

STUDI PERAMALAN (*FORECASTING*) KURVA BEBAN HARIAN LISTRIK JANGKA PENDEK MENGGUNAKAN METODE *AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE*(ARIMA)

Syafii, dan Edyan Noveri

Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik
Universitas Andalas
Email: Syafii@ft.unand.ac.id

ABSTRAK

Prakiraan kebutuhan energi listrik merupakan langkah mula yang penting dalam perencanaan dan pengembangan penyediaan tenaga elektrik setiap saat secara cukup, baik dan terus menerus. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode peramalan beban yang akurat dan mudah di implementasikan berdasarkan ketersediaan data yang ada. Metode ARIMA (Box-Jenkins) merupakan metode yang cocok digunakan untuk menjembatani permasalahan tersebut, karena terbukti akurat untuk peramalan beban jangka pendek. Penentuan model untuk peramalan ARIMA terdiri dari beberapa tahap yaitu : pengecekan pola data, identifikasi model yang terdiri dari uji stasioneritas varians dan means, estimasi parameter dan pengukuran tingkat keakuratan model yang akan digunakan untuk peramalan dengan MAPE sebagai indikatornya. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data time series beban harian listrik per-jam (24jam) dari tanggal 1 Juli-31 Oktober 2012. Hasil penelitian memperlihatkan model terbaik yang diperoleh adalah $(0,1,0)(0,1,1)^{24}$ dengan MAPE terkecil yaitu 2,975% untuk pengujian pertama dan MAPE kedua sebesar 3,08%

Kata kunci : Peramalan beban, ARIMA, data time series, stasioneritas, penentuan model, dan MAPE

I. PENDAHULUAN

Peramalan beban listrik berdampak besar dalam operasi sistem tenaga listrik mulai dari perencanaan pembangkitan, analisis aliran daya, *unit comitment*, *hydro thermis* dan operasi ekonomis sistem tenaga. Kebutuhan energi listrik semakin hari cenderung berubah-ubah, sehingga Perusahaan Listrik Negara (PLN) sebagai penyedia energi listrik harus bisa memprediksi kebutuhan beban listrik setiap harinya. Peramalan beban jangka pendek merupakan prediksi permintaan beban listrik untuk suatu jangka waktu tertentu mulai dari beberapa menit hingga satu minggu kedepan^[1].

Dalam proses peramalan dapat disadari bahwa ketidakakuratan dalam memprediksi sering terjadi, tetapi peramalan masih perlu dilakukan bahwa setiap perencanaan dan keputusan tetap harus diambil yang nantinya akan mempengaruhi langkah-langkah kebijakan pada masa akan datang. Metode ARIMA menunjukkan metode ini cocok untuk meramal sejumlah variabel dengan cepat, sederhana, dan

murah karena hanya membutuhkan data variabel yang akan diramal^[2].

Tujuan dari penelitian ini adalah dapat mengaplikasikan metode ARIMA dalam meramalkan beban harian listrik jangka pendek yang akurat untuk 6 hari kedepan. Dan diharapkan penelitian ini dapat menjadi kontribusi positif dalam memprediksi atau meramalkan beban listrik yang akurat sehingga dapat mengurangi kerugian finansial dalam penyediaan daya listrik, khususnya pada unit-unit pembangkit yang akan menyuplai beban.

II. TINJAUAN PUSTAKA

Masalah yang biasa timbul dalam operasi sistem tenaga listrik adalah bahwa daya yang dibangkitkan atau diproduksi, harus selalu sama dengan daya yang dikonsumsi oleh para pemakai tenaga listrik (secara teknis disebut sebagai beban sistem). Apabila daya yang dibangkitkan lebih kecil daripada beban sistem, maka frekuensi akan turun. Sebaliknya apabila lebih besar maka frekuensi akan naik. Mutu listrik yang baik adalah apabila frekuensi tidak

terlalu jauh menyimpang dari nilai nominal, oleh sebab itu haruslah diusahakan agar daya yang dibangkitkan terpakai seluruhnya atau selalu sama dengan beban^[1]. Mengingat teknologi yang tersedia saat ini belum mungkin untuk menyimpan energi listrik secara efisien serta memenuhi persyaratan biaya-manfaat, maka tenaga listrik dibangkitkan sebanyak yang diperlukan saja^[2].

1. Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Dalam Perencanaan Operasi Sistem Tenaga Listrik

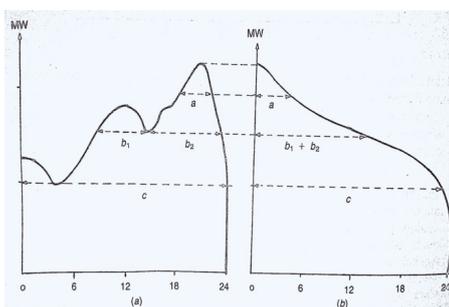
a. Rencana Operasi Sistem Tenaga Listrik

Rencanan operasi sistem tenaga listrik adalah suatu rencana mengenai bagaimana suatu sistem tenaga listrik akan dioperasikan untuk jangka waktu tertentu. Berdasarkan kepada masalah yang harus disiapkan, maka ada beberapa macam rencana operasi sistem tenaga listrik^[1], yaitu :

- Rencana Tahunan
- Rencana Triwulanan
- Rencana Bulanan
- Rencana Mingguan
- Rencana Harian

b. Kurva Beban Harian Listrik

Karakteristik perubahan besarnya daya yang diterima oleh beban sistem tenaga setiap dalam suatu interval hari tertentu dikenal sebagai *kurva beban harian*.



