

Pemodelan Beban Sistem Listrik Jawa-Bali dengan Menggunakan Pendekatan *Flexible Seasonality Forecasting*

(Electricity Demand Modeling In Java-Bali Using Flexible Seasonality Forecasting Approach)

Fitri Ayu Kusumawati, Heri Kuswanto
Jurusan Statistika, FMIPA, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111
E-mail: fitriayukusumawati@gmail.com

Abstrak

Persentase penggunaan energi listrik di Indonesia mencapai 55% dari total kebutuhan energi final dengan kapasitas total pembangkit nasional tahun 2011 adalah sebesar 38,9GW, dimana sekitar 76% diantaranya berada di wilayah Jawa-Bali. Hal ini menunjukkan bahwa pembangkit listrik regional Jawa-Bali memerlukan perhatian khusus dalam perencanaan kebutuhan tenaga listrik untuk menghindari krisis listrik di Jawa-Bali di masa mendatang yang salah satu caranya adalah dengan peramalan atau *forecasting*. Pada data konsumsi listrik itu sendiri terdapat kompleksitas pola musiman. Sehingga dalam penelitian ini digunakan metode *flexible seasonality forecasting* yaitu *Box-Cox transform, ARMA errors, Trend, and Seasonal components (BATS)*, yang merupakan pengembangan dari model *exponential smoothing*. Model ini dapat mengakomodasi terjadinya pola musiman yang lebih kompleks, terjadinya *trend*, kasus-kasus non-linearitas, serta pemodelan error ARMA. Pada penelitian ini digunakan pula pola musiman harian dan mingguan serta penambahan hari raya Idul Fitri sebagai pola musiman tahunan pada data beban sistem listrik regional Jawa-Bali dengan menggunakan model BATS. Selanjutnya model ini dibandingkan dengan model Holt-Winter yang juga dapat digunakan dalam pemodelan data musiman. Hasil pemodelan menunjukkan model BATS lebih baik dalam memodelkan data musiman maupun dalam peramalan yang ditunjukkan dari nilai AIC dan RMSE yang lebih kecil.

Kata Kunci: Konsumsi Listrik, BATS

Abstract

Electrical energy usage in Indonesia has reached 55% of total final energy with total nation generating capacity in 2011 was approximately 38,9GW and about 76% located in Java-Bali region. This show that the Java-Bali power plant require special attention in electricity demand planning to avoid a power crisis in the future, and one way to do for this plan is forecasting electricity demand. Electricity consumption data series exhibit complex seasonal patterns. Thus, this study used flexible forecasting seasonality method, called Box-Cox transform, ARMA errors, Trend, and Seasonal components (BATS), which is the development of exponential smoothing model. This model can accommodate complex seasonal patterns, trends, non-linearity, and ARMA errors model. This study use daily and weekly seasonal pattern and also feast of Eid moment as the annual seasonal pattern in electricity demand data of Java-Bali by using BATS model. Further evaluation of modeling and forecasting results in BATS models performed to obtain the best

prediction results. Furthermore, this model is compared with Holt-Winter models that can also be used in seasonal data modeling. The modeling result shows that BATS model is better in modeling and forecasting seasonal data because this model give smaller values of AIC and RMSE.

Keywords: *Electricity Demand, BATS.*

1 Pendahuluan

Indonesia sebagai salah satu negara berkembang tidak lepas dari pendayagunaan energi yang salah satunya adalah energi listrik. Persentase penggunaan energi listrik ini mencapai 55% dari total kebutuhan energi final. Selama kurun waktu tahun 2000-2011 pemanfaatan energi listrik di Indonesia meningkat cukup tinggi dengan laju pertumbuhan 8,4% per tahun. Kapasitas total pembangkit nasional tahun 2011 adalah sebesar 38,9GW, dimana sekitar 76% diantaranya berada di wilayah Jawa Bali [1]. Pada saat ini daya mampu netto pembangkit di sistem Jawa Bali yang merupakan regional penyedia tenaga listrik paling besar mencapai 31.423MW, sementara beban puncak tertinggi 23.227MW [2]. Hal ini menunjukkan bahwa pembangkit listrik regional Jawa-Bali memerlukan perhatian khusus dalam perencanaan kebutuhan tenaga listrik untuk menghindari krisis listrik di Jawa-Bali di masa mendatang. Perencanaan kebutuhan listrik ini dapat dilakukan salah satunya dengan meramalkan kebutuhan listrik di masa mendatang berdasarkan data historis tahun-tahun sebelumnya.

