Buletin Ilmiah Mat. Stat. dan Terapannya (Bimaster)
Volume 03, No. 3 (2014), hal 175-184.

ANALISIS MODEL INTERVENSI FUNGSI *STEP* UNTUK PERAMALAN KENAIKAN TARIF DASAR LISTRIK (TDL) TERHADAP BESARNYA PEMAKAIAN LISTRIK

Reta Ekayanti, Muhlasah Novitasari Mara, Evy Sulistianingsih

INTISARI

Analisis intervensi merupakan metode untuk mengolah data time series yang dipengaruhi oleh suatu peristiwa yang disebut intervensi. Secara umum, ada dua macam fungsi intervensi yaitu fungsi step dan pulse. Analisis intervensi fungsi step digunakan pada intervensi yang bersifat jangka panjang seperti kebijakan pemerintah, kebijakan perusahaan dan travel warning. Tujuan penelitian ini adalah untuk menentukan model intervensi fungsi step yang didapat dari proses pemodelan ARIMA preintervensi, identifikasi respon intervensi, estimasi parameter intervensi, dan pemeriksaan diagnosis model intervensi. Adapun data yang digunakan berupa data besarnya pemakaian listrik (dalam kWh), kategori rumah tangga dengan daya 1300VA, Rayon Kota Pontianak periode Januari 2008 sampai dengan April 2014 yang diperoleh dari PT. PLN Rayon Kota Pontianak. Penelitian ini dibatasi pada pembentukan model intervensi fungsi step, dengan waktu intervensi T diketahui yakni Oktober 2013. Berdasarkan hasil analisis disimpulkan bahwa hasil peramalan dari model intervensi yang telah didapat menunjukkan besarnya pemakaian pada bulan Mei 2014 sampai dengan April 2015 mengalami penurunan ketika dampak intervensi terjadi pada waktu intervensi.

Kata Kunci : *Analisis intervensi, ARIMA, fungsi step*

PENDAHULUAN

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (*ARIMA*) merupakan model yang digunakan untuk meramalkan data *time series*. Model *ARIMA* menghendaki data *time series* memenuhi asumsi stasioner pada varian maupun mean. Peristiwa yang terjadi diluar kendali, dimungkinkan dapat mempengaruhi stasioner data *time series*. Peristiwa tersebut dinamakan intervensi, suatu intervensi dapat berupa perubahan keadaan ekonomi nasional, bencana alam, kebijakan, promosi, dan peristiwa tidak terduga lainnya [1].

Analisis intervensi merupakan metode untuk mengolah data *time series* yang digunakan untuk menjelaskan efek dari suatu intervensi yang dipengaruhi oleh faktor eksternal maupun internal. Secara umum, ada dua macam analisis intervensi yaitu analisis intervensi fungsi *step* dan analisis intervensi fungsi *pulse*. Analisis intervensi fungsi *step* digunakan pada intervensi yang bersifat jangka panjang seperti kebijakan pemerintah, kebijakan perusahaan dan *travel warning*. Analisis intervensi fungsi *pulse* digunakan pada intervensi yang bersifat sementara dan terjadi hanya dalam suatu waktu tertentu seperti, bencana alam, bom, perang, promo potongan harga dan demonstrasi [1]. Model intervensi pada data *time series* pertama kali diperkenalkan oleh Box dan Tiao yang meneliti pengaruh pemberlakuan undang-undang desain mesin terhadap tingkat polusi *oxidant* di daerah Los Angeles. Analisis intervensi yang dilakukan oleh Box dan Tiao pada tahun 1975 ini merupakan analisis intervensi dengan fungsi *step.*

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menentukan model intervensi fungsi *step* yang didapat dari proses pemodelan *ARIMA* preintervensi, identifikasi respon intervensi, estimasi parameter intervensi, pemeriksaan diagnosis model intervensi setelah didapat model intervensi terbaik selanjutnya dapat dilakukan peramalan pemakaian listrik kategori Rumah Tangga dengan daya 1300 VA di Kota Pontianak. Penelitian ini dibatasi pada pembentukan model intervensi fungsi *step*, dengan waktu intervensi *T* diketahui yakni Oktober 2013. Data real yang digunakan berupa data besarnya pemakaian listrik (dalam kwH), kategori Rumah Tangga dengan daya 1300 VA, Rayon Kota Pontianak periode

Januari 2008 sampai dengan April 2014 yang diperoleh dari PT. PLN Rayon Kota Pontianak.

