

Penerapan Model DSARFIMA untuk Peramalan Beban Konsumsi Listrik Jangka Pendek di Jawa Timur dan Bali

Pramono Dwi Utomo, Heri Kuswanto, dan Suhartono

Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111

E-mail: heri_k@statistika.its.ac.id

Abstrak—PT.PLN sebagai pemasok utama tenaga listrik dituntut harus menyediakan pasokan listrik yang sesuai dengan kebutuhan listrik pada suatu wilayah, sehingga tidak terjadi kerugian baik pada konsumen maupun PT. PLN sendiri. Penelitian ini akan mengkaji metode yang tepat untuk meramalkan kebutuhan beban konsumsi listrik jangka pendek di wilayah Jawa Timur dan Bali yang mengandung pola musiman ganda. Penelusuran lebih lanjut menunjukkan bahwa data memiliki sifat *long memory*, yang berarti bahwa data memiliki ketergantungan jangka panjang. Metode ARFIMA adalah metode yang tepat untuk memodelkan data yang bersifat *long memory*. Pada penelitian ini dilakukan perbandingan antara model DSARIMA $([15], 1, [1, 3, 4, 5]) (0, 1, 1)^{48} (0, 1, 1)^{336}$ dan model DSARFIMA $([1, 2, 3, 7, 13, 17], d, [1]) (0, 1, 1)^{48} (0, 1, 1)^{336}$ dengan $d=0,7347281$ untuk meramalkan beban konsumsi listrik pada periode satu minggu, dua minggu, tiga minggu, dan empat minggu kedepan. Perhitungan kriteria *out-sample* untuk kebaikan model menunjukkan bahwa model DSARFIMA dapat menghasilkan ramalan yang lebih akurat daripada model DSARIMA.

Kata Kunci—Beban Konsumsi Listrik, DSARIMA, DSARFIMA, Long Memory, Musimanganda.

I. PENDAHULUAN

PERAMALAN beban listrik jangka pendek bertujuan untuk memperkirakan beban listrik pada jangka waktu tiap menit, jam, hari, maupun mingguan. Peramalan beban jangka pendek mempunyai peran yang penting dalam *real-time control* dan fungsi-fungsi keamanan dari suatu system manajemen energi [1]. Dengan menghasilkan peramalan jangka pendek pada daya konsumsi listrik dimasa mendatang secara akurat, maka biaya operasional untuk menghasilkan listrik yang selanjutnya didistribusikan ke sektor-sektor strategis di atas akan dapat ditekan sehemat mungkin.

Banyak penelitian telah dilakukan untuk meramalkan besarnya daya listrik yang dibutuhkan oleh pelanggan menggunakan berbagai macam metode peramalan sebagaimana pada penelitian [1]-[12]. Namun penelitian-penelitian tersebut belum ada yang mempertimbangkan efek *long memory* pada konsumsi listrik jangka pendek. Sifat *long memory* (ketergantungan jangka panjang) dapat dideteksi jika diantara pengamatan dengan periode yang terpisah jauh masih mempunyai korelasi yang tinggi, sehingga mempunyai fungsi autokorelasi (ACF) yang turun secara hiperbolik. Penelitian ini akan mengkaji tentang peramalan beban konsumsi listrik di

Jawa Timur dan Bali dengan menggunakan model *Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average* (ARFIMA), yang dikembangkan pertama kali oleh Granger dan Joyeux [13] yang tidak lain adalah pengembangan dari model ARIMA. Penelitian sebelumnya mengenai ARFIMA telah dilakukan pada penelitian [14]-[16]. Dari identifikasi awal, terlihat bahwa konsumsi listrik di Jawa Timur dan Bali pada tahun 2011 mempunyai sifat *long memory* dan musiman ganda. Oleh karena itu model DSARFIMA (*Double Seasonal ARFIMA*) diusulkan untuk menganalisis data deret waktu yang memiliki ketergantungan jangka panjang dengan parameter pembeda berbentuk bilangan pecahan. Dalam penelitian ini akan ditunjukkan juga performa dari model DSARIMA untuk kemudian dibandingkan dengan model DSARFIMA.