Pola musiman yang terdapat pada beban konsumsi listrik di Indonesia sangat kompleks karena dipengaruhi berbagai faktor yaitu perbedaan kebutuhan listrik pada jam-jam tertentu setiap harinya, perbedaan pada akhir pekan setiap minggunya serta perbedaan karena adanya efek hari raya idul fitri yang dirayakan sebagian besar penduduk di JawaBali. Penelitian tentang peramalan beban konsumsi listrik pernah dilakukan Hasan dkk. [3] dan Ezennaya dkk. [4]. Berbeda dengan penelitian pertama yang menggunakan pola musiman harian dan mingguan dengan peramalan jangka pendek, pada penelitian kedua dengan peramalan jangka panjang ditambahkan pula pola musiman tahunan. Berdasarkan kedua penelitian tersebut, pada penelitian ini digunakan pula pola musiman harian, mingguan, dan tahunan pada data beban sistem listrik yang sesuai dengan data beban konsumsi listrik Jawa-Bali. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah metode *flexible seasonality* yaitu model BATS yang dapat mengakomodasi terjadinya pola musiman yang lebih kompleks serta efek lain seperti *trend*, kasus-kasus non-linearitas, dan pemodelan error ARMA [5]. Selanjutnya hasil pemodelan BATS tersebut dibandingkan dengan model sederhana Holt-Winter yang juga dapat mengakomodasi *trend* dan *seasonality*.

2 Tinjauan Pustaka

Uraian teori dan konsep yang dibahas antara lain mengenai transformasi Box-Cox, model ARMA, dan model model TBATS.

2.1 Transformasi Box-Cox

Analisis *time series* ditujukan untuk memperoleh hubungan dinamis dari y_t . Hubungan dinamis ini sendiri merupakan hubungan antara pengamatan y pada waktu ke- t terhadap

waktu-waktu sebelumnya ($t-1$, $t-2$, dan seterusnya) [6]. Pada analisis *time-series*, non-linearitas pengamatan dalam pemodelan dapat menimbulkan hasil peramalan memiliki varians tak hingga dan distribusi prediksi tidak diketahui. Sehingga untuk menghindari masalah pemodelan yang ditimbulkan karena non-linearitas data dapat digunakan transformasi Box-Cox yang memodifikasi data original dengan menggunakan formula berikut [7].

$$y_t^{(\omega)} = \begin{cases} \frac{y_t^{(\omega)} - 1}{\omega} & ; \omega \neq 0 \\ \log y_t & ; \omega = 0 \end{cases} \quad (1)$$

Beberapa hasil transformasi Box-Cox, dimana $y_t^{(\omega)}$ adalah transformasi dari data Y_t ditunjukkan pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1 Persamaan Transformasi *Box-Cox*

Nilai estimasi ω	Transformasi
-1	$Y_t^{(\omega)} = 1/Y_t$
-0,5	$Y_t^{(\omega)} = 1/\sqrt{Y_t}$
0	$Y_t^{(\omega)} = \ln(Y_t)$
0,5	$Y_t^{(\omega)} = \sqrt{Y_t}$
1	$Y_t^{(\omega)} = Y_t$
	(tidak dilakukan transformasi)
2	$Y_t^{(\omega)} = Y_t^2$

dimana

Y_t : data original dengan $t = 1, 2, \dots, n$

ω : nilai estimasi transformasi Box-Cox

n : jumlah pengamatan

2.2 Model ARMA (p, q)

Model ARMA (p, q) merupakan model peramalan yang termasuk dalam kelompok linier. Model ARMA (p, q) diaplikasikan pada data *time series* dengan mean dan varians konstan. Model ARMA pada analisis *time series* mencakup dua proses yaitu proses *moving average* (MA) dan proses *autoregressive* (AR). Secara statistik model ARMA (p, q) dapat ditulis sebagai berikut.

$$d_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i d_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2)$$

dimana

$$\varphi_p(B) = 1 - \varphi_1 B - \dots - \varphi_p B^p \quad (3)$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q \quad (4)$$

$\varphi_p(B)$ = koefisien komponen AR dengan orde p

$\theta_q(B)$ = koefisien komponen MA dengan orde q

ε_t = residual white noise dengan mean 0 dan Varians σ_ε^2 atau $\varepsilon_t \sim WN(0, \sigma_\varepsilon^2)$