Gambar 1. Kurva Beban Harian Listrik

Penggambaran kurva ini dilakukan dengan dengan mencatat besarnya beban setiap jam melalui pencatatan Mega Watt-meter yang terdapat di gardu induk. Sumbu vertikal menyatakan skala beban dalam satuan MW, sedangkan sumbu horizontal

menyatakan skala pencatatan waktu dalam 24 jam. Dengan demikian luas daerah di bawah kurva merupakan besarnya energi listrik yang diserap oleh beban dalam waktu hari ($MW \times \text{jam} = MWh$)^[3].

c. Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek

Peramalan (*forecasting*) merupakan prediksi nilai-nilai sebuah peubah kepada nilai yang diketahui dari peubah tersebut atau peubah yang berhubungan. Meramalkan juga dapat didasarkan kepada keahlian penilaian, yang pada gilirannya didasarkan pada data historis dan pengalaman^[4].

Peramalan beban jangka pendek adalah peramalan beban untuk jangka waktu beberapa jam sampai dengan satu minggu, dengan memperhatikan berbagai informasi yang mempengaruhi besarnya beban pada sistem seperti acara televisi, cuaca dan suhu udara^[1].

2. Analisis Runtut Waktu (*Time Series Analitis*)

Analisis data *time series* adalah analisis yang menerangkan dan mengukur berbagai perubahan yang terjadi pada data statistik dalam sederetan waktu-waktu tertentu yang dapat berbentuk tren sekuler, variasi siklik, variasi musim, dan variasi residu, yang kesemuanya itu disebut dengan komponen data *time series*^[5].

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^[6]:

- a. Pola horisontal terjadi bilamana nilai data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang tetap.
- b. Pola musiman terjadi bilamana suatu runtun dipengaruhi oleh faktor musiman.
- c. Pola siklis terjadi bila mana datanya dipengaruhi oleh faktor ekonomi jangka panjang seperti ber hubungan dengan siklus bisnis.
- d. Pola trend terjadi bilamana terdapat kenaikan atau penurunan sekuler jangka panjang dalam data.

3. Model - Model *Autorgresssive Integrated Moving Average* (ARIMA)

a. Model Autoregresif (AR)

Model *autoregresif* mempunyai bentuk sebagai berikut^[4]:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \dots + \beta_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \tag{1}$$

dimana:

- Y_t : series yang stasioner
- Y_{t-1}, Y_{t-2} : nilai lampau series yang bersangkutan
- $\beta_0, \beta_1, \beta_2$: konstanta dan koefisien model
- ε_t : kesalahan peramalan (galat)

b. Model Moving Average (MA)

Model *Moving average* disebut juga dengan model rata-rata bergerak yang mempunyai bentuk sebagai berikut^[4] :

$$Y_t = a_0 + e_t - a_1 e_{t-1} - a_2 e_{t-2} - \dots - a_q e_{t-q}, \tag{2}$$

dimana:

- Y_t : Nilai *series* yang stasioner
- e_t : Kesalahan peramalan (galat)
- e_{t-1}, e_{t-2} : Kesalahan peramalan masa lalu
- a_0, a_1, a_2 : Konstanta dan koefisien model, mengikuti konvensi koefisien pada model ini diberi tanda negatif.

c. Model Autoregressive-Moving Average (ARMA).

Bentuk umum dari model ini adalah sebagai berikut^[4]:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + \dots + \beta_p Y_{t-p} + e_t - a_1 e_{t-1} - \dots - a_q e_{t-q} \tag{3}$$

Syarat perlu agar model ini stasioner adalah:

$$\beta_1 + \beta_2 + \dots + \beta_p < 1, \tag{4}$$

d. Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Data *time series* lebih banyak bersifat tidak stasioner sehingga harus melalui proses *differencing* sebanyak d kali agar menjadi stasioner. Dan untuk model ARIMA (1,1,1)^[4]:

$$(1 - B)(1 - \beta_1 B)Y_t = \mu + (1 - a_1 B)e_t \tag{5}$$

\downarrow \downarrow \downarrow
 Perbedaan AR(1) MA(1)
 Pertama

e. Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

Persamaannya dapat ditulis sebagai berikut^[7]:

$$\Phi_p(B^S)\phi_p(B)(1 - B^S)^D Y_t = \theta_q(B)\theta_Q(B^S)\alpha_t \tag{6}$$