Metodologi penelitian ini adalah dengan menentukan model intervensi diawali dengan membagi data menjadi dua bagian, yaitu data preintervensi dan data saat terjadi intervensi sampai data akhir. Setelah itu, dilakukan pemodelan *ARIMA* pada data preintervensi yang digunakan sebagai residual dalam model intervensi. Setelah diperoleh model *ARIMA*, maka dapat dilakukan identifikasi respon intervensi. Identifikasi respon intervensi dilakukan dengan mengamati plot semua data dan mengetahui pola respon setelah terjadi intervensi. Langkah selanjutnya adalah estimasi parameter model intervensi, kemudian pemeriksaan diagnosis terdiri dari dua bagian yaitu uji kesignifikan parameter dan uji kesesuaian model, uji kesesuaian model terdiri dari uji normalitas residual dan uji independensi residual. Selanjutnya, model intervensi dapat digunakan untuk peramalan.

ANALISIS *TIME SERIES*

Time series merupakan serangkaian pengamatan terhadap variabel yang diambil dari waktu ke waktu (data) secara berurutan dengan interval waktu yang tetap seperti dalam bentuk data harian, mingguan, bulanan, triwulan dan tahunan [2]. Suatu *time series* dikatakan stasioner ketika tidak terdapat kenaikkan atau penurunan pada data sehingga data harus horizontal sepanjang sumbu waktu. Dengan kata lain, fluktuasi data berada disekitar suatu nilai mean yang konstan, tidak bergantung pada waktu dan varian dari fluktuasi tersebut pada pokoknya konstan setiap waktu [2]. Kestasioneran dalam suatu *time series* meliputi varian dan mean. Apabila nonstasioner dalam varian terjadi, maka dapat dilakukan transformasi Box-Cox, sedangkan nonstasioner dalam mean terjadi maka dapat dilakukan proses *differencing*. Transformasi Box-Cox adalah transformasi pangkat pada respon yaitu λ yang dipangkatkan dengan X_t sehingga transformasinya menjadi X_t^{λ}, dengan λ merupakan parameter transformasi. Pendugaan parameter λ dapat dicari dengan menggunakan metode kemungkinan maksimum (MLM) [3]. Setiap nilai λ mempunyai rumus transformasi yang berbeda sesuai dengan parameter transformasi yang diperoleh. Jika diperoleh nilai $\lambda = 1$ maka tidak ada transformasi yang artinya data telah stasioner dalam varian. Tabel 1 nilai λ yang umum digunakan [1].

Tabel 1. Nilai λ dan Transformasi

λ	Transformasi
-1	$\dfrac{1}{X_t}$
-0,5	$\dfrac{1}{\sqrt{X_t}}$
0	Ln X_t
0,5	$\sqrt{X_t}$
1	X_t (tidak ada transformasi)

Notasi yang digunakan dalam proses *differencing* adalah operator *backshift*, dapat ditulis $BX_t = X_{t-1}$ dimana B sebagai operator *backshift*, X_t sebagai data pengamatan pada waktu ke-t dan X_{t-1} sebagai data pengamatan pada waktu ke-(t-1). Notasi B yang dipasangkan pada X_t, mempunyai pengaruh menggeser data 1 periode kebelakang, sedangkan jika notasi B yang dipasangkan pada X_{t-1} mempunyai pengaruh menggeser data 2 periode kebelakang maka dapat dituliskan dengan rumus $BX_{t-1} = B(BX_t) = B^2 X_t$ sehingga secara umum dapat ditulis sebagai berikut [2]:

$$B^d X_t = X_{t-d} \tag{1}$$

Proses *differencing* orde 1 ditunjukkan pada persamaan:

$$X_t^{'} = X_t - X_{t-1} \tag{2}$$

Persamaan (2) dapat ditulis kembali dengan menggunakan operator *backshift* pada Persamaan (1) menjadi $X_t^{'} = X_t - BX_t = (1-B)X_t$.

Proses *differencing* orde 2 ditunjukkan pada persamaan $X_t^{''} = X_t^{'} - X_{t-1}^{'} = \left(1-B\right)^2 X_t$

Secara umum, proses *differencing* orde *d* ditunjukkan pada persamaan berikut: [2] $X_t^d = \left(1-B\right)^d X_t$.