2.3 Model Holt-Winter

Model Holt-Winters merupakan kombinasi dari model Holt dan model Winter yang dapat digunakan ketika suatu data mengandung unsur *trend* dan *seasonal*. Dalam model Holt-Winters terdapat tiga persamaan penghalus, yaitu untuk level, *trend* dan *seasonal*. Jenis-jenis model yang terdapat dalam model Holt-Winter diantaranya sebagai berikut [8].

a) Holt Linear Method

Model Holt ini merupakan model *linear exponential smoothing* yang memperbolehkan permalan dengan adanya efek trend pada data.

$$\text{Level : } l_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \quad (5)$$

$$\text{Trend : } b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 + \beta)b_{t-1} \quad (6)$$

$$\text{Forecast : } \hat{Y}_t(h) = l_t + b_t h \quad (7)$$

b) Damped Trend Method

Model ini merupakan modifikasi *holt linear method* yang memperbolehkan adanya efek *damping trend* pada data.

$$\text{Level : } l_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(l_{t-1} + \phi b_{t-1}) \quad (8)$$

$$\text{Trend : } b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 + \beta)\phi b_{t-1} \quad (9)$$

$$\text{Forecast : } \hat{Y}_t(h) = l_t + (\phi + \phi^2 + \dots + \phi^h)b_t \quad (10)$$

c) Holt-WinterTrend and Seasonality

Pemodelan ini mengakomodasi adanya efek *trend* dan *seasonal*, dimana terdapat dua jenis model *seasonal* yaitu *multiplicative* dan *additive*.

1) Multiplicative

Efek *seasonal* pada *multiplicative* semakin membesar dengan persamaan pada model *multiplicative* HoltWinters dituliskan pada persamaan berikut :

$$\text{Level : } l_t = \alpha \frac{Y_t}{s_{t-m}} + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \quad (11)$$

$$\text{Trend : } b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 + \beta)b_{t-1} \quad (12)$$

$$\text{Seasonal : } s_t = \gamma \frac{Y_t}{l_{t-1} + b_{t-1}} + (1 - \gamma)s_{t-m} \quad (13)$$

$$\text{Forecast : } \hat{Y}_t(h) = (l_t + b_t h)s_{t-m+h} \quad (14)$$

2) Additive

Efek *seasonal additive* cenderung konstan, sehingga persamaan pada model *additive* Holt-Winters dirumuskan sebagai berikut.

$$\text{Level : } l_t = \alpha(Y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \quad (15)$$

$$\text{Trend : } b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 + \beta)b_{t-1} \quad (16)$$

$$\text{Seasonal : } s_t = \gamma(Y_t - (l_{t-1} + b_{t-1})) + (1 - \gamma)s_{t-m} \quad (17)$$

$$\text{Forecast : } \hat{Y}_t(h) = l_t + b_t h + s_{t-m+h} \quad (18)$$

dimana :

m : periode musiman

l_t : indeks level pada waktu ke- t

b_t : indeks tren pada waktu ke- t

s_t : indeks *seasonal* pada waktu ke- t

- $\hat{Y}_t(h)$: Hasil ramalan h -step
- a : parameter penghalus level
- β : parameter penghalus *trend*
- γ : parameter penghalus *seasonal*

2.4 Model BATS

Model *exponential smoothing* yang telah dikembangkan selama ini memiliki beberapa kelemahan, seperti sejumlah besar nilai musiman awal yang masih harus diperkirakan ketika beberapa pola musiman memiliki jangka waktu yang lama serta memiliki error proses $\{d_t\}$ yang secara series tidak berkorelasi [5]. Sehingga dilakukan perluasan model dengan memasukkan transformasi Box-Cox, error ARMA, dan T pola musiman yang disebut dengan model BATS. Notasi $y_t^{(\omega)}$ ini digunakan untuk mewakili transformasi BoxCox pada observasi dengan parameter ω sebagai berikut:

$$y_t^{(\omega)} = \begin{cases} \frac{y_t^{(\omega)} - 1}{\omega}; & \omega \neq 0 \\ \log y_t & ; \omega = 0 \end{cases} \tag{19}$$