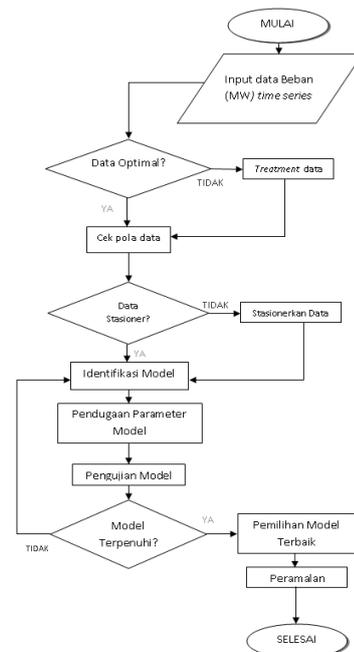
- $\phi_p(B)$ = faktor AR tidak musiman
- $\theta_q(B)$ = faktor MA tidak musiman
- $\Phi_p(B^S)$ = faktor AR musiman
- $\theta_Q(B^S)$ = faktor MA musiman
- μ = rata-rata Y_t

III. METODOLOGI PENELITIAN

Data peramalan metode ARIMA ini menggunakan data runtut waktu (*time series*). Data diperoleh dari rekam historis data beban harian per-jam (24 jam) yaitu beban listrik konsumen pada GIS Simpang Haru (dalam MegaWatt), mulai sejak tanggal 1 Juli 2012 hingga 31 Oktober 2012.

Langkah-langkah penerapan metode ARIMA secara berturut-turut adalah sebagai berikut ^[2] : Spesifikasi atau identifikasi model, Pendugaan parameter model, *Diagnostic checking* dan Peramalan.

Dan untuk flowchart penelitian adalah sebagai berikut :



Gambar 2. Flowchart penelitian peramalkurva beban harian listrik dengan metode ARIMA

1. Model Umum dan Uji Stasioner.

Data runtut waktu yang stasioner adalah data runtut waktu yang nilai rata-ratanya tidak berubah. Apabila data yang menjadi input dari model ARIMA tidak stasioner, perlu dilakukan modifikasi untuk menghasilkan data yang stasioner. Salah satu cara yang umum dipakai adalah metode pembedaan (*differencing*). Proses *differencing* untuk menstasionerkan data umumnya “berhasil” jika data tidak stasioner dalam rata-rata hitung (terdapat komponen trend), sedangkan jika tidak stasioner dalam *varians* maka proses *differencing* tidak selalu baik digunakan untuk menstasionerkannya, sebab ordenya bisa tinggi, sehingga akan banyak data yang hilang. Transformasi *varians* yang lebih umum adalah transformasi kuasa (*power transformation*), yang dikenalkan oleh G.E.P Box dan D.R. Cox sekitar tahun 1964. Dan untuk tabel kesetaraannya adalah [8] :

Tabel 1. Hubungan nilai λ dengan Kesetaraan Transformasi Stabilitas Varians

Nilai λ	Kesetaraan Transformasi
-1,0	$1/Y_t$
-0,5	$1/\sqrt{Y_t}$
0	$\ln Y_t$
0,5	$\sqrt{Y_t}$
1,0	Y_t

2. Identifikasi Model

Setelah data runtut waktu telah stasioner, langkah berikutnya adalah menetapkan model ARIMA (p,d,q) yang sekiranya cocok (tentatif). Dalam memilih berapa p dan q dapat dibantu dengan mengamati pola fungsi *autocorrelation* dan *partial autocorrelation* (correlogram) dari *series* yang dipelajari, dengan acuan sebagai berikut [21] :

Tabel 2. Pola Autokorelasi dan Autokorelasi Parsial

Autocorrelation	Partial Autocorrelation	ARIMA Tentatif
Menuju nol setelah lag q	Menurun secara bertahap/ bergelombang	ARIMA (0,d,q)
Menurun secara bertahap/ bergelombang	Menuju nol setelah lag q	ARIMA (p,d,0)
Menurun secara bertahap/ bergelombang (sampai lag q masih berbeda dari nol)	Menurun secara bertahap/ bergelombang (sampai lag p masih berbeda dari nol)	ARIMA (p,d,q)

Dan untuk identifikasi model musiman adalah sebagai berikut [7] :

Tabel 3. Pola Autokorelasi dan Autokorelasi Parsial Musiman

No.	Model	ACF	PACF
1.	AR(P)	<i>dies down</i> (menurun secara eksponensial) pada lag musiman	<i>cut off</i> (terputus) setelah lag Ps
2.	MA(Q)	<i>cut off</i> (terputus) setelah lag Qs	<i>dies down</i> (menurun secara eksponensial) pada lag musiman
3.	ARMA(P,Q)	<i>dies down</i> (turun cepat secara eksponensial) pada lag musiman	<i>dies down</i> (turun cepat secara eksponensial) pada lag musiman

Setelah model tentatif ARIMA diperoleh, langkah selanjutnya adalah menaikkan dan menurunkan salah satu ordo dari AR dan MA.