II. TINJAUAN PUSTAKA

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

Model ARIMA diaplikasikan untuk deret waktu yang mempunyai mean atau varians yang tidak konstan, atau mempunyai kedua sifat tersebut. Sifat ini disebut sebagai proses yang tidak stasioner. Jika data yang digunakan mengandung pola musiman, maka model yang digunakan adalah SARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)^s$. Sedangkan apabila model ARIMA memiliki pola musiman ganda, maka model yang digunakan adalah DSARIMA $(p, d, q)(P_1, D_1, Q_1)^{s_1}(P_2, D_2, Q_2)^{s_2}$, dapat dituliskan sebagai berikut [17].

$$\phi_p(B)(1-B)^d \Phi_{P_1}(B^{s_1})(1-B^{s_1})^{D_1} \Phi_{P_2}(B^{s_2})(1-B^{s_2})^{D_2} Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)\Theta_{Q_1}(B^{s_1})\Theta_{Q_2}(B^{s_2})a_t \quad (1)$$

dimana

- $\Phi_{P_1}(B^{s_1})$: koefisien komponen AR periode musiman pertama s_1 dengan orde P_1
- $\Phi_{P_2}(B^{s_2})$: koefisien komponen AR periode musiman kedua s_2 dengan orde P_2
- $\Theta_{Q_1}(B^{s_1})$: koefisien komponen MA periode musiman pertama s_1 dengan orde P_1
- $\Theta_{Q_2}(B^{s_2})$: koefisien komponen MA periode musiman kedua s_2 dengan orde P_2
- $(1-B^{s_1})^{D_1}$: *differencing* musiman pertama s_1 dengan orde D_1

$(1 - B^{s_2})^{D_2}$: differencingmusiman pertama s_2 dengan orde D_2

B. Model ARFIMA (Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average)

Data *time series* dikatakan memiliki ketergantungan jangka panjang (*long memory*) jika diantara observasi dengan periode yang terpisah jauh masih mempunyai korelasi yang tinggi, sehingga cenderung stasioner dalam mean. Ini menyebabkan parameter d bernilaisangatkecil, sehingga Granger dan Joyeux [17] memperkenalkan model ARFIMA. Model ARFIMA secara umum sama dengan model ARIMA pada persamaan. Perbedaan dengan model ARIMA terletak pada parameter pembedanya yang bernilai pecahan pada model ARFIMA dengan penjabaran sebagai berikut.

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

Sifat *long memory* dapat dibuktikan dengan cara mendapatkan nilai *Hurst* berdasarkan statistic *R/S* [18]. Nilai *Hurst* ditentukan dengan menentukan rata-rata $\bar{z} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T z_t$,

adjusted mean $z_t^{adj} = z_t - \bar{z}$, dan standar deviasi $s_t = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (z_t - \bar{z})^2}$

dari data *time series*, dengan $t = 1, 2, \dots, T$ dan T adalah banyaknya observasi. Selanjutnya ditentukan deviasi kumulatif dan rentang dari deviasi kumulatif tersebut, $z_t^* = \sum_{i=1}^t z_i^{adj}$ dan $R_t = \text{Max}(Z_1^*, Z_2^*, \dots, Z_t^*) - \text{Min}(Z_1^*, Z_2^*, \dots, Z_t^*)$. Kemudian nilai *Hurst* diperoleh dengan melogaritmakan statistik *R/S* dan ditaksir dengan metode *Ordinary Least Square* (OLS).

$$(R/S)_t = c.t^H \quad (3)$$

Apabila nilai $H = 0,5$ maka data *time series* bersifat *short memory*. Sedangkan apabila $0 < H < 0,5$ maka sifat yang ditunjukkan adalah *intermediate memory*. Sifat *long memory* ditunjukkan apabila nilai H berada pada interval $0,5 < H < 1$.

Penaksiran parameter d dapat dilakukan menggunakan regresi spectral dengan metode GPH [19]. Tahapan pertama pada metode GPH adalah menentukan nilai frekuensi harmonik untuk tiap observasi.

$$\omega_j = (2\pi \cdot j / T) \quad (4)$$

dengan $j = 1, 2, \dots, m$. Bandwith optimal m dibatasi sampai $m = g(T) = [T^{0,8}]$. Tahap selanjutnya adalah menentukan nilai periodogram dengan menggunakan metode GPH, yang bentuk periodogramnya ditentukan melalui persamaan (5).

$$I_z(\omega_j) = \frac{1}{2} \left\{ \gamma_0 + 2 \sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t \cos(t \cdot \omega_j) \right\} \quad (5)$$

$$\omega_j \in (-\pi, \pi) \quad \gamma_t$$

Dimanadanalahnilai autokovarian dari lag ke- t . Kemudian nilai dari logaritma natural periodogram dijadikan sebagai variabel respon Y_j untuk regresi spektral.

