
3672.78
3602.83
3625.58
3551.49
3607.18
3732.56
3948.53
4362.47
4390.19
4355.32
4355.48
4271.83
4217.99
4164.07
3929.91
3600.86
3626.84
3618.91
3553.60
3485.96
;
proc arima data=listrik;
/**Tahap Identifikasi*/
identify var=z(1,48);
/**Tahap Estimasi*/
estimate
p=(2,38)
q=(1,23)
noconstant method=cls;
run;
forecast lead=96 Out=out1;
run;
proc print data=out1;
/**Tahap Uji Normalitas Residual*/
proc univariate data=out1 normal;
var residual;
run;

```

Lanjutan Lampiran 6. Program SAS Model SARIMA.

C. Model SARIMA $([2,23,38],1,[1,23])^{48}$ (*no constant*)

```
data listrik;
input z;
datalines;
3043.05
3003.14
2931.44
2953.09
2897.40
2891.34
2910.67
.....
3815.58
3745.45
3672.78
3602.83
3625.58
3551.49
3607.18
3732.56
3948.53
4362.47
4390.19
4355.32
4355.48
4271.83
4217.99
4164.07
3929.91
3600.86
3626.84
3618.91
3553.60
3485.96
;
proc arima data=listrik;
/**Tahap Identifikasi*/
identify var=z(1,48);
/**Tahap Estimasi*/
estimate
p=(2,23,38)
q=(1,23)
noconstant method=cls;
run;
forecast lead=96 Out=out1;
run;
proc print data=out1;
/**Tahap Uji Normalitas Residual*/
proc univariate data=out1 normal;
var residual;
run;
```

Lanjutan Lampiran 6. Program SAS Model SARIMA.

D. Model SARIMA ([2,38],1,[1,23])⁴⁸ (*no constant*)

```

data listrik;
input z;
datalines;
3043.05
3003.14
2931.44
2953.09
2897.40
2891.34
2910.67
.....
3815.58
3745.45
3672.78
3602.83
3625.58
3551.49
3607.18
3732.56
3948.53
4362.47
4390.19
4355.32
4355.48
4271.83
4217.99
4164.07
3929.91
3600.86
3626.84
3618.91
3553.60
3485.96
;
proc arima data=listrik;
/**Tahap Identifikasi*/
identify var=z(1,48);
/**Tahap Estimasi*/
estimate
p=(2,23,38)
q=(1,23)
noconstant method=cls;
run;
forecast lead=96 Out=out1;
run;
proc print data=out1;
/**Tahap Uji Normalitas Residual*/
proc univariate data=out1 normal;
var residual;
run;

```

Lampiran 7. *Script* Program SAS Model SARFIMAA. Model SARFIMA SARFIMA $([1,48], d, [1,48])^{48}$ (*no constant*)

```

data listrik;
input dfz;
datalines;
0.0004702
0.0004521
0.0004420
0.0004396
0.0004518
0.0004136
0.0003775
0.0002425
-0.0002185
-0.0004530
.....
-0.0002617
0.0000571
0.0001649
0.0002286
0.0000651
0.0002399
0.0000028
-0.0002307
-0.0004200
-0.0004988
-0.0004301
-0.0003136
-0.0002773
-0.0000927
-0.0000534
-0.0000076
0.0005929
0.0006069
0.0002724
0.0002261
0.0003244
0.0003685
;
proc arima data=listrik;
/**Tahap Identifikasi*/
identify var=dfz(48);
run;
/**Tahap Estimasi*/
estimate
p=(1)(48)
q=(1)(48)
noconstant method=cls;
run;
forecast lead=96 Out=out1;
run;
proc print data=out1;
/**Tahap Uji Normalitas Residual*/
proc univariate data=out1 normal;
var residual;
run;

```

*Lanjutan Lampiran 7. Script Program SAS Model SARFIMA*B. Model SARFIMA SARFIMA $([1,48], d, [1])^{48}$ (*no constant*)

```

data listrik;
input dfz;
datalines;
0.0004702
0.0004521
0.0004420
0.0004396
0.0004518
0.0004136
0.0003775
0.0002425
-0.0002185
-0.0004530
.....
-0.0002617
0.0000571
0.0001649
0.0002286
0.0000651
0.0002399
0.0000028
-0.0002307
-0.0004200
-0.0004988
-0.0004301
-0.0003136
-0.0002773
-0.0000927
-0.0000534
-0.0000076
0.0005929
0.0006069
0.0002724
0.0002261
0.0003244
0.0003685
;
proc arima data=listrik;
/**Tahap Identifikasi*/
identify var=dfz(48);
run;
/**Tahap Estimasi*/
estimate
p=(1)(48)
q=(1)
noconstant method=cls;
run;
forecast lead=96 Out=out1;
run;
proc print data=out1;
/**Tahap Uji Normalitas Residual*/
proc univariate data=out1 normal;
var residual;
run;

```

Lanjutan Lampiran 7. Script Program SAS Model SARFIMA.C. Model SARFIMA SARFIMA ([1], d, [48])⁴⁸ (*constant*)

```

data listrik;
input dfz;
datalines;
0.0004702
0.0004521
0.0004420
0.0004396
0.0004518
0.0004136
0.0003775
0.0002425
-0.0002185
-0.0004530
.....
-0.0002617
0.0000571
0.0001649
0.0002286
0.0000651
0.0002399
0.0000028
-0.0002307
-0.0004200
-0.0004988
-0.0004301
-0.0003136
-0.0002773
-0.0000927
-0.0000534
-0.0000076
0.0005929
0.0006069
0.0002724
0.0002261
0.0003244
0.0003685
;
proc arima data=listrik;
/**Tahap Identifikasi*/
identify var=dfz(48);
run;
/**Tahap Estimasi*/
estimate
p=(1)
q=(48)
method=cls;
run;
forecast lead=96 Out=out1;
run;
proc print data=out1;
/**Tahap Uji Normalitas Residual*/
proc univariate data=out1 normal;
var residual;
run;

```

Lanjutan Lampiran 7. Script Program SAS Model SARFIMA.D. Model SARFIMA ([1], d, [1,48])⁴⁸ (*no constant*)

```

data listrik;
input dfz;
datalines;
0.0004702
0.0004521
0.0004420
0.0004396
0.0004518
0.0004136
0.0003775
0.0002425
-0.0002185
-0.0004530
.....