3. Pendugaan Parameter Model

Pemilihan nilai awal parameter berpengaruh terhadap banyaknya iterasi. Jika pilihan awal (dekat dengan parameter yang sebenarnya), konvergensi akan tercapai lebih cepat. Sebaliknya dugaan yang tidak tepat memungkinkan proses iterasi tidak konvergen. Jika tidak mencapai konvergen maka dilakukan mencoba menukar nilai ordo dengan menaikkan atau menurunkan nilainya (*try and error*).

4. Diagnostic Checking

Tahap *diagnostic checking*, yaitu memeriksa atau menguji apakah model telah dispesifikasi secara benar atau apakah telah dipilih p, d, dan q yang benar.

Pertama, jika model dispesifikasi dengan benar, kesalahannya harus random atau merupakan suatu proses antar-error tidak berhubungan, sehingga fungsi *autocorrelation* dari kesalahan tidak berbeda dengan nol secara statistik.

Kedua, dengan menggunakan *modified Box-Pierce (Ljung-Box) Q statistic* untuk menguji apakah fungsi autokorelasi kesalahan semuanya tidak berbeda dari nol. Rumusan statistik itu adalah :

$$Q = n(n+2) \sum \frac{r_k^2}{n-k} \tag{7}$$

Dimana :

r_k = koefisien *autocorrelation* kesalahan dengan lag k

n = banyaknya observasi *series* stasioner

5. Peramalan

Langkah terakhir adalah menggunakan model yang terbaik untuk peramalan. Apabila model memadai maka model tersebut dapat digunakan untuk melakukan peramalan. Sebaliknya, apabila model belum memadai maka harus ditetapkan model yang lain.

6. Mengukur Tingkat Keakuratan Peramalan

Salah satu metode yang digunakan untuk menunjukkan kesalahan yang disebabkan oleh teknik peramalan adalah *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) atau persentase kesalahan absolut rata-rata^[6].

Persamaannya dapat dituliskan sebagai berikut^[7]:

$$PE = \frac{(Y_t - Y'_t)}{Y_t} \times 100\% \tag{8}$$

dengan,

Y_t = nilai aktual pada waktu t.

Y'_t = nilai ramalan pada waktu t.

$$MAPE = \sum_{t=1}^n \left| \frac{PE}{n} \right| \tag{9}$$

dengan,

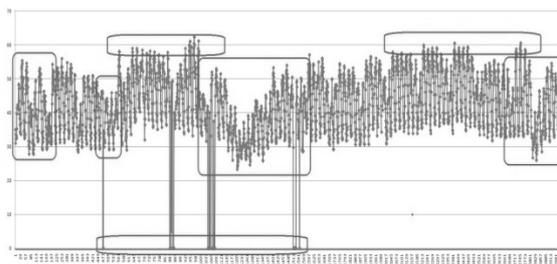
n = bilangan ramalan.

|PE| = nilai absolut PE

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Analisis dan Treatment Data

Dapat dilihat pada plot *time series* di bawah bahwa selama 1 Juli 2012 – 31 Oktober 2012 banyak mengalami pemadaman listrik dan fluktuasi daya yang ekstrim. Pada plot series yang telah dilingkari dengan warna merah menunjukkan data daya pemakaian pada beban tersebut tidak berlangsung secara normal.

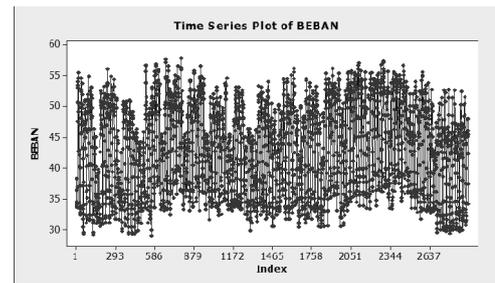


Gambar 3. Plot *Time Series* data awal.

Untuk mengoptimalkan data, maka dilakukan *treatment* data atau perbaikan data untuk mengatasi masalah tersebut.

2. Identifikasi Model ARIMA

Untuk mengidentifikasi model langkah pertama yang harus dilakukan adalah melakukan plot *time series* data tersebut. Plot *time series* ditampilkan untuk melihat pola data dan stasioneritas dari data tersebut yang bertujuan untuk menentukan model ARIMA.



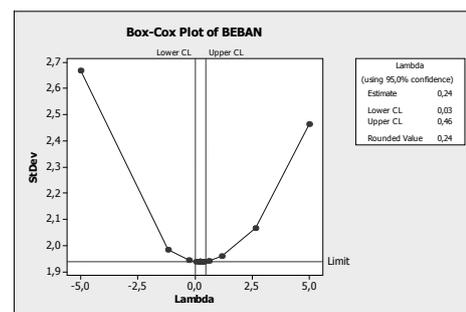
Gambar 4. Plot *Time Series* Beban (MW) dari 1 Juli 2012 - 31 Oktober 2012

Dari gambar di atas dapat dilihat bahwa pola data beban harian per-jam (24 jam) mengalami pola musiman yaitu berulang-ulang dalam selang waktu yang tetap. Sehingga model ARIMA yang digunakan adalah *Seasonal ARIMA* atau SARIMA (p,d,q)(P,D,Q)^S.