Koefisien autokorelasi adalah korelasi antara *time series* dengan *time series* itu sendiri dengan selisih waktu (*time* lag) 0,1,2 atau beberapa periode kebelakang [2]. Kumpulan koefisien autokorelasi untuk *lag* yang berbeda pada suatu waktu disebut *Autocorrelation Function* (*ACF*). Diberikan suatu data *time series* $X_t = X_1, X_2, X_3, \cdots$ maka koefisien autokorelasi populasi $\left(\rho_k\right)$ didefinisikan dengan persamaan $\rho_k = \dfrac{\operatorname{cov}\left(X_t, X_{t+k}\right)}{\sqrt{var\left(X_t\right)}\sqrt{\operatorname{var}\left(X_{t+k}\right)}}$. Adapun koefisien autokorelasi sampel $\left(r_k\right)$, didefinisikan dengan persamaan $r_k = \dfrac{\sum_{t=1}^{n-k}\left(X_t - \overline{X}\right)\left(X_{t+k} - \overline{X}\right)}{\sum_{t=1}^{n}\left(\left(X_t - \overline{X}\right)^2\right)}$, dengan $\overline{X}$ adalah rata-rata seluruh data, X_{t+k} adalah data pengamatan pada waktu ke-*(t+k)*, dan n adalah banyaknya data. Koefisien autokorelasi parsial adalah ukuran hubungan antara dua *time series* yang berbeda ketika pengaruh dari variabel lainnya telah dihilangkan [4]. Kumpulan autokorelasi parsial untuk *lag* yang berbeda pada suatu waktu disebut *Partial Autocorrelation Function* (*PACF*). Koefisien autokorelasi parsial sampel $\left(r_{kk}\right)$ dapat dihitung dengan rumus $r_{kk} = \dfrac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1}, r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,\ j} r_j}$, dengan r_{kj} adalah koefisien autokorelasi parsial untuk *lag k* setelah pengaruh dari variabel j dihilangkan dimana $r_{kj} = r_{k-1j} - r_{kk} r_{k-1,k-j}$.

ANALISIS INTERVENSI

Suatu data *time series* dapat dipengaruhi oleh kejadian luar yang dapat menyebabkan perubahan pola data *time series*. Kejadian luar yang disebut intervensi misalnya bencana alam, kebijakan pemerintah, promosi, perang, hari libur, dan sebagainya. Guna memodelkan data *time series* dan mendeskripsikan pola respon dari intervensi yang ada, diperlukan suatu metode. Metode yang dapat digunakan adalah analisis intervensi. Analisis intervensi ini merupakan hasil pengembangan model *ARIMA* [5]. Analisis intervensi digunakan untuk menganalisis data *time series* apabila waktu intervensi diketahui. Namun, apabila suatu kejadian luar tersebut tidak diketahui waktunya, maka digunakan metode deteksi *outlier* yaitu suatu metode analisis *time series* yang digunakan untuk *ARIMA* [5]. Analisis intervensi digunakan untuk menganalisis data *time series* apabila waktu intervensi diketahui. Namun, apabila suatu kejadian luar tersebut tidak diketahui waktunya, maka digunakan metode deteksi *outlier* yaitu suatu metode analisis *time series* yang digunakan untuk menganalisis data *time series* yang dipengaruhi oleh suatu kejadian yang tidak diketahui waktu dan penyebabnya. Pada analisis intervensi, diasumsikan bahwa kejadian intervensi terjadi pada waktu *T* yang diketahui dari suatu *time series*. Adapun yang dapat mewakili *pulse* [1]. Analisis intervensi fungsi *step* digunakan dalam analisis intervensi untuk suatu kejadian yang terjadi pada waktu *T* dan seterusnya dalam waktu yang panjang [1].

Model umum dari model intervensi dapat ditulis $Z_t = f\left(I_t\right) + X_t$ dimana $f\left(I_t\right)$ merupakan respon dari variabel intervensi I_t. Respon dari suatu intervensi secara umum ditulis

$$f\left(I_t\right) = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^b I_t \tag{3}$$

dimana $\omega_s(B) = \omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2 - \cdots - \omega_s B^s$ dan $\delta_r(B) = 1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2 - \cdots - \delta_r B^r$. Konstanta b, s, r menyatakan efek dari suatu intervensi. Orde *b* merupakan waktu mulai dampak dari intervensi. Orde *s* merupakan waktu *delay* agar data kembali stabil dihitung dari waktu terjadinya intervensi. Orde *r* merupakan *r time laq* (setelah *b* dan *s*) saat data membentuk pola yang jelas. Orde (*b*,*s*,*r*) merupakan orde pada model intervensi yang dapat diketahui dari grafik residual model *ARIMA* data preintervensi, ketelitian dalam menentukan orde sangat dibutuhkan untuk memperoleh model yang akurat. Tujuan utama dari analisis ini adalah mengukur besar dan lamanya efek intervensi pada suatu *time series*. Secara matematis fungsi *step* dapat dimodelkan,

$$I_t = S_t^{(T)} = \begin{cases} 0, t < T \\ 1, t \geq T \end{cases}, \text{dengan adalah waktu intervensi} \tag{4}$$

Berdasarkan model intervensi pada Persamaan (3) dan fungsi *step* pada Persamaan (4) maka model intervensi fungsi *step* secara umum ditulis $Z_t = f(I_t) + X_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^b S_t^{(T)} + X_t$.

Adapun langkah-langkah yang dilakukan dalam pembentukkan model intervensi adalah pengelompokan data, pemodelan *ARIMA* data preintervensi, identifikasi respon intervensi, estimasi model intervensi, pemeriksaan diagnosis dan permalan.