$$Y_j = \ln(I_z(\omega_j)) \quad (6)$$

dan untuk variabel prediktornya ditentukan dari persamaan berikut.

$$X_j = \ln \left(\frac{1}{4 \sin^2(\omega_j / 2)} \right) \quad (7)$$

Sehingga dengan menggunakan regresi linier dengan persamaan $Y_j = \beta_0 + \beta_1 X_j + a_j$ nilai taksiran parameter d dapat ditentukan dengan menggunakan metode *Least Square* pada persamaan (8).

$$\hat{\beta}_1 = \hat{d} = \left(\frac{\sum_{j=1}^m (X_j - \bar{X})(Y_j - \bar{Y})}{\sum_{j=1}^m (X_j - \bar{X})^2} \right) \quad (8)$$

III. METODOLOGI PENELITIAN

Data beban konsumsi listrik konsumsi seluruh Jawa Timur dan Bali pada periode rentang waktu 1 Januari 2011 sampai dengan 31 Desember 2011, yang diperoleh dari PT. PLN (Persero) P3B Regional Jawa Timur dan Bali. Variabel penelitian yang digunakan adalah jumlah beban konsumsi listrik harian tiap setengah jam dalam satuan Mega Watt (MW). Data *in-sample* yang digunakan adalah data beban konsumsi listrik per setengah jam pada periode 1 Januari 2011 sampai 3 Desember 2011, sedangkan data *out-sample* yang digunakan adalah data beban konsumsi listrik per setengah jam pada periode 4 minggu terakhir, yaitu tanggal 4 Desember sampai 31 Desember 2011. Langkah analisis yang dilakukan adalah sebagai berikut :

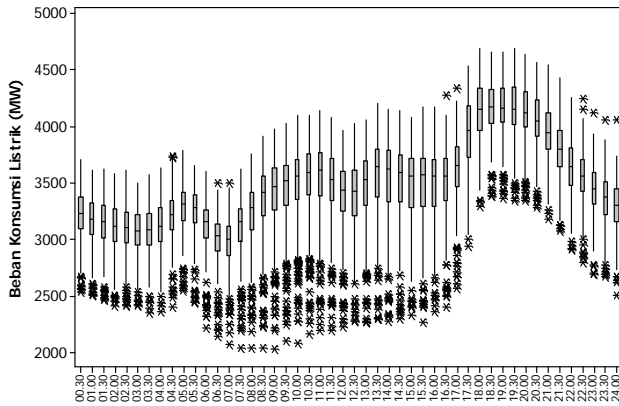
1. Mengidentifikasi karakteristik atau pola data beban konsumsi listrik konsumsi listrik regional Jawa Timur dan Bali menggunakan statistika deskriptif
2. Melakukan peramalan menggunakan model DSARIMA (prosedur Box-Jenkins).
3. Melakukan peramalan menggunakan model DSARFIMA (prosedur Box-Jenkins)
4. Melakukan perbandingan dari model DSARIMA dan DSARFIMA terbaik dengan melakukan peramalan selama periode satu minggu, dua minggu, tiga minggu dan empat minggu kedepan dengan kriteria nilai MSE dan MAPE terkecil.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dengan menggunakan analisis statistika deskriptif, diperoleh bahwa konsumsi listrik terendah terjadi pada pukul 07.00 yaitu 2997,5 Mega Watt. Beban mulai menanjak dan naik turun setelah pukul 04.30 yang merupakan awal dari aktivitas rumah tangga maupun industri. Setelah pukul 16.30 konsumsi listrik menanjak cukup tajam dan mencapai puncaknya pada pukul 18.30 dengan beban sebesar 4175,54 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 mulai menurun kembali setelah pukul 21.00 seiring dengan berkurangnya aktivitas rumah tangga dan industri di malam hari.

Terdapat banyak *outlier* pada beban konsumsi tiap setengah jamnya, yang ditunjukkan pada Gambar 1. Hal ini diduga disebabkan adanya kesalahan pada pembangkit listrik sehingga jumlah beban listrik yang didistribusikan pun menjadi berkurang/bertambah jauh dari jumlah beban

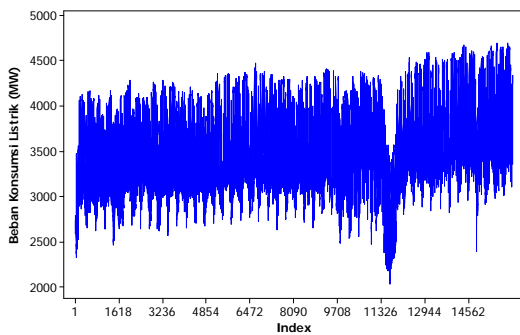
wajarnya.