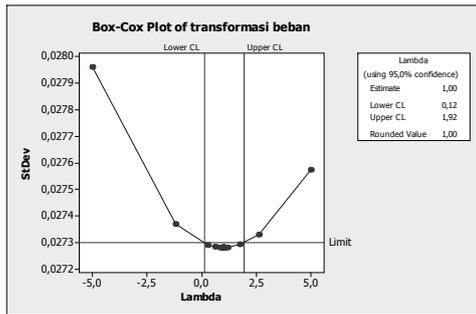
a. Stasioneritas

Suatu deret pengamatan dikatakan stasioner apabila proses *series* data tidak berubah seiring perubahan waktu, baik itu stasioner dalam *varians* beserta stasioner dalam *means*. Pengecekan dan pengujian stasioner dalam *varians* dilakukan dengan menggunakan Minitab 14, untuk stasioner dalam *varians* dilihat dari nilai p-value $\lambda = 1$, jika data belum stasioner maka dilakukan transformasi.

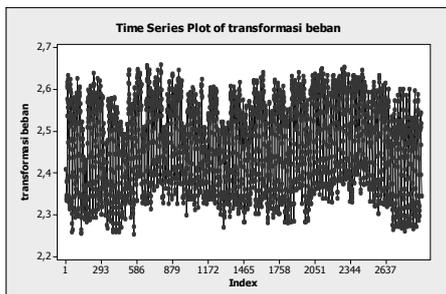
Data dilakukan transformasi karena tidak stasioner dalam *varians* yang ditandai dengan nilai $\lambda = 0,24$.



(a)

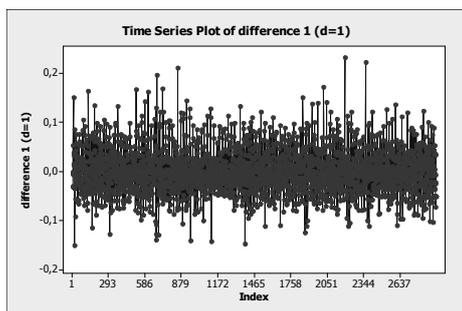


(b)
Gambar 5. Diagram transformasi *box-cox*
 (a) belum stasioner dalam *varians*
 (b) stasioner dalam *varians*



Gambar 6. Plot *Time Series* Data transformasi beban dengan $\lambda = 1$ (Stasioner dalam *varians*)

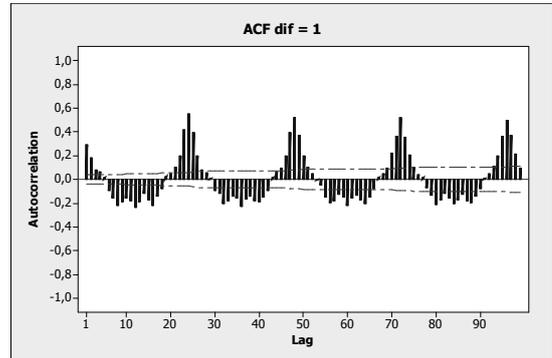
Dilihat dari gambar di atas, data belum mencapai stasioner dalam *means* karena pada plot *time series* dari data transformasi tidak menunjukkan konstan nilai di tengah. Oleh karena itu dilakukan *difference* sebanyak 1 kali ($d = 1$) untuk mencapai stasioner dalam *means*. Sehingga plot *time series* seperti gambar di bawah ini :



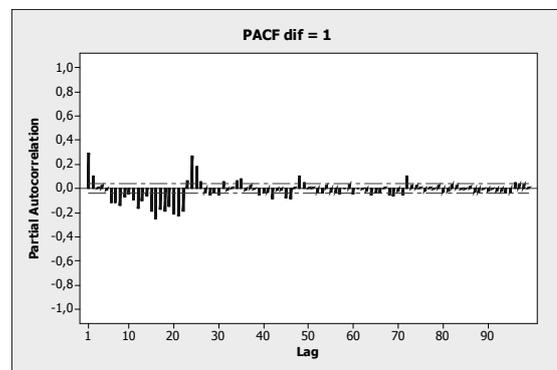
Gambar 7. Plot *Time Series* *difference* data transformasi ($d = 1$)

Dengan data telah mencapai stasioner dalam *means*, maka untuk nilai dari d untuk non-musiman dan D untuk musiman pada SARIMA adalah 1 ($d = D = 1$). Dan untuk nilai

AR, MA, SAR, dan SMA dapat di ditentukan melaluiidentifikasi grafik ACF dan PACF.