Pada pengelompokan data, data dibagi menjadi dua yaitu data I dan data II. Data I adalah data sebelum intervensi atau preintervensi pada waktu t yaitu $1, 2, 3, \cdots, T-1$ sedangkan data II adalah data saat terjadi intervensi sampai data terakhir yaitu $T, T+1, T+2, \cdots, n$. Pemodelan *ARIMA* data preintervensi, pada tahap ini dilakukan pada data sebelum terjadi intervensi (Data I) menggunakan prosedur *ARIMA*. Adapun prosedur *ARIMA* terdiri dari identifikasi model, estimasi parameter dan pemeriksaan diagnosis. Pada proses ini akan menghasilkan model *ARIMA* terbaik. Identifikasi respon intervensi dilakukan dengan pengamatan plot semua data untuk mengetahui pola respon setelah terjadinya intervensi. Pengamatan ini dilakukan untuk membentuk fungsi intervensi yang memperlihatkan perubahan data akibat suatu intervensi. Ada tiga pola respon yang dapat terjadi pada suatu data *time series* pada saat intervensi sampai setelah terjadinya intervensi yaitu *abrupt permanent, gradual permanent* dan *abrupt temporary.* Pola *abrupt permanent* dapat digunakan pada fungsi *step* dan fungsi *pulse,* pola *gradual permanent* digunakan untuk fungsi *step* sedangkan pola *abrupt temporary* untuk fungsi *pulse* [1]. Bentuk fungsi respon intervensi yang digunakan jika pengaruh intervensi dirasakan pada saat waktu terjadinya intervensi tanpa mengalami penundaan waktu (*delay*) adalah $f(I_t) = \omega_0 S_t^{(T)}$ sedangkan $f(I_t) = \omega_1 B S_t^{(T)}$ digunakan jika pengaruh intervensi dirasakan setelah waktu terjadinya intervensi atau respon intervensi mengalami penundaan waktu (*delay*). Estimasi parameter model intervensi diperoleh dari bentuk umum model intervensi berdasarkan

Persamaan (3) dan model *ARIMA* yang ditulis sebagai berikut:

$$Z_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^b I_t + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)(1-B)^d} e_t = \frac{\phi_p(B)(1-B)^d \omega_s(B) B^b I_t + \delta_r(B)\theta_q(B) e_t}{\delta_r(B)\phi_p(B)(1-B)^d}$$

dengan

$$\delta_r(B)\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \phi_p(B)\omega_s(B)(1-B)^d B^b I_t + \delta_r(B)\theta_q(B) e_t$$

$$\delta_r(B)\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \phi_p(B)\omega_s(B)(1-B)^d I_{t-b} + \delta_r(B)\theta_q(B) e_t \qquad (5)$$

Dengan mendefinisikan

$\delta_r(B)\phi_p(B)(1-B)^d = a(B),\ \phi_p(B)\omega_s(B)(1-B)^d = b(B),$ dan $\delta_r(B)\theta_q(B) = c(B)$,

diperoleh nilai residual dari Persamaan (5) sebagai berikut

$$e_t = \frac{a(B)Z_t - b(B)I_{t-b}}{c(B)}$$

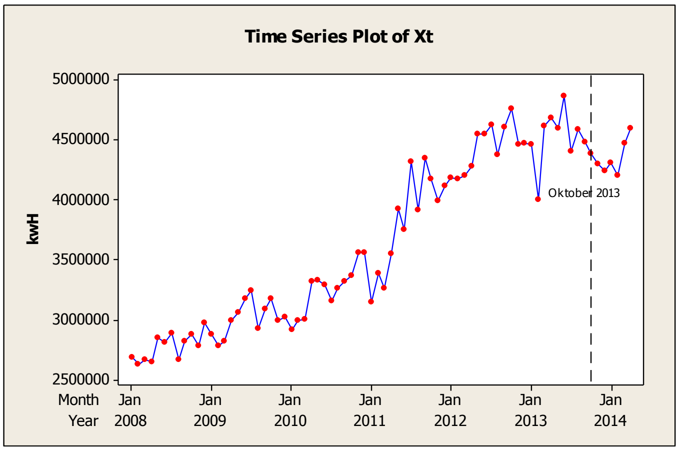
Selanjutnya, estimasi parameter model intervensi dilakukan dengan metode *least square* yang meminimumkan jumlah kuadrat residual sehingga menjadi

$$\sum e_t^2 = \sum_{t=1}^{n} \left[\frac{\delta_r(B)\phi_p(B)Z_t - \phi_p(B)\omega_s(B)I_{t-b}}{\delta_r(B)\theta_q(B)} \right]^2 = S(\delta, \omega, \phi, \theta).$$

Pemeriksaan diagnosis dapat dibagi ke dalam dua bagian, yaitu uji signifikansi parameter dan uji kesesuaian model. Uji kesesuaian model meliputi uji normalitas residual dan uji independensi residual. Hanya model intervensi yang telah memenuhi kriteria pemeriksaan diagnosis yang dapat digunakan untuk peramalan. Selanjutnya, setelah dilakukan pemeriksaan diagnosis dan disimpulkan bahwa model dapat digunakan, maka peramalan dengan model intervensi dapat dilakukan.