Gambar 1.Box-Plot Beban Konsumsi Listrik Wilayah Jawa Timur dan Bali Tiap Setengah Jam Tahun 2011

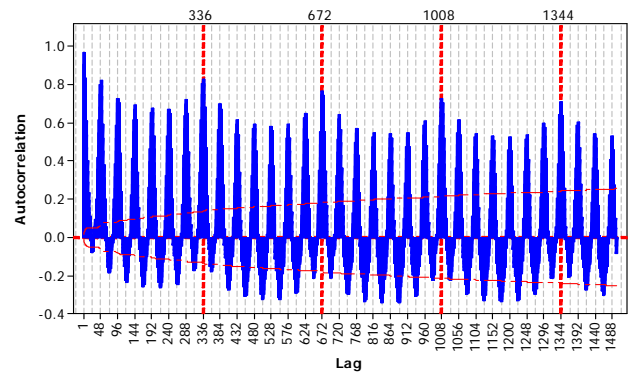
Hari Senin sampai Jumat merupakan hari dimana rata-rata beban listriknya berada di atas rata-rata beban listrik mingguan sebesar 3472 Mega Watt dengan puncaknya terjadi pada hari Selasa dengan beban sebesar 3580,43 Mega Watt. Hal ini disebabkan karena hari Senin sampai Jumat adalah merupakan hari aktif kerja yang berakibat pada tingginya konsumsi listrik industri. Sebaliknya, hari Sabtu dan Minggu adalah hari dengan beban konsumsi listrik dibawah rata-rata, yaitu 3400,51 Mega Watt dan 3141,46 Mega Watt karena pada hari tersebut banyak perusahaan yang tidak melakukan kegiatan industri.

Selanjutnya, pemodelan ARIMA dilakukan sesuai dengan prosedur *Box-Jenkins*, identifikasi model dilakukan pada data *in-sample* pada tanggal 1 Januari 2011 sampai 3 Desember 2011.



Gambar2.Plot Time Series Beban Konsumsi Listrik Wilayah Jawa Timur dan Bali

Plot *time series* pada Gambar 2 menunjukkan pola yang relatif datar, namun ada beberapa data yang menjurai ke bawah. Adanya beberapa data yang menjurai ke bawah menunjukkan bahwa data tidak stasioner dalam varians, sehingga diperlukan transformasi *Box-Cox*. *Rounded Value* pada λ bernilai 0 yang berarti bahwa data harus ditransformasi dengan fungsi \ln . Proses selanjutnya adalah pemeriksaan stasioneritas data dalam mean melalui plot ACF



Gambar 3Plot ACFBeban Konsumsi Listrik Wilayah Jawa Timur dan Bali

Plot ACF pada Gambar 3 menunjukkan pola *dies down very slowly* yang menunjukkan bahwa data beban konsumsi listrik di Jawa Timur tidak stasioner terhadap mean. Gambar 3 juga menunjukkan plot ACF akan mencapai titik tertinggi setiap lag 48 dan 336, yang berarti bahwa data beban konsumsi listrik Jawa Timur dan Bali memiliki pola musiman ganda, yaitu musiman harian dan mingguan. Untuk memenuhi kestasioneran dalam mean, maka dilakukan *differencing 1 lag*, 48 lag, dan 336 lag. Selanjutnya ditentukan orde p , q , P_1 , Q_1 , P_2 , dan Q_2 pada model DSARIMA, yaitu dengan melihat plot ACF dan plot PACF. Berdasarkan *lag-lag* yang keluar pada batas signifikansi, didapatkan bahwa model dugaan DSARIMA $([15],1,[1,3,4,5]) (0,1,1)^{48} (0,1,1)^{336}$ adalah model DSARIMA terbaik. Seluruh parameter pada model tersebut signifikan terhadap model.