(a)



(b)

Gambar 8. (a) Grafik ACF $d = 1$
 (b) Grafik ACF $d = 1$

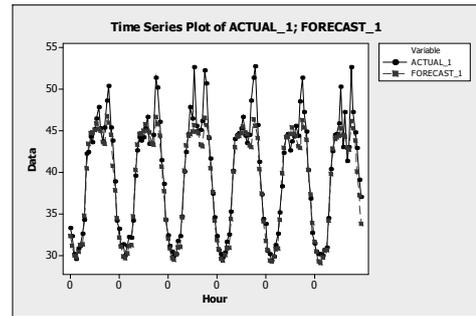
b. Penentuan Order SARIMA

Berdasarkan gambar 4.8 dan gambar 4.9 melihat dari grafik ACF dan PACF kemudian melihat dari Tabel 2.1 dan Tabel 2.2 dalam pendugaan ordo ARIMA tentatif, bahwa model yang digunakan untuk pengujian adalah : $(1,1,1)$ $(1,1,1)^{24}$, $(1,1,0)$ $(0,1,1)^{24}$, $(0,1,1)$ $1,1,1)^{24}$, $(1,1,0)$ $(1,1,1)^{24}$, $(2,1,0)$ $(1,1,1)^{24}$, dan $(0,1,2)$ $(1,1,1)^{24}$.

3. Estimasi Parameter Model

Model yang diperoleh dilakukan pengujian konvergen dan dilanjutkan dengan pengujian signifikansi, parameter dikatakan signifikan dengan *p-value* parameter lebih kecil dari α ($p\text{-value} < \alpha$), untuk nilai $\alpha = 0,05$, jika $p\text{-value} > \alpha$ maka nilai untuk parameter model ditolak. Berikut hasil dari pengujian signifikan parameter ordo masing-masing model :

Model	Hasil Pengujian						Signifikan
$(1,1,1)(1,1,1)^{24}$	Tidak konvergen						-
$(1,1,0)(0,1,1)^{24}$	Type	Coef	SE Coef	T	P		Signifikan
	AR 1	-0,1953	0,0182	-10,72	0,000		
	SMA 24	0,9742	0,0048	200,94	0,000		
	Constant	-0,000025	0,001297	-0,02	0,984		
$(1,1,0)(1,1,1)^{24}$	Type	Coef	SE Coef	T	P		Signifikan
	AR 1	-0,2030	0,0183	-11,10	0,000		
	SAR 24	0,0680	0,0185	3,67	0,000		
	SMA 24	0,9796	0,0020	490,05	0,000		
	Constant	-0,000034	0,001104	-0,03	0,975		
$(0,1,1)(1,1,1)^{24}$	Type	Coef	SE Coef	T	P		Signifikan
	SAR 24	0,0692	0,0186	3,72	0,000		
	MA 1	0,2618	0,0180	14,55	0,000		
	SMA 24	0,9776	0,0034	288,66	0,000		
	Constant	-0,0000199	0,0008661	-0,02	0,982		
$(0,1,0)(0,1,1)^{24}$	Type	Coef	SE Coef	T	P		Signifikan
	SMA 24	0,9776	0,0032	308,43	0,000		
	Constant	-0,000021	0,001208	-0,02	0,986		
$(2,1,0)(1,1,1)^{24}$	Type	Coef	SE Coef	T	P		Signifikan
	AR 1	-0,2267	0,0186	-12,20	0,000		
	AR 2	-0,1099	0,0185	-5,95	0,000		
	SAR 24	0,0677	0,0186	3,64	0,000		
	SMA 24	0,9783	0,0033	298,98	0,000		
	Constant	-0,000072	0,001149	-0,06	0,950		
$(0,1,2)(1,1,1)^{24}$	Type	Coef	SE Coef	T	P		Signifikan
	SAR 24	0,0669	0,0186	3,60	0,000		
	MA 1	0,2462	0,0186	13,24	0,000		
	MA 2	0,0942	0,0185	5,09	0,000		
	SMA 24	0,9785	0,0033	299,08	0,000		
	Constant	-0,0000498	0,0007632	-0,07	0,946		



Gambar 9.

2. Data *time series* sebanyak 2784 data atau 116 hari (sejak 2 Juli – 25 Oktober 2012) dan meramal untuk 6 hari kedepan yaitu sebanyak 144 data ramalan (26 Oktober – 31 Oktober 2012).

4. Pengujian Model dan Mengukur Tingkat Keakuratan Peramalan

Pada pengukuran keakuratan ini pengujian digunakan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Nilai MAPE diuji dengan melakukan peramalan dengan membandingkan nilai aktual dan nilai peramalan, data pengujian MAPE sebagai berikut :

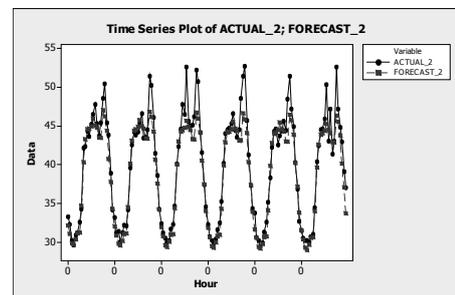
1. Data *time series* sebanyak 2688 data atau 122 hari (sejak 2 Juli – 21 Oktober 2012) dan meramal untuk 6 hari kedepan yaitu sebanyak 144 data ramalan (22 Oktober – 27 Oktober 2012).