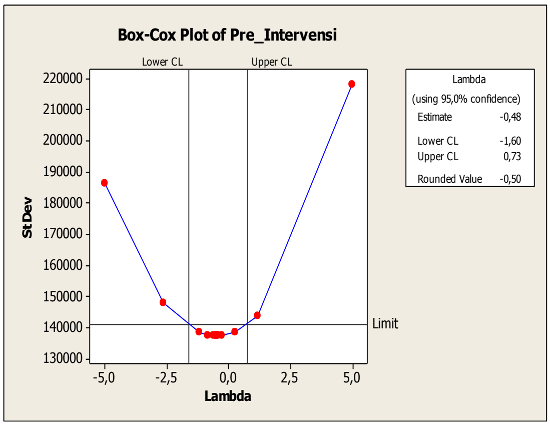
APLIKASI DATA MENGGUNAKAN MODEL INTERVENSI FUNGSI *STEP*

Di Indonesia, listrik diproduksi oleh Perusahaan (Persero) PT. Perusahaan Listrik Negara yang berada dibawah naungan Kementrian ESDM RI. Pemerintah melakukan kebijakan-kebijakan untuk mengatasi permasalahan energi, diantaranya adalah dengan menaikkan Tarif Dasar Listrik (TDL). Pada tahun 2012, pemerintah mengeluarkan kebijakan yaitu Peraturan Menteri ESDM Nomor 30 Tahun 2012 tentang Kenaikan TDL, berlaku mulai tahun 2013 dan berlangsung secara bertahap per tiga bulan. Kenaikan terhitung mulai Januari 2013, April 2013, Juli 2013 dan Oktober 2013. Tidak semua pelanggan mengalami kenaikan TDL. Pelanggan dengan daya 450 VA dan 900 VA dari seluruh golongan tarif tidak mengalami kenaikan TDL. Sedangkan untuk pelanggan kategori rumah tangga dengan daya 1.300 VA pada pemakaian listrik mengalami kenaikan TDL. Kenaikan TDL pada bulan Oktober 2013 pada kategori rumah tangga berlaku hingga saat ini, sehingga kebijakan tersebut bersifat jangka panjang. Kenaikan TDL pada bulan Oktober juga termasuk intervensi fungsi *step* pada kategori rumah tangga dengan daya 1.300 VA di wilayah Rayon Kota Pontianak. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data besarnya pemakaian listrik dari bulan Januari 2008 hingga April 2014. Intervensi yang terjadi adalah kenaikan TDL yang berlaku mulai bulan Oktober 2013, maka intervensi terjadi pada saat $T = 70$ dengan data *time series* berukuran $n = 76$.