-0.0002617
0.0000571
0.0001649
0.0002286
0.0000651
0.0002399
0.0000028
-0.0002307
-0.0004200
-0.0004988
-0.0004301
-0.0003136
-0.0002773
-0.0000927
-0.0000534
-0.0000076
0.0005929
0.0006069
0.0002724
0.0002261
0.0003244
0.0003685
;
proc arima data=listrik;
/**Tahap Identifikasi*/
identify var=dfz(48);
run;
/**Tahap Estimasi*/
estimate
p=(1)(48)
q=(48)
method=cls;
run;
forecast lead=96 Out=out1;
run;
proc print data=out1;
/**Tahap Uji Normalitas Residual*/
proc univariate data=out1 normal;
var residual;
run;

```

*Lanjutan Lampiran 7. Script Program SAS Model SARFIMA.*E. Model SARFIMA ([1,48], d, [48])⁴⁸ (*constant*)

```

data listrik;
input dfz;
datalines;
0.0004702
0.0004521
0.0004420
0.0004396
0.0004518
0.0004136
0.0003775
0.0002425
-0.0002185
-0.0004530
.....
-0.0002617
0.0000571
0.0001649
0.0002286
0.0000651
0.0002399
0.0000028
-0.0002307
-0.0004200
-0.0004988
-0.0004301
-0.0003136
-0.0002773
-0.0000927
-0.0000534
-0.0000076
0.0005929
0.0006069
0.0002724
0.0002261
0.0003244
0.0003685
;
proc arima data=listrik;
/**Tahap Identifikasi**/
identify var=dfz(48);
run;
/**Tahap Estimasi**/
estimate
p=(1)(48)
q=(48)
method=cls;
run;
forecast lead=96 Out=out1;
run;
proc print data=out1;
/**Tahap Uji Normalitas Residual**/
proc univariate data=out1 normal;
var residual;
run;

```

LAMPIRAN 8. *Output* Program SAS Model SARIMA.A. Model SARIMA ([1,25,38],1,[1,25]) (*no constant*)

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Lag
MA1,1	0.73160	0.07148	10.23	<.0001	1
MA1,2	-0.22024	0.07769	-2.83	0.0051	25
AR1,1	0.43184	0.07881	5.48	<.0001	1
AR1,2	-0.50519	0.10577	-4.78	<.0001	25
AR1,3	0.19616	0.07613	2.58	0.0108	38
Variance Estimate					
Std Error Estimate					
AIC					
SBC					
Number of Residuals					
6317.957					
79.48558					
2218.438					
2234.699					
191					

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations-----					
6	2.41	1	0.1205	-0.029	-0.031	0.073	-0.006	0.051	0.051
12	7.02	7	0.4266	-0.120	0.017	0.062	-0.016	0.060	0.018
18	10.60	13	0.6439	0.054	0.053	-0.016	0.056	-0.085	0.026
24	12.16	19	0.8788	-0.013	-0.066	0.036	-0.022	0.020	-0.022
30	13.18	25	0.9742	0.020	0.017	-0.033	0.039	-0.021	-0.029
36	21.36	31	0.9021	0.124	-0.050	0.054	0.001	-0.119	-0.011

Tests for Normality					
Test	--Statistic--		----p Value----		
Shapiro-Wilk	W	0.975718	Pr < W	0.0021	
Kolmogorov-Smirnov	D	0.061399	Pr > D	0.0785	
Cramer-von Mises	W-Sq	0.207563	Pr > W-Sq	<0.0050	
Anderson-Darling	A-Sq	1.167922	Pr > A-Sq	<0.0050	

Lanjutan **LAMPIRAN 8.** Output Program SAS Model SARIMA.

B. Model SARIMA ([2,38],1,[1,23]) (*no constant*)

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Lag
MA1,1	0.28821	0.07174	4.02	<.0001	1
MA1,2	-0.19383	0.08140	-2.38	0.0183	23
AR1,1	-0.17559	0.07383	-2.38	0.0184	2
AR1,2	0.18624	0.08582	2.17	0.0313	38
Variance Estimate					
Std Error Estimate					
AIC					
SBC					
Number of Residuals					
* AIC and SBC do not include log determinant.					

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	1.21	2	0.5458	-0.003	-0.005	-0.032	-0.069	0.002	0.016
12	5.50	8	0.7030	-0.123	-0.025	0.005	-0.023	0.068	0.018
18	8.68	14	0.8511	0.067	0.018	-0.014	0.037	-0.085	0.039
24	9.84	20	0.9710	-0.020	-0.061	0.031	0.000	0.009	-0.012
30	14.86	26	0.9599	-0.133	0.001	-0.034	0.044	-0.001	-0.042
36	23.12	32	0.8746	0.119	-0.054	0.067	-0.015	-0.109	-0.042

Tests for Normality				
Test	--Statistic--		-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.968755	Pr < W	0.0003
Kolmogorov-Smirnov	D	0.067699	Pr > D	0.0316
Cramer-von Mises	W-Sq	0.299772	Pr > W-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq	1.692652	Pr > A-Sq	<0.0050

Lanjutan LAMPIRAN 8. Output Program SAS Model SARIMA.

C. Model SARIMA ([2,23,38],1,[1,23])(no constant)

The ARIMA Procedure						
Conditional Least Squares Estimation						
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Approx	Lag
MA1,1	0.30117	0.06808	4.42	<.0001		1
MA1,2	0.53350	0.11201	4.76	<.0001		23
AR1,1	-0.20054	0.05984	-3.35	0.0010		2
AR1,2	0.66600	0.10656	6.25	<.0001		23
AR1,3	0.15180	0.06828	2.22	0.0274		38
Variance Estimate		6139.963				
Std Error Estimate		78.35792				
AIC		2212.98				
SBC		2229.241				
Number of Residuals		191				

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations-----					
6	3.22	1	0.0728	-0.063	0.079	0.014	-0.071	0.014	0.027
12	8.25	7	0.3109	-0.143	-0.021	0.009	-0.024	0.058	0.011
18	13.70	13	0.3954	0.118	0.047	0.007	0.059	-0.062	0.050
24	16.51	19	0.6227	-0.017	-0.067	0.056	-0.049	-0.027	0.044
30	19.79	25	0.7577	-0.017	0.064	-0.041	0.074	0.034	-0.044
36	29.61	31	0.5377	0.136	-0.063	0.077	-0.016	-0.116	0.001

Tests for Normality					
Test	--Statistic--		----p Value----		
Shapiro-Wilk	W	0.988569	Pr < W		0.1285
Kolmogorov-Smirnov	D	0.058528	Pr > D		0.1081
Cramer-von Mises	W-Sq	0.107953	Pr > W-Sq		0.0904
Anderson-Darling	A-Sq	0.651942	Pr > A-Sq		0.0903

Lanjutan LAMPIRAN 8. Output Program SAS Model SARIMA.