MODEL SARIMA	MAPE (%)					
	SENIN 24 Oktober 2012	SELASA 25 Oktober 2012	RABU 26 Oktober 2012	KAMIS 27 Oktober 2012	JUMAT 28 Oktober 2012	SABTU 29 Oktober 2012
$(1,1,0)(0,1,1)^{24}$	2,71	2,8	3,5	3,3	3,2	3,7
$(1,1,0)(1,1,1)^{24}$	2,73	2,85	3,7	3,41	3,28	3,76
$(0,1,1)(1,1,1)^{24}$	2,59	2,74	3,4	3,18	3,13	3,52
$(0,1,0)(0,1,1)^{24}$	2,66	2,73	3,38	3,13	3,11	3,47
$(2,1,0)(1,1,1)^{24}$	2,65	2,80	3,6	3,38	3,27	3,79
$(0,1,2)(1,1,1)^{24}$	3,32	3,36	3,9	3,44	3,43	3,51

Dapat dilihat pada tabel di atas, bahwa peramalan dengan model SARIMA semakin baik setelah penambahan data *time series* dengan memiliki rata-rata nilai MAPE kurang dari 4%, yaitu 3,2%. MAPE model terkecil dibandingkan dengan model lainnya, yaitu nilai MAPE untuk model SARIMA $(0,1,0)(0,1,1)^{24}$ berturut-turut dari senin hingga sabtu adalah 2,66%, 2,73%, 3,38%, 3,13%, 3,11% dan 3,47% dengan nilai MAPE rata-rata untuk 6 hari adalah 3,08%

MODEL SARIMA	MAPE (%)					
	SENIN 22 Oktober 2012	SELASA 23 Oktober 2012	RABU 24 Oktober 2012	KAMIS 25 Oktober 2012	JUMAT 26 Oktober 2012	SABTU 27 Oktober 2012
$(1,1,0)(0,1,1)^{24}$	2,99	3,0	3,9	3,7	3,4	4,1
$(1,1,0)(1,1,1)^{24}$	3,26	3,25	4,4	4,16	3,75	4,51
$(0,1,1)(1,1,1)^{24}$	3,41	3,37	4,6	4,34	3,86	4,67
$(0,1,0)(0,1,1)^{24}$	2,62	2,70	3,20	2,95	3,05	3,33
$(2,1,0)(1,1,1)^{24}$	5,65	6,62	6,9	5,96	5,85	6,89
$(0,1,2)(1,1,1)^{24}$	3,32	3,36	3,9	3,44	3,43	3,51

Dapat dilihat pada tabel di atas, bahwa peramalan dengan model SARIMA terbukti akurat dengan rata-rata MAPE 4% dan SARIMA $(0,1,0)(0,1,1)^{24}$ memiliki nilai MAPE terkecil dibandingkan dengan model lainnya, yaitu nilai MAPE untuk model SARIMA $(0,1,0)(0,1,1)^{24}$ berturut-turut dari senin hingga sabtu adalah 2,62%, 2,70%, 3,20%, 2,95%, 3,05% dan 3,33% dengan rata-rata MAPE untuk 6 hari tersebut 2,95%.



Gambar 10.

5. Peramalan

Hasil dari peramalan yang dilakukan dengan model SARIMA $(0,1,0)(0,1,0)^{24}$ untuk tanggal 1 Nopember 2012 – 6 Nopember 2012 adalah sebagai berikut :

JAM	01/11/2012	02/11/2012	03/11/2012	04/11/2012	05/11/2012	06/11/2012
1:00	32,0415	31,9226	31,8032	31,6833	31,5628	31,4419
2:00	30,7853	30,6663	30,5469	30,4269	30,3065	30,1855
3:00	29,6482	29,5293	29,4098	29,2899	29,1694	29,0484
4:00	29,4609	29,3419	29,2224	29,1024	28,9819	28,8609
5:00	30,0893	29,9703	29,8508	29,7308	29,6103	29,4893
6:00	30,9377	30,8187	30,6992	30,5792	30,4586	30,3376
7:00	31,12	31,001	30,8814	30,7614	30,6408	30,5198
8:00	34,3504	34,2314	34,1118	33,9917	33,8711	33,7501
9:00	39,9451	39,826	39,7064	39,5863	39,4657	39,3446
10:00	42,9109	42,7918	42,6722	42,5521	42,4314	42,3103
11:00	44,2534	44,1343	44,0147	43,8945	43,7739	43,6528
12:00	44,4584	44,3392	44,2196	44,0994	43,9788	43,8576
13:00	44,687	44,5678	44,4482	44,328	44,2073	44,0861
14:00	45,6029	45,4837	45,364	45,2438	45,1231	45,0019
15:00	44,9785	44,8593	44,7396	44,6194	44,4987	44,3774
16:00	44,6034	44,4842	44,3644	44,2442	44,1234	44,0022
17:00	43,2557	43,1365	43,0167	42,8965	42,7757	42,6544
18:00	43,4303	43,3111	43,1913	43,071	42,9502	42,8289
19:00	46,9323	46,813	46,6932	46,5729	46,4521	46,3308
20:00	46,2446	46,1253	46,0055	45,8852	45,7643	45,643
21:00	44,2604	44,1411	44,0212	43,9009	43,78	43,6587
22:00	40,6218	40,5025	40,3826	40,2623	40,1414	40,02
23:00	37,4264	37,3071	37,1872	37,0668	36,9459	36,8245
0:00	34,0811	33,9617	33,8418	33,7214	33,6005	33,4791