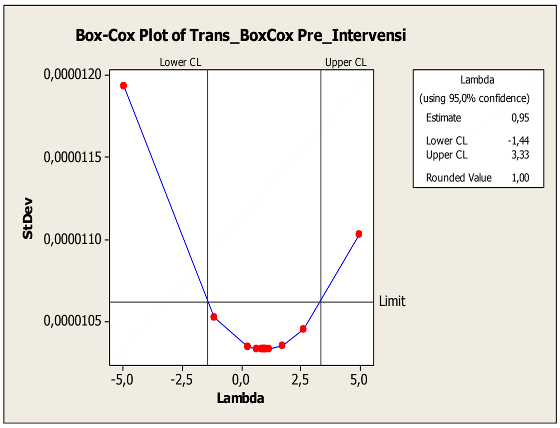


Gambar 1. Plot Data Besarnya Pemakaian Listrik
Periode Januari 2008-April 2014

Dari Gambar 1 terlihat bahwa pola yang terjadi relatif meningkat atau menurun ketika kenaikan tarif TDL pada bulan Oktober 2013 menurun. Adapun langkah-langkah dalam pembentukan model intervensi adalah dengan pengelompokan data, dimana data I (preintervensi) terdiri dari besar pemakaian listrik bulan Januari 2008-September 2013 dan data II terdiri dari besar pemakaian listrik bulan Oktober 2013 sampai dengan bulan April 2014. Selanjutnya dilakukan pemodelan *ARIMA* untuk data preintervensi, untuk langkah awal dalam melakukan identifikasi model dilakukan dengan memeriksa kestasioneran data pada varian dan mean. Proses ini dilakukan dengan menlihat plot data preintervensi dari data pemakaian listrik bulan Januari tahun 2008 sampai dengan bulan September tahun 2013 (data berukuran $n = 69$). Dari Gambar 1 terlihat bahwa data preintervensi nonstasioner, hal ini dikarenakan data mengalami peningkatan sesuai perubahan waktu. Dengan demikian data distasionerkan terlebih dahulu. Kemudian dengan melihat nilai λ pada Gambar 2, terlihat bahwa data nonstasioner dalam varian dengan nilai $\lambda = -0,50$ sehingga data harus ditransformasikan menggunakan transformasi $\frac{1}{\sqrt{X_t}}$. Selanjutnya, kestasioneran data preintervensi dilakukan dengan melihat plot Box-Cox pada Gambar 3. Berdasarkan Gambar 3 diketahui bahwa nilai $\lambda = 1$, sehingga disimpulkan bahwa data preintervensi telah stasioner dalam varian.

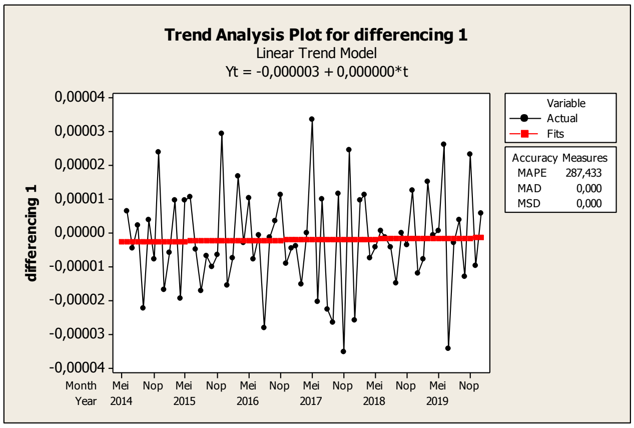


Gambar 2. Plot Box-Cox Data Preintervensi
Setelah Transformasi



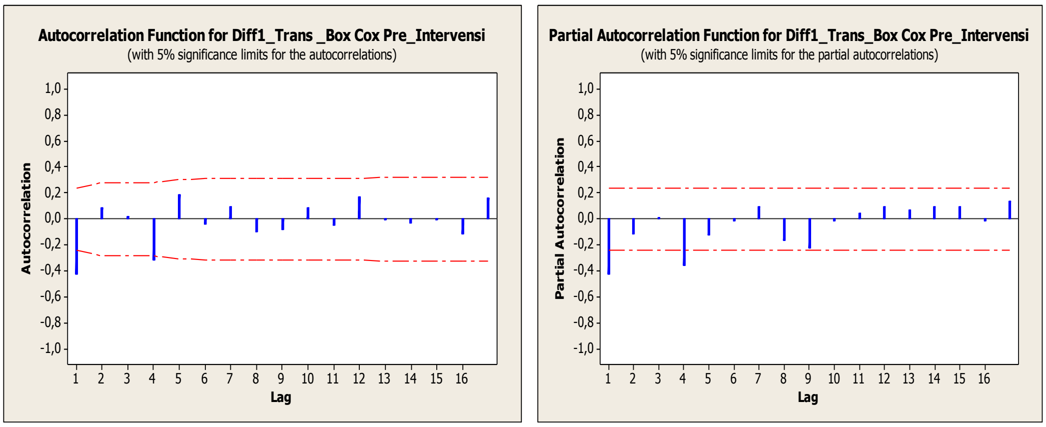
Gambar 3. Plot Box Cox Data Preintervensi

Setelah itu, penstasioneran data dalam mean dilakukan dengan *differencing* data yang telah ditransformasi. Setelah dilakukan *differencing* $(d=1)$, didapatkan hasil seperti pada Gambar 4.



Gambar 4. Plot Analisis Trend Data Preintervensi
yang Telah Ditransformasi dan *Differencing* Orde 1

Dari Gambar 4, terlihat bahwa trend linier sudah sejajar dengan sumbu horizontal sehingga dapat disimpulkan bahwa data telah stasioner dalam mean. Untuk melakukan pendugaan model dapat digunakan bantuan Plot *ACF* dan *PACF* dari data yang telah stasioner baik dalam varian maupun mean, Dari Gambar 5 terlihat bahwa banyaknya nilai koefisian autokorelasi dan koefisian autokorelasi parsial yang tidak berada dalam batas adalah dua yaitu pada *lag* 1 dan *lag* 4, sehingga model sementara yang didapat adalah *ARIMA*(4,1,4), *ARIMA*(4,1,3), *ARIMA*(4,1,2), *ARIMA*(4,1,1), *ARIMA*(4,1,0), *ARIMA*(3,1,4), *ARIMA*(3,1,3), *ARIMA*(3,1,2), *ARIMA*(3,1,1), *ARIMA*(3,1,0), *ARIMA*(2,1,4), *ARIMA*(2,1,3), *ARIMA*(2,1,2), *ARIMA*(2,1,1), *ARIMA*(2,1,0), *ARIMA*(1,1,4), *ARIMA*(1,1,3), *ARIMA*(1,1,2), *ARIMA*(1,1,1), *ARIMA*(1,1,0), *ARIMA*(0,1,4), *ARIMA*(0,1,3), *ARIMA*(0,1,2), dan *ARIMA*(0,1,1).