D. Model SARIMA ([2,38],1,[1,23])(no constant)

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MA1,1	0.28821	0.07174	4.02	<.0001	1
MA1,2	-0.19383	0.08140	-2.38	0.0183	23
AR1,1	-0.17559	0.07383	-2.38	0.0184	2
AR1,2	0.18624	0.08582	2.17	0.0313	38
Variance Estimate	6666.841				
Std Error Estimate	81.65072				
AIC	2227.728				
SBC	2240.737				
Number of Residuals	191				

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	Pr > ChiSq	DF	-----Autocorrelations-----					
6	1.21	2	0.5458	-0.003	-0.005	-0.032	-0.069	0.002	0.016
12	5.50	8	0.7030	-0.123	-0.025	0.005	-0.023	0.068	0.018
18	8.68	14	0.8511	0.067	0.018	-0.014	0.037	-0.085	0.039
24	9.84	20	0.9710	-0.020	-0.061	0.031	0.000	0.009	-0.012
30	14.86	26	0.9599	-0.133	0.001	-0.034	0.044	-0.001	-0.042
36	23.12	32	0.8746	0.119	-0.054	0.067	-0.015	-0.109	-0.042

Tests for Normality					
Test	--Statistic--		----p Value----		
Shapiro-Wilk	W	0.968755	Pr < W	0.0003	
Kolmogorov-Smirnov	D	0.067699	Pr > D	0.0316	
Cramer-von Mises	W-Sq	0.299772	Pr > W-Sq	<0.0050	
Anderson-Darling	A-Sq	1.692652	Pr > A-Sq	<0.0050	

LAMPIRAN 9. *Output* Program SAS Model SARFIMA.

A. Model SARFIMA ($[1,48], d, [1,48]$)⁴⁸ (no constant)

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Lag
MA1,1	0.36365	0.15522	2.34	0.0202	1
MA2,1	0.32602	0.14408	2.26	0.0248	48
AR1,1	0.69266	0.12054	5.75	<.0001	1
AR2,1	-0.35449	0.15270	-2.32	0.0213	48
Variance Estimate		1.302E-8			
Std Error Estimate		0.000114			
AIC		-2937.2			
SBC		-2924.17			
Number of Residuals		192			

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	2.76	2	0.2517	0.016	-0.044	-0.031	0.098	0.005	0.035
12	4.33	8	0.8261	-0.076	-0.011	-0.006	-0.028	0.030	-0.013
18	10.58	14	0.7190	0.051	0.116	-0.039	-0.081	-0.011	0.073
24	14.35	20	0.8121	0.016	-0.045	-0.041	0.016	0.076	0.085
30	17.84	26	0.8814	-0.011	0.043	0.051	0.048	-0.051	-0.076
36	20.25	32	0.9468	0.049	-0.043	-0.019	0.042	0.036	-0.051

Tests for Normality				
Test	--Statistic--		-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.977844	Pr < W	0.0039
Kolmogorov-Smirnov	D	0.049131	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.158094	Pr > W-Sq	0.0197
Anderson-Darling	A-Sq	1.022628	Pr > A-Sq	0.0108

*Lanjutan LAMPIRAN 9. Output Program SAS Model SARFIMA.*B. Model SARFIMA $([1,48], d, [1])^{48}$ (*no constant*)

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MA1,1	0.35045	0.16702	2.10	0.0372	1
AR1,1	0.66513	0.13343	4.98	<.0001	1
AR2,1	-0.59853	0.07618	-7.86	<.0001	48
Variance Estimate					
Std Error Estimate					
AIC					
SBC					
Number of Residuals					
* AIC and SBC do not include log determinant.					

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	2.28	3	0.5161	0.009	-0.026	-0.031	0.086	-0.007	0.048
12	4.24	9	0.8951	-0.087	-0.016	-0.010	-0.037	0.016	0.009
18	11.23	15	0.7359	0.065	0.117	-0.043	-0.087	-0.009	0.076
24	14.50	21	0.8474	0.023	-0.050	-0.046	0.026	0.064	0.071
30	18.97	27	0.8710	-0.020	0.042	0.057	0.037	-0.055	-0.099
36	22.18	33	0.9236	0.075	-0.051	0.006	0.011	0.050	-0.053

Tests for Normality					
Test	--Statistic--		----p Value----		
Shapiro-Wilk	W	0.978315	Pr < W	0.0045	
Kolmogorov-Smirnov	D	0.055736	Pr > D	0.1498	
Cramer-von Mises	W-Sq	0.168855	Pr > W-Sq	0.0144	
Anderson-Darling	A-Sq	1.062008	Pr > A-Sq	0.0087	

Lanjutan LAMPIRAN 9. Output Program SAS Model SARFIMA.

C. Model SARFIMA ([1], d , [48])⁴⁸ (*constant*)

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Lag
MU	0.00001839	7.30626E-6	2.52	0.0126	0
MA1,1	0.59180	0.06899	8.58	<.0001	48
AR1,1	0.34545	0.06857	5.04	<.0001	1
Constant Estimate					
Variance Estimate					
Std Error Estimate					
AIC					
SBC					
Number of Residuals					

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	3.44	4	0.4872	-0.025	0.052	0.024	0.109	0.000	0.041
12	6.52	10	0.7696	-0.076	0.003	-0.040	-0.064	0.019	-0.058
18	10.02	16	0.8654	-0.022	0.043	-0.057	-0.093	-0.046	0.018
24	13.32	22	0.9239	-0.017	-0.073	-0.044	-0.016	0.057	0.063
30	16.47	28	0.9583	-0.018	0.040	0.003	0.034	-0.064	-0.081
36	19.46	34	0.9784	0.015	-0.059	-0.050	0.033	-0.005	-0.073

Tests for Normality				
Test	--Statistic--		----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.981657	Pr < W	0.0129
Kolmogorov-Smirnov	D	0.052528	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.134181	Pr > W-Sq	0.0403
Anderson-Darling	A-Sq	0.878836	Pr > A-Sq	0.0241

*Lanjutan LAMPIRAN 9. Output Program SAS Model SARFIMA.*D. Model SARFIMA ([1], d, [1,48])⁴⁸ (*no constant*)

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Lag
MA1,1	0.40746	0.15011	2.71	0.0073	1
MA2,1	0.59364	0.06893	8.61	<.0001	48
AR1,1	0.72136	0.11420	6.32	<.0001	1
Variance Estimate					
Std Error Estimate					
AIC					
SBC					
Number of Residuals					
* AIC and SBC do not include log determinant.					