Tabel 1. Pengujian Signifikansi Parameter Model Dugaan DSARIMA

Model DSARIMA	Parameter	Estimate	P-Value
$([15],1,[1,3,4,5]) (0,1,1)^{48} (0,1,1)^{336}$	θ_1	0,30246	<0,0001
	θ_3	0,07647	<0,0001
	θ_4	0,01759	0,0344
	θ_5	0,03052	0,0001
	θ_{48}	0,73135	<0,0001
	θ_{336}	0,82347	<0,0001

Hasil uji *white noise* menunjukkan bahwa model mempunyai *p-value* yang kurang dari 0,05 hanya sampai lag 12. Nilai-nilai tersebut menunjukkan bahwa ketiga model tersebut memenuhi asumsi *white noise* hanya sampai lag 12. Hal ini disebabkan karena sisaan yang dihasilkan ketiga model DSARIMA masih berkorelasi satu sama lain. Hasil uji kenormalan juga menunjukkan nilai *p-value* yang kurang dari 0,05 yang berarti bahwa residual tidak berdistribusi normal. Hal ini disebabkan oleh banyaknya *outlier* yang terdapat pada data beban konsumsi listrik. Deteksi *outlier* tidak menjadi fokus dalam penelitian, sehingga pada langkah ini *outlier* dalam data diabaikan.

Tabel2. Kriteria Model Terbaik DSARIMA

Kriteria In-Sample	Kriteria Out-Sample	
AIC	MSE	MAPE (%)
-81182,6	17272,63	2,589

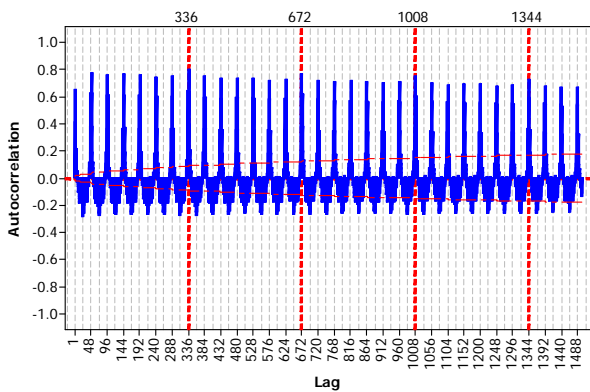
Pemilihan model terbaik dengan kriteria *in-sample* (AIC) dan *out-sample* (MSE dan MAPE) pada Tabel 2 menunjukkan model DSARIMA $([15],1,[1,3,4,5]) (0,1,1)^{48}$ $(0,1,1)^{336}$ menghasilkan nilai AIC, MSE, dan MAPE terkecil, dengan model matematis sebagai berikut.

$$Z_t = Z_{t-1} - 0,03941Z_{t-15} + 0,03941Z_{t-16} + Z_{t-48} - Z_{t-49} + 0,03941Z_{t-63} - 0,03941Z_{t-64} + Z_{t-336} + 0,03941Z_{t-337} + 0,03941Z_{t-341} + 0,03941Z_{t-352} - Z_{t-384} + Z_{t-385} - 0,03941Z_{t-399} + 0,03941Z_{t-400} + a_t - 0,30246a_{t-1} - 0,07647a_{t-3} - 0,01759a_{t-4} - 0,03052a_{t-5} - 0,73135a_{t-48} + 0,2212a_{t-49} + 0,5593a_{t-51} + 0,01286a_{t-52} + 0,02232a_{t-53} - 0,82347a_{t-336} + 0,24907a_{t-337} + 0,06297a_{t-339} + 0,02513a_{t-341} + 0,60224a_{t-384} - 0,18215a_{t-385} - 0,04605a_{t-387} - 0,01286a_{t-388} - 0,01838051a_{t-389}$$

Langkah selanjutnya adalah melakukan pemodelan pada data dengan model ARFIMA. Prosedur identifikasi model DSARFIMA pada dasarnya sama dengan prosedur pada DSARIMA. Langkah pertama adalah pemeriksaan kestasioneran data terhadap varians. Analisis sebelumnya menunjukkan bahwa data beban konsumsi listrik Jawa Timur dan Bali tidak stasioner terhadap varians, sehingga dilakukan transformasi *Box-Cox* dengan fungsi *ln* karena *Rounded Value* (λ) bernilai 0. Langkah selanjutnya dalam identifikasi model DSARFIMA adalah memeriksa apakah data memiliki sifat ketergantungan jangka panjang (*long memory*) atau tidak.

Sifat *long-memory* dapat diidentifikasi dengan menggunakan statistik Hurst (*H*). Apabila nilai *H* berada pada interval $0,5 < H < 1$, maka data tersebut memiliki sifat *long memory*. ditunjukkan bahwa *H* bernilai 0,922273, sehingga sifat *long memory* pada data beban konsumsi listrik Jawa Timur dan Bali telah terbukti. Langkah selanjutnya dalam proses identifikasi model DSARFIMA adalah menaksir nilai pembeda fraksional (*d*) dengan menggunakan metode GPH.