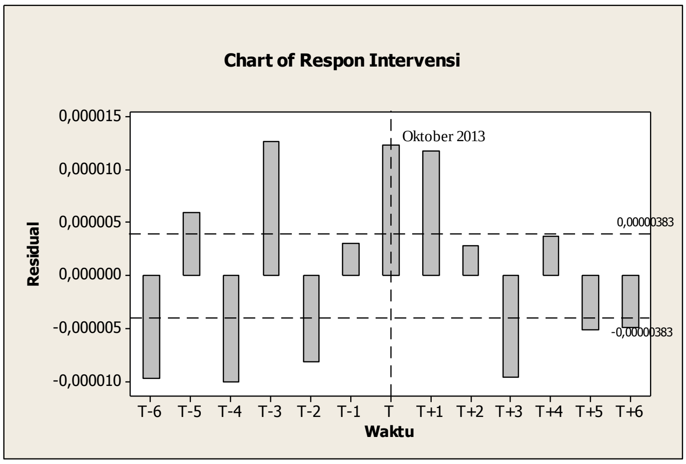
Gambar 5. Plot *ACF* dan *PACF* Data Preintervensi yang Telah
dan *Differencing* Orde 1

Estimasi parameter dilakukan menggunakan metode *least square* dengan bantuan aplikasi *software Minitab 16*. Setelah itu dilakukan pemeriksaan diagnosis, didapat model terbaik *ARIMA*(2,1,3).

$$\left(1-0,7714B+0,8930B^2\right)\left(1-B\right)X_t=\left(1-1,1447B+1,3712B^2-0,4963B^3\right)e_t.$$

Identifikasi respon intervensi dilakukan dengan mengamati plot respon intervensi pada data periode

Januari 2008 sampai dengan April 2014. Pada Gambar 6 dapat dilihat bahwa pada saat terjadi intervensi dengan $T=70$ terdapat penurunan besarnya pemakaian listrik setelah waktu intervensi. Sehingga dapat disimpulkan pola respon yang terjadi adalah perubahan *abrupt permanent* setelah terjadi intervensi. Fungsi intervensi yang sesuai dengan pola respon tersebut adalah $f\left(I_t\right)=\omega_1 BS_t^{(T)}$ karena efek terjadi 1 bulan setelah intervensi.



Gambar 6. Plot Respon Intervensi

Plot respon intervensi dengan batas atas dan bawah $\pm 0,00000383$, pada Gambar 6 menunjukkan bahwa pada $T+1$dampak intervensi dapat dirasakan dan pemakaian listrik dengan nilai residual berada diluar batas signifikan, sehingga diperoleh orde $b=1$. Selanjutnya respon intervensi kembali stabil atau grafik berada didalam batas signifikan pada $T+2$, diperoleh orde $s=1$ dihitung dari dampak intervensi mulai dirasakan. Setelah itu respon telah membentuk pola data yang sudah jelas sehingga orde $r=0$. Selanjutnya, estimasi parameter intervensi dilakukan dengan menggunakan metode *least square*.

Tabel 2. Estimasi Parameter Model Intervensi

Parameter	Estimasi	Standar *error*	t *value*	*pvalue*
$AR(1)$	-0,45074	0	-Infty	0,0001
$AR(2)$	0,39996	0	Infty	0,0001
$MA(1)$	-0,04671	0	-Infty	0,0001
$MA(2)$	0,53691	0	Infty	0,0001
$MA(3)$	-0,01720	0	-Infty	0,0001
ω_0	0,000007016	0,00001386	0,51	0,0061
ω_1	-0,000001247	0,00001387	-0,09	0,0093

Berdasarkan Tabel 2 nilai estimasi parameter dengan bantuan program *SAS* didapat nilai $\omega_0 = 0,000007016$ dan $\omega_1 = -0,000001247$. Estimasi parameter yang telah dilakukan, digunakan untuk membentuk model respon intervensi. Pemeriksaan diagnosis dapat dibagi ke dalam dua bagian, yaitu uji signifikansi parameter dan uji kesesuaian model. Dapat dilihat pada Tabel 2 bahwa nilai *pvalue* lebih kecil dari 0,05, sehingga parameter signifikan dan dapat digunakan dalam model intervensi. Selanjutnya dilakukan uji kesesuaian model yang meliputi uji independensi residual dan uji normalitas residual sebagai berikut:

a. Uji Independensi Residual

Tabel 3. Hasil Uji Independensi Residual Intervensi dengan *SAS*

Lag(K)	*Df*	Statistik Ljung-Box	$\chi_{(\alpha,df)}$	*pvalue*
6	1	6,26	7,879	0,0124
12	7	19,90	20,278	0,0058
18	13	23,90	29,819	0,0320
24	19	39,16	38,582	0,0042