Data dari peramalan inilah yang berguna untuk perencanaan penyaluran daya listrik ke beban dari G.I.S Simpang Haru untuk tanggal 1-6 Nopember 2012 dan diharapkan dapat memenuhi konsumsi listrik yang dibutuhkan pelanggan.

V. KESIMPULAN

1. Data beban harian listrik per-jam (24 jam) pada G.I.S. Simpang haru tidak stasioner dalam varians maupun means, maka dilakukan transformasi data yaitu transformasi hingga mencapai stasioner dalam varians ($\lambda = 1$) dan melakukan *differencing* sebanyak satu kali ($d = 1$) untuk mencapai stasioner dalam *means*.
2. Model terbaik yang dipilih menurut MAPE adalah model SARIMA (0,1,0)(0,1,1)²⁴, nilai MAPE untuk tanggal 22 Oktober 2012 – 27 Oktober 2012 (122 hari atau data *time series* = 2688) berturut-turut 2,62%, 2,70%, 3,20%, 2,95%, 3,05% dan 3,33%. Dan pengujian MAPE untuk tanggal 26 Oktober 2012 – 31 Oktober 2012 (116 hari atau data *time series* = 2784) berturut-turut adalah 2,66%, 2,73%, 3,38%, 3,13%, 3,11% dan 3,47% yang menandakan model SARIMA ini bagus untuk peramalan jangka pendek.
3. Semakin banyak data *time series* yang digunakan maka peramalan akan semakin baik, hal tersebut dapat dilihat daari

perbandingan MAPE antara pengujian dengan data *time series* 2688 (112 hari) dengan rata-rata MAPE 4% dan data *time series* 2784 (116 hari) dengan rata-rata MAPE 3,2% untuk semua model yang signifikan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Putra, Frans Rahmadhan. *Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Dalam Perkiraan Beban Listrik Jangka Pendek*. Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik. Universitas Andalas. Padang. 2010
- [2] Sadeq, Ahmad. *Tesis: Analisis Prediksi Indeks Harga Saham Gabungan Dengan Metode Arima*. Universitas Diponegoro. Semarang. 2008.
- [3] Zuhul. *Dasar Teknik Tenaga Listrik dan Elektronika Daya*. Gramedia : Jakarta. 1992
- [4] Makridakis, Spyros., Syeven C Wheelwright., dan Victor E. McGEE. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Terjemahan Hari Suminto. Jakarta: Binarupa Aksara. 1999.
- [5] Windayati. *Analisis Autokorelasi Pada Model Arima (Autoregressive Integrated Moving Average)*. Jurusan Matematika Fakultas Sains Dan Teknologi. Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim. Malang. 2010
- [6] Anugerah PSW. *Perbandingan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dan Metode Deret Berkala Box-Jenkins (Arima) Sebagai Metode Peramalan Curah Hujan*. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam. Universitas Negeri Semarang. Semarang. 2007.
- [7] Munawarah, Astin Nurhayati. *Peramalan Jumlah Penumpang pada PT. Angkasa Pura I (Persero) Kantor Cabang Bandar Udara Internasional Adisutjipto Yogyakarta dengan Metode Winter's Exponential Smoothing Dan Seasonal ARIMA*. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Yogyakarta. 2010
- [8] Mulyana. *Buku Ajar Analisis Data Deret Waktu*. Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Padjadjaran. 2004

Biodata Penulis

Syafii, menamatkan S1 di Jurusan Teknik Elektro Universitas Sumatra Utara (USU) tahun 1997. Pendidikan S2 bidang Energi Elektrik diselesaikan di Institute Teknologi Bandung (ITB) tahun 2002. Pendidikan S3 di Electrical power system Eng, UTM tahun 2011. Saat ini penulis terdaftar sebagai dosen Teknik Elektro Universitas Andalas Padang. Minat penelitian komputasi sistem tenaga dan pembangkit energy terbarukan

Edyan Noveri, Lahir di Sungai Penuh 21 November 1990 yang memiliki riwayat Pendidikan lulus dari SD 104/III Koto Baru Hiang, SMPN 1 Sitinjau Laut, SMAN 1 Sitinjau Laut pada tahun 2008 dan menamatkan S1 di jurusan Teknik Elektro Universitas Andalas (UNAND) dengan mengambil konsentrasi Teknik Tenaga Listrik pada tahun 2013. Di masa perkuliahan aktif sebagai Asisten Laboratorium Sistem Tenaga dan Distribusi Elektrik di jurusan Teknik Elektro UNAND.