Autocorrelation Check of Residuals										
To Lag	Chi-Square	Pr > ChiSq	DF	-----	Autocorrelations					
6	2.47	0.4800	3	0.020	-0.052	-0.030	0.085	0.011	0.034	
12	4.17	0.9001	9	-0.063	0.014	-0.019	-0.036	0.047	-0.015	
18	7.91	0.9273	15	0.025	0.088	-0.021	-0.069	-0.012	0.063	
24	11.74	0.9464	21	0.017	-0.058	-0.039	0.003	0.080	0.077	
30	14.70	0.9735	27	-0.002	0.052	0.034	0.049	-0.051	-0.065	
36	17.15	0.9896	33	0.031	-0.035	-0.024	0.064	0.020	-0.056	

Tests for Normality					
Test	--Statistic--		----p Value----		
Shapiro-Wilk	W	0.972643	Pr < W	0.0008	
Kolmogorov-Smirnov	D	0.064117	Pr > D	0.0522	
Cramer-von Mises	W-Sq	0.219086	Pr > W-Sq	<0.0050	
Anderson-Darling	A-Sq	1.406931	Pr > A-Sq	<0.0050	

*Lanjutan LAMPIRAN 9. Output Program SAS Model SARFIMA.*E. Model SARFIMA ([1,48], d, [48])⁴⁸ (*constant*)

The ARIMA Procedure						
Conditional Least Squares Estimation						
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Approx t	Lag
MU	0.00001838	7.46874E-6	2.46	0.0148	0	
MA1,1	0.33647	0.14097	2.39	0.0180	48	
AR1,1	0.35400	0.06854	5.16	<.0001	1	
AR2,1	-0.34864	0.14973	-2.33	0.0209	48	
Constant Estimate						
Variance Estimate						
Std Error Estimate						
AIC						
SBC						
Number of Residuals						

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	3.59	3	0.3094	-0.025	0.052	0.014	0.115	-0.013	0.035
12	6.85	9	0.6530	-0.089	-0.027	-0.031	-0.057	0.003	-0.055
18	11.71	15	0.7008	-0.000	0.070	-0.074	-0.099	-0.044	0.029
24	14.87	21	0.8296	-0.020	-0.058	-0.049	-0.002	0.052	0.074
30	18.52	27	0.8868	-0.023	0.032	0.021	0.029	-0.064	-0.095
36	21.72	33	0.9336	0.029	-0.071	-0.045	0.011	0.009	-0.074

Tests for Normality						
Test	--Statistic--		-----p Value-----			
Shapiro-Wilk	W	0.984873	Pr < W		0.0369	
Kolmogorov-Smirnov	D	0.043731	Pr > D		>0.1500	
Cramer-von Mises	W-Sq	0.093391	Pr > W-Sq		0.1399	
Anderson-Darling	A-Sq	0.624996	Pr > A-Sq		0.1025	

Lampiran 10. Perhitungan MSE *Insample***A. Model SARIMA**

Model SARIMA
 $([1,25,38],1,[1,25])^{48}$
(no constant)

No	Z_t	\hat{Z}_t	$(Z_t - \hat{Z}_t)^2$
1	3596,89	3598,62	2,9929
2	3556,29	3525,71	935,1364
3	3512,5	3569	3192,25
4	3494,78	3469,88	620,01
5	3438,53	3486,9	2339,657
6	3423,93	3471,58	2270,523
7	3461,41	3484,18	518,4729
8	3601,49	3646,99	2070,25
9	3745,29	3811,88	4434,228
10	3832,7	3699,73	17681,02
11	3710,5	3803,7	8686,24
12	3510,59	3577,36	4458,233
13	3443,3	3536,42	8671,334
14	3632	3591,23	1662,193
15	3736,57	3802,5	4346,765
16	3930,05	4057,06	16131,54
17	3992,53	4075,71	6918,912
18	4041,64	4118,88	5966,018
19	4080,38	4140,32	3592,804
20	4144,46	4177,16	1069,29
...
181	4355,32	4292,39	3960,185
182	4355,48	4316,93	1486,102
183	4271,83	4293,76	480,9249
184	4217,99	4198,11	395,2144
185	4164,07	4092,66	5099,388
186	3929,91	3984,76	3008,523
187	3600,86	3742,37	20025,08
188	3626,84	3579,46	2244,864
189	3618,91	3482,69	18555,89
190	3553,6	3486,89	4450,224
191	3485,96	3351,25	18146,78

$$MSE = \frac{\sum(Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n} = \frac{1175140}{191} = 6152,564$$

Model SARIMA
 $([2,23,38],1,[1,23])^{48}$
(no constant)

No	Z_t	\hat{Z}_t	$(Z_t - \hat{Z}_t)^2$
1	3596,89	3598,62	2,9929
2	3556,29	3525,71	935,1364
3	3512,5	3569,08	3201,296
4	3494,78	3467,61	738,2089
5	3438,53	3493,66	3039,317
6	3423,93	3466,85	1842,126
7	3461,41	3486,96	652,8025
8	3601,49	3645,94	1975,803
9	3745,29	3805,43	3616,82
10	3832,7	3695,1	18933,76
11	3710,5	3798,97	7826,941
12	3510,59	3555,48	2015,112
13	3443,3	3547,17	10788,98
14	3632	3593,12	1511,654
15	3736,57	3799,2	3922,517
16	3930,05	4037,95	11642,41
17	3992,53	4072,94	6465,768
18	4041,64	4118,73	5942,868
19	4080,38	4127,91	2259,101
20	4144,46	4161,41	287,3025
...