Diperoleh bahwa dengan metode GPH, nilai *d* taksiran yang didapat adalah 0,7347281, sehingga hasil data transformasi *Box-Cox* pada langkah sebelumnya harus dilakukan *differencing* dengan dengan nilai *d* tersebut. Setelah proses *differencing* dilakukan, maka langkah selanjutnya sama dengan langkah pada identifikasi model DSARIMA, yaitu menentukan orde *p* dan *q*.



Gambar 4 Plot ACF Beban Konsumsi Listrik Wilayah Jawa Timur dan Bali Setelah *differencing* $d=0,7347281$

Gambar 4 menunjukkan bahwa plot ACF masih berpola *dies down very slowly* dan mencapai titik tertinggi tiap lag 48

dan 336. Sehingga untuk mencapai stasioneritas dalam mean dilakukan *differencing* pada lag 48 dan lag dan 336.

Dengan memperhatikan *lag-lag* yang keluar dari batas signifikansi pada plot ACF dan PACF, model terbaik yang didapatkan adalah model DSARFIMA $([1,2,3,7,13,17],d,[1]) (0,1,1)^{48} (0,1,1)^{336}$ dengan $d = 0,7347281$.

Tabel3.

PengujiSignifikansi Parameter Model Dugaan DSARFIMA			
Model DSARIMA	Parameter	Estimate	P-Value
$([1,2,3,7,13,17],d,[1]) (0,1,1)^{48} (0,1,1)^{336}$	θ_1	0,68469	<0,0001
	θ_{48}	0,71961	<0,0001
	θ_{336}	0,79372	<0,0001
	ϕ_1	0,65664	<0,0001
	ϕ_2	0,10145	<0,0001
	ϕ_3	-0,04217	<0,0001
	ϕ_7	0,02384	0,0007
	ϕ_{13}	-0,01609	0,0068
	ϕ_{17}	-0,02632	0,0003

Cek diagnosa menunjukkan bahwa model memenuhi asumsi *white noise*, yang dibuktikan dari *p-value* masing-masing yang lebih dari 0,05 sampai lag 36. Uji asumsi kenormalan menunjukkan nilai *p-value* yang kurang dari 0,05 sehingga residual tidak berdistribusi normal. Ketidaknormalan residual terjadi karena banyaknya *outlier* pada data. Sama dengan model DSARIMA, pada penelitian ini deteksi *outlier* pada model DSARFIMA tidak dilibatkan, sehingga *outlier* pada data diabaikan.

Tabel4.

Kriteria Model Terbaik DSARFIMA		
Kriteria <i>In-Sample</i>	Kriteria <i>Out-Sample</i>	
AIC	MSE	MAPE (%)
-80698,7	5218,697	1,431414

Pemilihan model terbaik dengan kriteria *in-sample* (AIC) dan *out-sample* (MSE dan MAPE) menunjukkan model DSARFIMA $([1,2,3,7,13,17],d,[1]) (0,1,1)^{48} (0,1,1)^{336}$ dengan $d = 0,7347281$ menghasilkan nilai AIC, MSE, dan MAPE terkecil yang ditunjukkan pada tabel 4, dengan model matematis sebagai berikut.

$$(1 - 0,65664B - 0,10145B^2 + 0,04217B^3 - 0,02384B^7 + 0,01609B^{13} + 0,02632B^{17})(1 - B)^{0,7347281}(1 - B^{48})(1 - B^{336})Z_t = (1 - 0,68469B)(1 - 0,71961B^{48})(1 - 0,79372B^{336})a_t$$

Setelah didapatkan model terbaik dari model DSARIMA dan DSARFIMA, langkah selanjutnya adalah membandingkan hasil ramalan kedua model untuk periode satu minggu, dua minggu, tiga minggu, dan empat minggu.

Tabel 5 menunjukkan bahwa pada ramalan satu minggu model DSARFIMA menghasilkan nilai MSE dan MAPE yang lebih kecil daripada model DSARIMA. Hal yang sama ditunjukkan juga pada ramalan dua minggu, tiga minggu, dan empat minggu, sehingga dapat dikatakan bahwa sampai periode ramalan empat minggu, model DSARFIMA $([1,2,3,7,13,17],d,[1]) (0,1,1)^{48} (0,1,1)^{336}$ dengan $d=0,7347281$

menghasilkan ramalan yang lebih baik daripada model DSARIMA $([15],1,[1,3,4,5]) (0,1,1)^{48} (0,1,1)^{336}$.