Berdasarkan hasil pengujian independensi residual pada Tabel 3, diperoleh nilai Ljung-Box pada *lag* 6, 12, 18 dan 24 tidak ada yang melebihi nilai $\chi_{(\alpha,df)}$. Dengan demikian residual dari model intervensi adalah *independen*.

b. Uji Normalitas Residual

Tabel 4. Hasil Uji Normalitas Residual Intervensi dengan *SAS*

Uji Kenormalan			
Uji	Statistik		*pvalue*
Kolmogorov Smirnov	*D*	0,053464	>0,1500

Berdasarkan Tabel 4, diketahui bahwa nilai *pvalue* > $0,05$. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa residual berdistribusi normal.

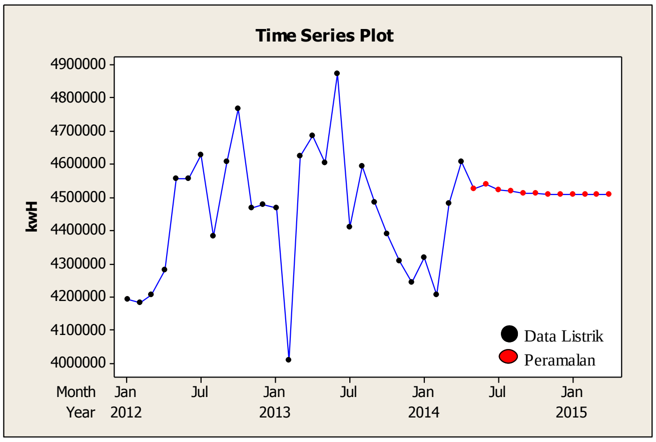
Dari langkah pemeriksaan diagnosis, Model intervensi yang dihasilkan untuk peramalan adalah sebagai berikut

$$Z_t = Z_t^* + e_t - 1{,}1447e_{t-1} + 1{,}3712e_{t-2} - 0{,}4963e_{t-3} + X_{t-1} + 0{,}7714X_{t-1} - 0{,}7714X_{t-2} - 0{,}8930X_{t-2} + 0{,}8930X_{t-3} \quad (6)$$

dengan

$$S_t^{(70)} = \begin{cases} 0, t < 70 \\ 1, t \geq 70 \end{cases} \quad \text{dan} \quad Z_t^* = \left[(0{,}000007016 + 0{,}000001244B)B\right]S_t^{(70)}$$

Adapun data hasil peramalan berdasarkan Persamaan (6) dirangkum pada Gambar 7 berikut ini



Gambar 7. Plot Peramalan Besar Pemakaian Listrik

Pada Gambar 7, dapat dilihat untuk simbol bulat berwarna hitam menyatakan data pemakaian listrik dari bulan Januari 2012 sampai dengan bulan April 2014, sedangkan simbol bulat berwarna merah menyatakan data peramalan pemakaian listrik dari bulan Mei 2014 sampai dengan bulan April 2015. Dari Persamaan (6) diketahui bahwa besarnya pemakaian listrik pada bulan Mei 2014 sampai dengan April 2015 berada pada kisaran yang hampir sama.

DAFTAR PUSTAKA

[1]. Wei, W.W.S. *Time Series Analaysis Univariate and Multivariate Methods.* New York: Pearson Education Inc; 2006.
[2]. Makridakis, S. *Metode dan Aplikasi Peramalan* [Suminto, H]. Jakarta: Binarupa Aksara; 1999.
[3]. Ispriyanti, D. *Pemodelan Statistika dengan Transformasi Box-Cox*.2004;2(7):8-12.
[4]. Firdaus, M. *Seri Metode Kuantitatif: Analisis Deret Waktu Ragam*. Bandung: IPB Press; 2006.
[5]. Box, G.E.P. *Time Series Analysis Forecasting and Control.* California: Education Inc; 1975.

RETA EKAYANTI : Jurusan Matematika FMIPA UNTAN, Pontianak, etapinkers@gmail.com
MUHLASAH NOVITASARI MARA : Jurusan Matematika FMIPA UNTAN, Pontianak, noveemara@gmail.com
EVY SULISTIANINGSIH : Jurusan Matematika FMIPA UNTAN, Pontianak, evysulistianingsih@gmail.com