181	4355,32	4256,29	9806,941
182	4355,48	4330,97	600,7401
183	4271,83	4314,9	1855,025
184	4217,99	4212,07	35,0464
185	4164,07	4097,3	4458,233
186	3929,91	3989,76	3582,023
187	3600,86	3728,94	16404,49
188	3626,84	3628,63	3,2041
189	3618,91	3530,38	7837,561
190	3553,6	3550,12	12,1104
191	3485,96	3360,2	15815,58

$$MSE = \frac{\sum(Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n} = \frac{1142024}{191} = 5979,184$$

Lanjutan Lampiran 10. Perhitungan MSE**B. Model SARFIMA**

Model SARFIMA
([1,48], d, [1,48])⁴⁸
(no constant)

No	Z_t	\hat{Z}_t	$(Z_t - \hat{Z}_t)^2$
1	0,000376	0,00047	8,93E-09
2	0,00024	0,000421	3,29E-08
3	0,000262	0,000361	9,82E-09
4	0,000284	0,000351	4,42E-09
5	0,000238	0,000368	1,71E-08
6	0,000319	0,000313	4,27E-11
7	0,000251	0,00031	3,46E-09
8	0,000104	0,000176	5,28E-09
9	-0,0002	-0,00029	7,5E-09
10	-0,00034	-0,00047	1,83E-08
11	-0,00031	0,000128	1,87E-07
12	0,000119	-5,3E-05	2,96E-08
13	0,000474	0,000171	9,21E-08
14	0,000364	0,000248	1,36E-08
15	-0,00024	4,92E-06	5,77E-08
16	-0,00026	-0,00039	1,78E-08
17	-0,0005	-0,00045	2,22E-09
18	-0,00035	-0,00048	1,63E-08
19	-0,00031	-0,00043	1,65E-08
20	-0,00028	-0,00034	4,43E-09
...
181	-0,00043	-0,0003	1,73E-08
182	-0,00031	-0,00029	6,23E-10
183	-0,00028	-0,00029	2,3E-10
184	-9,3E-05	-0,00015	3,58E-09
185	-5,3E-05	-4,3E-05	9,97E-11
186	-7,6E-06	8,92E-05	9,37E-09
187	0,000593	0,000243	1,22E-07
188	0,000607	0,000535	5,24E-09
189	0,000272	0,000353	6,53E-09
190	0,000226	0,000462	5,56E-08
191	0,000324	0,000315	8,48E-11
192	0,000369	0,000417	2,33E-09

$$MSE = \frac{\sum(Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n} = \frac{6,6006E-09}{192} = \\ 0,000000013$$

SARFIMA ([1,48], d, [1])⁴⁸
(no constant)

No	Z_t	\hat{Z}_t	$(Z_t - \hat{Z}_t)^2$
1	0,000376	0,00047	8,93E-09
2	0,00024	0,000422	3,34E-08
3	0,000262	0,000365	1,06E-08
4	0,000284	0,000356	5,11E-09
5	0,000238	0,000374	1,85E-08
6	0,000319	0,000319	3,07E-13
7	0,000251	0,000315	4,04E-09
8	0,000104	0,000181	5,94E-09
9	-0,0002	-0,00028	6,75E-09
10	-0,00034	-0,00047	1,77E-08
11	-0,00031	0,000127	1,87E-07
12	0,000119	-4,8E-05	2,79E-08
13	0,000474	0,000173	9,05E-08
14	0,000364	0,000245	1,42E-08
15	-0,00024	8,8E-08	5,54E-08
16	-0,00026	-0,00039	1,8E-08
17	-0,0005	-0,00045	2,05E-09
18	-0,00035	-0,00048	1,65E-08
19	-0,00031	-0,00044	1,71E-08
20	-0,00028	-0,00035	4,98E-09
...
181	-0,00043	-0,00027	2,47E-08
182	-0,00031	-0,00031	5,38E-11
183	-0,00028	-0,00027	1,2E-10
184	-9,3E-05	-0,00015	2,76E-09
185	-5,3E-05	-4,6E-05	5,46E-11
186	-7,6E-06	0,000125	1,76E-08
187	0,000593	0,000241	1,24E-07
188	0,000607	0,000527	6,35E-09
189	0,000272	0,000321	2,37E-09
190	0,000226	0,000465	5,72E-08
191	0,000324	0,000318	3,74E-11
192	0,000369	0,000429	3,71E-09

$$MSE = \frac{\sum(Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n} = \frac{2,49444E-06}{191} = \\ 0,000000013$$

Lanjutan Lampiran 10. Perhitungan MSE

SARFIMA ([1], d , [48])⁴⁸
(constant)

No	Z_t	\hat{Z}_t	$(Z_t - \hat{Z}_t)^2$
1	0,000376	0,000489	1,27E-08
2	0,00024	0,000431	3,68E-08
3	0,000262	0,000381	1,42E-08
4	0,000284	0,000389	1,1E-08
5	0,000238	0,00041	2,98E-08
6	0,000319	0,000352	1,04E-09
7	0,000251	0,000357	1,12E-08
8	0,000104	0,000211	1,15E-08
9	-0,0002	-0,00025	2,78E-09
10	-0,00034	-0,00044	9,52E-09
11	-0,00031	0,000149	2,06E-07
12	0,000119	-5,9E-05	3,16E-08
13	0,000474	0,000228	6,08E-08
14	0,000364	0,000274	8,11E-09
15	-0,00024	-9,2E-06	5,11E-08
16	-0,00026	-0,00041	2,49E-08
17	-0,0005	-0,00043	4,36E-09
18	-0,00035	-0,00048	1,64E-08
19	-0,00031	-0,00042	1,37E-08
20	-0,00028	-0,00034	4,76E-09
...