Tabel5

Perbandingan Hasil Ramalan Model DSARIMA dan DSARFIMA

Periode Ramalan	Model DSARIMA		Model DSARFIMA	
	MSE	MAPE	MSE	MAPE
1 Minggu	17272,63	2,59	5218,697	1,43
2 Minggu	33409,51	3,8	5117,945	1,4
3 Minggu	75115,91	5,79	5859,719	1,49
4 Minggu	103649	7,08	5681,407	1,49

V. KESIMPULAN/RINGKASAN

Kesimpulan yang bisa diambil berdasarkan analisis yang telah dilakukan adalah sebagai berikut.

1. Beban konsumsi listrik wilayah Jawa Timur dan Bali mengalami fluktuasi yang relatif besar dengan beban terendah pada pukul 07.00 dan puncaknya pada pukul 18.30. Kenaikan beban konsumsi listrik dimulai pada pukul 16.30, yang diduga disebabkan oleh kebutuhan penerangan untuk menjalankan kegiatan rumah tangga maupun industri. Data beban konsumsi listrik di Jawa Timur dan Bali memiliki *outlier* yang sangat banyak tiap setengah jamnya. Hal ini diduga disebabkan karena adanya kesalahan pada pembangkit listrik sehingga jumlah beban listrik yang didistribusikan pun menjadi berkurang/bertambah jauh dari jumlah beban wajarnya. Dalam satu minggu, hari Senin sampai Jumat memiliki rata-rata beban konsumsi listrik tertinggi, sebaliknya pada hari Sabtu dan Minggu memiliki beban yang terendah. Hal ini diduga disebabkan karena pada hari Senin sampai Jumat adalah hari aktif kerja, dimana banyak kegiatan rumah tangga maupun industri yang dilakukan. Sedangkan untuk hari Sabtu dan Minggu sebagian besar kegiatan industri diliburkan, sehingga beban yang diperlukan pun tidak besar.
2. Data beban konsumsi listrik Jawa Timur dan Bali menunjukkan pola musiman ganda, yaitu harian dan mingguan, yang ditunjukkan dari plot ACF yang mengalami kenaikan tiap lag 48 dan lag 336. Dengan menggunakan model DSARIMA, didapatkan model yang paling baik untuk meramalkan beban konsumsi listrik Jawa Timur dan Bali untuk periode satu minggu kedepan adalah model DSARIMA $([15],1,[1,3,4,5]) (0,1,1)^{48} (0,1,1)^{336}$, dengan AIC bernilai -81182,6; MSE bernilai 17272,63; dan MAPE sebesar 2,59%.
3. Data beban konsumsi listrik Jawa Timur dan Bali teridentifikasi memiliki sifat *long memory*, yang dibuktikan dari statistik Hurst yang nilainya berada pada interval $0 < H < 1$, yaitu 0,922273, sehingga data dapat dimodelkan dengan model ARFIMA. Perhitungan parameter d dengan menggunakan metode GPH menunjukkan bahwa besar parameter d yang digunakan dalam pemodelan adalah 0,7347281. Data mengandung pola musiman ganda, sehingga didapatkan model terbaik

DSARFIMA $([1,2,3,7,13,17],d,[1]) (0,1,1)^{48} (0,1,1)^{336}$ untuk meramalkan beban konsumsi listrik Jawa Timur dan Bali periode satu minggu kedepan. Model tersebut memiliki nilai AIC sebesar -80698,7; MSE sebesar 5218,697; dan MAPE 1,431414%.