181	-0,00043	-0,00032	1,32E-08
182	-0,00031	-0,00025	3,58E-09
183	-0,00028	-0,00025	9,82E-10
184	-9,3E-05	-0,00012	6,76E-10
185	-5,3E-05	1,49E-07	2,87E-09
186	-7,6E-06	0,000108	1,34E-08
187	0,000593	0,000271	1,04E-07
188	0,000607	0,000562	1,98E-09
189	0,000272	0,000377	1,1E-08
190	0,000226	0,000454	5,2E-08
191	0,000324	0,000335	1,04E-10
192	0,000369	0,00045	6,72E-09

$$MSE = \frac{\sum(Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n} = \frac{2,47263E-06}{191} = \\ 0,000000013$$

SARFIMA ([1], d , [1,48])⁴⁸
(no constant)

No	Z_t	\hat{Z}_t	$(Z_t - \hat{Z}_t)^2$
1	0,000376	0,00047	8,93E-09
2	0,00024	0,000422	3,34E-08
3	0,000262	0,000363	1,03E-08
4	0,000284	0,000351	4,44E-09
5	0,000238	0,000367	1,67E-08
6	0,000319	0,000312	5,71E-11
7	0,000251	0,000306	3,07E-09
8	0,000104	0,000174	4,93E-09
9	-0,0002	-0,00029	7,81E-09
10	-0,00034	-0,00048	1,94E-08
11	-0,00031	0,000123	1,84E-07
12	0,000119	-4,8E-05	2,77E-08
13	0,000474	0,000167	9,44E-08
14	0,000364	0,000241	1,52E-08
15	-0,00024	2,67E-06	5,66E-08
16	-0,00026	-0,00038	1,63E-08
17	-0,0005	-0,00045	2,2E-09
18	-0,00035	-0,00048	1,59E-08
19	-0,00031	-0,00044	1,68E-08
20	-0,00028	-0,00034	4,56E-09
...
181	-0,00043	-0,00033	9,55E-09
182	-0,00031	-0,00029	7,12E-10
183	-0,00028	-0,00029	1,63E-10
184	-9,3E-05	-0,00016	4,8E-09
185	-5,3E-05	-3,9E-05	2,18E-10
186	-7,6E-06	8,29E-05	8,2E-09
187	0,000593	0,000246	1,2E-07
188	0,000607	0,000514	8,67E-09
189	0,000272	0,000381	1,18E-08
190	0,000226	0,000466	5,75E-08
191	0,000324	0,000328	1,51E-11
192	0,000369	0,000405	1,32E-09

$$MSE = \frac{\sum(Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n} = \frac{2,50173E-06}{191} = \\ 0,000000013$$

Lanjutan Lampiran 10. Perhitungan MSE

SARFIMA ([1,48], d , [48])⁴⁸
(constant)

No	Z_t	\hat{Z}_t	$(Z_t - \hat{Z}_t)^2$
1	0,000376	0,000488	1,27E-08
2	0,00024	0,000436	3,86E-08
3	0,000262	0,000381	1,43E-08
4	0,000284	0,000377	8,62E-09
5	0,000238	0,000396	2,53E-08
6	0,000319	0,000342	5,24E-10
7	0,000251	0,000338	7,63E-09
8	0,000104	0,000202	9,67E-09
9	-0,0002	-0,00026	3,78E-09
10	-0,00034	-0,00045	1,3E-08
11	-0,00031	0,00014	1,98E-07
12	0,000119	-3,5E-05	2,37E-08
13	0,000474	0,000195	7,8E-08
14	0,000364	0,000258	1,13E-08
15	-0,00024	1,97E-06	5,63E-08
16	-0,00026	-0,00039	1,75E-08
17	-0,0005	-0,00044	2,89E-09
18	-0,00035	-0,00047	1,47E-08
19	-0,00031	-0,00043	1,52E-08
20	-0,00028	-0,00034	4,45E-09
...
181	-0,00043	-0,00025	3,12E-08
182	-0,00031	-0,00028	1,07E-09
183	-0,00028	-0,00024	1,56E-09
184	-9,3E-05	-0,00012	6,76E-10
185	-5,3E-05	-2,3E-05	9,47E-10
186	-7,6E-06	0,000145	2,34E-08
187	0,000593	0,000261	1,1E-07
188	0,000607	0,000547	3,65E-09
189	0,000272	0,00033	3,29E-09
190	0,000226	0,000473	6,08E-08
191	0,000324	0,000332	5,54E-11
192	0,000369	0,000451	6,78E-09

$$MSE = \frac{\sum(Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n} = \frac{2,45311E-06}{191} =$$

0,000000013

Lampiran 11. Perhitungan MSE *Outsample***A. MSE *Outsample* Periode Satu Hari Kedepan**

SARIMA ([2,23,38],1,[1,23]) ⁴⁸ (no constant)				SARFIMA ([1],d,[1,48]) ⁴⁸ (no constant)			
No	Z _t	\hat{Z}_t	(Z _t - \hat{Z}_t) ²	No	Z _t	\hat{Z}_t	(Z _t - \hat{Z}_t) ²
1	3377,05	3306,681	4951,74	1	3377,05	2738,07568	4,08E+05
2	3331,11	3310,151	439,2713	2	3331,11	2769,085925	3,16E+05
3	3301,53	3336,673	1235,059	3	3301,53	2874,389192	1,82E+05
4	3275,43	3301,357	672,1834	4	3275,43	2596,795554	4,61E+05
5	3217,46	3262,399	2019,541	5	3217,46	2700,221418	2,68E+05
6	3203,46	3204,33	0,757596	6	3203,46	2645,502646	3,11E+05
7	3193,09	3225,658	1060,681	7	3193,09	3124,8047	4,66E+03
8	3193,46	3219,64	685,3767	8	3193,46	4980,823828	3,19E+06
9	3292,57	3288,549	16,16603	9	3292,57	-9532,888465	1,64E+08
10	3344,08	3502,657	25146,7	10	3344,08	-3133,322889	4,20E+07
11	3337,83	3554,782	47068,26	11	3337,83	-16846,36119	4,07E+08
12	3234,26	3414,762	32581,08	12	3234,26	4668,53408	2,06E+06
13	3102,93	3186,896	7050,239	13	3102,93	2038,154248	1,13E+06
14	2998,834	3098,773	9987,784	14	2998,834	2390,914525	3,70E+05
15	2992,724	3236,579	59465,07	15	2992,724	-13517,1668	2,73E+08
16	3019,896	3291,622	73834,75	16	3019,896	-6236,357967	8,57E+07
17	3069,296	3432,047	131588,3	17	3069,296	-3100,390649	3,81E+07
18	3131,85	3466,763	112166,7	18	3131,85	-3585,514521	4,51E+07
19	3124,425	3487,483	131811	19	3124,425	-4282,105083	5,49E+07
20	3173,146	3672,33	249184,2	20	3173,146	-2985,787651	3,79E+07
...
37	4198,38	4212,458	198,1816	37	4198,38	5,34412E+07	2,86E+15
38	4192,41	4199,453	49,59962	38	4192,41	6,86673E+07	4,71E+15
39	4174,74	4161,776	168,0601	39	4174,74	7,62660E+07	5,82E+15
40	4146,85	4082,31	4165,45	40	4146,85	2,91730E+08	8,51E+16
41	4078,76	4033,053	2089,148	41	4078,76	2,20963E+11	4,88E+22
42	3940,19	3958,875	349,1367	42	3940,19	3,05061E+07	9,30E+14
43	3787,12	3749,126	1443,514	43	3787,12	2,31199E+06	5,33E+12
44	3639,01	3465,605	30069,33	44	3639,01	3,12458E+06	9,74E+12
45	3580,5	3484,24	9265,949	45	3580,5	2,95273E+04	6,73E+08
46	3518,8	3437,024	6687,38	46	3518,8	1,01366E+06	1,02E+12
47	3493,15	3276,201	47066,96	47	3493,15	9,78157E+05	9,50E+11
48	3409,99	3248,662	26026,59	48	3409,99	1,62939E+06	2,64E+12

$MSE = \frac{\sum(Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n} = \frac{2630786}{48} = 54808,1$

$MSE = \frac{\sum(Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n} = \frac{4700490432}{48} = 97926884$

Lanjutan Lampiran 11. Perhitungan MSE *Outsample*B. MSE *Outsample* Periode Dua Hari KedepanSARIMA $([2,23,38], 1, [1,23])^{48}$
(no constant)

No	Z_t	\hat{Z}_t	$(Z_t - \hat{Z}_t)^2$
1	3377,05	3306,6814	4951,74
2	3331,11	3310,1512	439,2713
3	3301,53	3336,6734	1235,059
4	3275,43	3301,3565	672,1834
5	3217,46	3262,3993	2019,541
6	3203,46	3204,3304	0,757596
7	3193,09	3225,6581	1060,681
8	3193,46	3219,6397	685,3767
9	3292,57	3288,5493	16,16603
10	3344,08	3502,6571	25146,7
11	3337,83	3554,7822	47068,26
12	3234,26	3414,7623	32581,08
13	3102,93	3186,8957	7050,239
14	2998,834	3098,7729	9987,784
15	2992,724	3236,5786	59465,07
16	3019,896	3291,6215	73834,75
17	3069,296	3432,047	131588,3
18	3131,85	3466,763	112166,7
19	3124,425	3487,4828	131811
20	3173,146	3672,3295	249184,2
...	
85	4684,36	4007,4981	458142
86	4625,23	4003,2528	386855,6
87	4687,735	4012,7147	455652,4
88	4634,625	3921,8687	508021,5
89	4603,165	3857,7042	555711,8
90	4506,523	3808,3962	487381
91	4257,167	3603,9066	426749,2
92	4091,888	3291,7329	640248,2
93	4080,354	3256,2476	679151,4
94	3957,837	3243,3796	510449,4
95	3854,33	3165,2709	474802,4
96	3718,43	3117,6112	360983,2

$$MSE = \frac{\sum(Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n} = \frac{20335964}{96} = 211833$$

SARFIMA $([1], d, [1,48])^{48}$
(no constant)

No	Z_t	\hat{Z}_t	$(Z_t - \hat{Z}_t)^2$
1	3377,05	2738,07568	408288,2
2	3331,11	2769,085925	315871,1
3	3301,53	2874,389192	182449,3
4	3275,43	2596,795554	460544,7
5	3217,46	2700,221418	267535,8
6	3203,46	2645,502646	311316,4
7	3193,09	3124,8047	4662,882
8	3193,46	4980,823828	3194669
9	3292,57	-9532,888465	1,64E+08
10	3344,08	-3133,322889	41956748
11	3337,83	-16846,36119	4,07E+08
12	3234,26	4668,53408	2057142
13	3102,93	2038,154248	1133747
14	2998,834	2390,914525	369566,1
15	2992,724	-13517,1668	2,73E+08
16	3019,896	-6236,357967	85678238
17	3069,296	-3100,390649	38065033
18	3131,85	-3585,514521	45122986
19	3124,425	-4282,105083	54856688
20	3173,146	-2985,787651	37932464
...	
85	4684,36	5,34412E+07	2,86E+15
86	4625,23	6,86673E+07	4,71E+15
87	4687,735	7,62660E+07	5,82E+15
88	4634,625	2,91730E+08	8,51E+16
89	4603,165	2,20963E+11	4,88E+22
90	4506,523	3,05061E+07	9,30E+14
91	4257,167	2,31199E+06	5,33E+12
92	4091,888	3,12458E+06	9,74E+12
93	4080,354	2,95273E+04	6,73E+08
94	3957,837	1,01366E+06	1,02E+12
95	3854,33	9,78157E+05	9,50E+11
96	3718,43	1,62939E+06	2,64E+12

$$MSE = \frac{\sum(Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n} = \frac{7,84863E+11}{96} = 97926884$$

Lampiran 12. Hasil Peramalan Model Terbaik

Hari Ke-	Jam	Ramalan	Batas Bawah	Batas Atas	Data Asli
1	00.30	3306,68	3153,1027	3460,26	3377,05
	01.00	3310,15	3122,7872	3497,515	3331,11
	01.30	3336,67	3134,2833	3539,063	3301,53
	02.00	3301,36	3081,5295	3521,183	3275,43
	02.30	3262,4	3024,1052	3500,693	3217,46
	03.00	3204,33	2949,5648	3459,096	3203,46
	03.30	3225,66	2955,8336	3495,483	3193,09
	04.00	3219,64	2935,4365	3503,843	3193,46
	04.30	3288,55	2990,5861	3586,513	3292,57
	05.00	3502,66	3191,5634	3813,751	3344,08
	05.30	3554,78	3231,1039	3878,46	3337,83
	06.00	3414,76	3078,9669	3750,558	3234,26
	06.30	3186,9	2839,4027	3534,389	3102,93
	07.00	3098,77	2739,9642	3457,582	2998,83
	07.30	3236,58	2866,8009	3606,356	2992,72
	08.00	3291,62	2911,1908	3672,052	3019,9
	08.30	3432,05	3041,2535	3822,841	3069,3
	09.00	3466,76	3065,8745	3867,652	3131,85
	09.30	3487,48	3076,7473	3898,218	3124,43
	10.00	3672,33	3251,9777	4092,681	3173,15
	10.30	3685,84	3256,0885	4115,595	3217,65