4. Perbandingan antara model DSARIMA dan DSARFIMA menunjukkan bahwa model DSARFIMA memiliki hasil yang lebih baik daripada model DSARIMA untuk peramalan beban konsumsi listrik Jawa Timur dan Bali dengan periode ramalan satu minggu, dua minggu, tiga minggu, dan empat minggu kedepan. Hal ini ditunjukkan dari nilai kebaikan model *out-sample*, yaitu MSE dan MAPE yang dihasilkan model DSARFIMA bernilai lebih kecil daripada model DSARIMA untuk keempat periode hasil ramalan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Handoko, "Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Pada Sistem Kelistrikan Jawa Timur Dan Bali Menggunakan Fuzzy Time Series," Tugas Akhir, Jurusan Teknik Elektro, ITS, Surabaya (2010).
- [2] O.A. Carpintero, A.J. Reis, & A.P. da Silva, "Hierarchical Neural Model in Short-Term Load Forecasting," *Applied Soft Computing*, Vol. 4 (2004.) 405-412.
- [3] A.S. Chandrashekar, T. Ananthapadmanabhab, & A. D. Kulkarni, "Neuro-Expert System for Planning and Load Forecasting of Distribution Systems," *Electrical Power and Energy Systems*, Vol. 21 (1999.) 309-314.
- [4] A.S. Harsono, "Usulan Penggunaan Metode Fuzzy Artificial Neural Network untuk Peramalan Kebutuhan Listrik (Studi Kasus: PLN Area Pelayanan Malang)," Laporan Thesis, Program Studi Teknik Industri, ITS, Surabaya (2007).
- [5] I. Puspitasari, "Model Dua Level Seasonal Autoregressive Hibrida ARIMA-ANFIS Untuk Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Di Jawa-Bali," Tugas Akhir, Jurusan Statistika, ITS, Surabaya (2011).
- [6] H. Sa'diyah, "Model ARIMA Musiman Ganda untuk Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek di PT. PLN (Persero) Gresik," Tugas Akhir, Jurusan Statistika, ITS, Surabaya (2009).
- [7] E.S. Sujarwanti, "Analisis Pemakaian Energi Listrik di PT. PLN (Persero) Unit Bisnis Distribusi Jawa Timur Area Pelayanan Kediri dengan Metode ARIMA Box-Jenkins," Tugas Akhir, Jurusan Statistika, ITS, Surabaya (2010).
- [8] S. Sulistyawati, "Pemodelan Bayesian Mixture Normal Autoregressive Pada Data Konsumsi Energi Listrik di PT. PLN (Persero) Gresik," Tugas Akhir, Jurusan Statistika, ITS, Surabaya (2009).
- [9] Y. Ristiana, "Model Autoregressive Neural Network (ARNN) Untuk Peramalan Konsumsi Listrik Jangka Pendek di PT. PLN Gresik," Tugas Akhir, Jurusan Statistika, ITS, Surabaya (2008).
- [10] R.K. Trapsilasiwi, "Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Hybrid Improved Particle Swarm Optimization - Support Vector Machine di PLN Region Jawa Timur - Bali," Tugas Akhir, Jurusan Statistika, ITS, Surabaya (2010).
- [11] Wahyuda, "Prediksi Beban Listrik Menggunakan Kernel Ridge Regression Untuk Mengurangi Resiko Dump Power Dan Energy Not Served," Laporan Thesis, Program Studi Teknik Industri, ITS, Surabaya (2010).
- [12] B.L. Zhang & Z.Y. Dong, "An Adaptive Neural-Wavelet Model for Short Term Load Forecasting," *Electric Power Systems Research*, Vol. 59, (2001.) 121-129.
- [13] C.W.J. Granger & R. Joyeux, "An Introduction to Long-Memory Time Series Models and Fractional Differencing," *Journal of Time Series Analysis*, Vol. 1, (1980) 15-29.
- [14] G. Darmawan, "Perbandingan Penaksiran Parameter Pembeda Pada Model ARFIMA melalui Metode Spektral," Laporan Thesis, Jurusan Statistika, ITS, Surabaya (2008).
- [15] S.R.C. Lopes, B.P. Olberman, & V.A. Reisen, "A Comparison of Estimation Methods in Non-Stationary ARFIMA Processes," *Journal of Statistical Computation & Simulation*, Vol. 74, No.5, (2004) 339-347.

- [16] K.S. Man, "Long Memory Time Series and Short Term Forecasts," *Journal of Forecasting*, Vol. 19,(2003) 477-491.
- [17] J.W. Taylor, L.M. Menezes, & P.E. McSharry, "A comparison of univariate methods for forecasting electricity demand up to a day ahead," *Journal of Forecasting*, Vol. 22, (2006) 1-16.
- [18] H.E. Hurst, "Long-Term Storage of Reservoirs: An Experimental Study," *Transactions of the American Society of Civil Engineers*, Vol.116, (1951) 770-799.
- [19] J. Geweke&S. Porter-Hudak, "The Estimation and Application of Long Memory Time Series Models," *Journal of Time series Analysis*, Vol.4, (1983) 221-238.