	11.00	3707,79	3268,8396	4146,746	3214,56
	11.30	3591,67	3143,7083	4039,636	3199,56
	12.00	3359,5	2898,2922	3820,716	3136
	12.30	3373,66	2905,7456	3841,584	3134,83
	13.00	3523,05	3051,981	3994,112	3162,79
	13.30	3668,62	3192,8541	4144,384	3186,02
	14.00	3562,95	3081,1874	4044,703	3164,89
	14.30	3491,55	3004,4346	3978,661	3150,14
	15.00	3441,98	2949,9459	3934,009	3133,97
	15.30	3458,85	2961,8049	3955,887	3158,96
	16.00	3333,35	2831,2472	3835,444	3189,63
	16.30	3421,31	2914,2439	3928,385	3292,54
	17.00	3601,93	3089,956	4113,897	3453,76
	17.30	3791,61	3274,78	4308,444	3877,15
	18.00	4172,15	3650,4954	4693,803	4174,8
	18.30	4212,46	3686,028	4738,888	4198,38
	19.00	4199,45	3668,2913	4730,614	4192,41

19.30	4161,78	3622,3514	4701,201	4174,74
20.00	4082,31	3535,9081	4628,711	4146,85
20.30	4033,05	3481,1562	4584,949	4078,76
21.00	3958,88	3401,1383	4516,612	3940,19
21.30	3749,13	3185,2011	4313,052	3787,12
22.00	3465,6	2895,6814	4035,528	3639,01
22.30	3484,24	2908,4883	4059,992	3580,5
23.00	3437,02	2855,4698	4018,577	3518,8
23.30	3276,2	2686,8281	3865,574	3493,15
24.00	3248,66	2654,5228	3842,802	3409,99
00.30	3183,92	2553,9102	3813,93	3360,89
01.00	3180,35	2526,3139	3834,39	3317,91
01.30	3150,19	2478,0988	3822,276	3302,5
02.00	3118,49	2427,8383	3809,137	3227,98
02.30	3106,53	2397,256	3815,808	3192,67
03.00	3040,39	2313,0132	3767,774	3152,32
03.30	3023,05	2278,0127	3768,091	3139,03
04.00	3037,14	2274,8775	3799,402	3178,93
04.30	3145,64	2366,5545	3924,719	3354,48
05.00	3344,39	2548,8341	4139,954	3518,89
05.30	3375,6	2563,8829	4187,309	3607,51
06.00	3245,59	2418,0469	4073,14	3461,76
06.30	3030,17	2187,0918	3873,251	3316,04
07.00	2895,8	2033,7814	3757,822	3284,2
07.30	3039,1	2160,4094	3917,797	3457,9
08.00	3124,72	2232,1725	4017,276	3652,39
08.30	3252,31	2345,1184	4159,492	3859,27
09.00	3291,75	2369,0877	4214,415	3947,66
09.30	3345,56	2408,0791	4283,045	4028,89
10.00	3527,66	2575,9551	4479,369	4092,03
10.30	3507,48	2541,6306	4473,331	4130,15
11.00	3458,57	2477,1047	4440,029	4149,96
11.30	3380,81	2386,3168	4375,305	4108,61
12.00	3247,52	2239,2485	4255,79	3890,5
12.30	3245,31	2226,4765	4264,142	3912,23
13.00	3332,04	2304,7854	4359,292	3974,58
13.30	3485,21	2448,7196	4521,709	4256,37
14.00	3413,41	2367,1285	4459,684	4235,74
14.30	3329,37	2273,1195	4385,614	4228,19

Lanjutan Lampiran 12. Hasil Peramalan Model Terbaik

15.00	3247,89	2182,0347	4313,737	4126,92
15.30	3281,38	2206,2586	4356,494	4116,21
16.00	3185,565	2101,161	4269,969	4052,464
16.30	3263,683	2169,961	4357,405	4038,766
17.00	3431,317	2328,388	4534,247	4108,348
17.30	3628,535	2516,513	4740,557	4468,23
18.00	4013,999	2892,949	5135,05	4682,15
18.30	4007,498	2875,571	5139,425	4684,36
19.00	4003,253	2861,798	5144,708	4625,23
19.30	4012,715	2860,711	5164,719	4687,735
20.00	3921,869	2759,347	5084,39	4634,625
20.30	3857,704	2684,874	5030,534	4603,165
21.00	3808,396	2625,471	4991,321	4506,523
21.30	3603,907	2411,082	4796,731	4257,167
22.00	3291,733	2089,006	4494,46	4091,888
22.30	3256,248	2042,841	4469,654	4080,354
23.00	3243,38	2020,586	4466,174	3957,837
23.30	3165,271	1932,863	4397,679	3854,33
24.00	3117,611	1877,008	4358,215	3718,43

Lampiran 13. Perhitungan mencari batas optimal nilai k

ytbc	ydiff	hasil nilai d jika k=2	hasil nilai d jika k=3
0,018128	0,00047	0,00047	0,00046
0,018248	0,000452	0,000452	0,000442
0,01847	0,000442	0,000442	0,000432
0,018402	0,00044	0,00044	0,00043
0,018578	0,000452	0,000452	0,000442
0,018597	0,000414	0,000414	0,000404
0,018535	0,000378	0,000377	0,000367
0,018409	0,000243	0,000242	0,000233
0,017901	-0,00022	-0,00022	-0,00023
0,017379	-0,00045	-0,00045	-0,00046
.....
0,016189	-0,00026	-0,00026	-0,00027
0,01634	5,71E-05	5,71E-05	4,71E-05
0,016501	0,000165	0,000165	0,000155
0,01666	0,000229	0,000229	0,000219
0,016608	6,51E-05	6,51E-05	5,51E-05
0,01678	0,00024	0,00024	0,00023
0,01665	2,8E-06	2,8E-06	-7,2E-06
0,016368	-0,00023	-0,00023	-0,00024
0,015914	-0,00042	-0,00042	-0,00043
0,01514	-0,0005	-0,0005	-0,00051
0,015092	-0,00043	-0,00043	-0,00044
0,015153	-0,00031	-0,00031	-0,00032
0,015152	-0,00028	-0,00028	-0,00029
0,0153	-9,3E-05	-9,3E-05	-0,0001
0,015397	-5,3E-05	-5,3E-05	-6,3E-05
0,015497	-7,6E-06	-7,6E-06	-1,8E-05
0,016159	0,000593	0,000593	0,000583
0,016665	0,000607	0,000607	0,000597
0,016605	0,000272	0,000272	0,000262
0,016623	0,000226	0,000226	0,000216
0,016775	0,000324	0,000324	0,000314
0,016937	0,000369	0,000369	0,000359