$$y_t^{(\omega)} = l_{t-1} + \phi b_{t-1} + \sum_{i=1}^T s_{t-m_i}^{(i)} + d_t \tag{20}$$

$$l_t = l_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha d_t \tag{21}$$

$$b_t = \phi b_{t-1} + \beta d_t \tag{22}$$

$$s_t^i = s_{t-m_i}^{(i)} + \gamma d_t \tag{23}$$

$$d_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i d_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t \tag{24}$$

di mana m_1, \dots, m_T menunjukkan periode musiman; l_t adalah level lokal pada periode t ; b adalah trend jangka panjang; b_t adalah tren jangka pendek pada periode t ; $s_t^{(i)}$ adalah komponen musiman ke- i pada waktu t ; d_t merupakan proses ARMA (p, q); ε_t menunjukkan proses *white noise*-Gaussian dengan mean nol dan varians konstan; dan α, β, γ merupakan *smoothing* parameter.

2.5 Pemilihan Model Terbaik

Model terbaik dapat dilihat berdasarkan pada residual yang dihasilkan dengan menggunakan kriteria model terbaik, diantaranya adalah *Akaike's Information Criterion* (AIC) dan *Mean Absolute Percentage Error* (RMSE). AIC adalah kriteria pemilihan model terbaik dengan mempertimbangkan banyaknya parameter dalam model yang digunakan pada data *in-sample*. Model terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC terendah. Perhitungan nilai AIC dapat diperoleh melalui persamaan berikut [6].

$$AIC(M) = n \ln \hat{\sigma}_\alpha^2 + 2M \tag{25}$$

dimana M adalah banyaknya ramalan yang dilakukan.

Pada data *out-sample* kriteria pemilihan model terbaik adalah RMSE. Model terbaik dinyatakan dengan nilai RMSE terkecil yang menunjukkan kesalahan peramalan dari model yang dihasilkan juga semakin kecil.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z_i - \hat{Z}_i)^2 \quad (26)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z_i - \hat{Z}_i)^2} \quad (27)$$

dimana

n : banyaknya pengamatan

Z_i : data *out-sample*

\hat{Z}_i : data peramalan

3 Metodologi Penelitian

3.1 Sumber Data dan variabel Penelitian

Penelitian ini menggunakan data sekunder beban konsumsi listrik pada PT. PLN (Persero) P3B Regional Jawa Timur dan Bali. Data beban konsumsi listrik yang digunakan sebagai variabel adalah jumlah beban konsumsi listrik harian tiap setengah jam dalam satuan MegaWatt (MW), dimana data tersebut terbagi menjadi dua yaitu sebagai berikut.

1. Data *in-sample* untuk proses pembentukan dan pengujian model dari periode 1 Januari 2008 sampai dengan 31 Desember 2010 sebanyak 52608.
2. Data *out-sample* untuk pemilihan model terbaik dalam peramalan dari periode 1 Januari 2011 sampai dengan 31 Desember 2011 sebanyak 16176.

3.2 Langkah-langkah Penelitian

Langkah-langkah pengolahan dan analisis pada data beban konsumsi listrik di regional Jawa Timur dan Bali dijelaskan sebagai berikut.

1. Membagi data menjadi 2 yaitu data *in-sample* dari periode 1 Januari 2008 sampai dengan 31 Desember 2010 dan data *out-sample* dari periode 1 Januari 2011 sampai dengan 31 Desember 2011.
2. Melakukan identifikasi karakteristik pada data *in-sample* dengan menggunakan statistika deskriptif.
3. Melakukan pengujian linearitas pada data *in-sample* dengan menggunakan transformasi Box-cox yang hasilnya diterapkan pada pemodelan.
4. Melakukan pembentukan model Holt-Winter pada data *in-sample*.
5. Melakukan pembentukan model *flexible seasonality* BATS pada data *in-sample* yang terbagi menjadi dua prosedur sesuai dengan tujuan penelitian sebagai berikut.
 - a. Menentukan indikasi adanya transformasi Box-cox pada data sesuai dengan hasil pengujian linearitas.
 - b. Menentukan periode seasonal pada data *in-sample* yaitu harian atau 48, mingguan atau 336, dan tahunan (hari raya idul fitri) atau 16992.
6. Melakukan peramalan beban konsumsi listrik regional Jawa Timur dan Bali dari model yang telah diperoleh serta menghitung nilai RMSE hasil ramalan.
7. Membandingkan kedua model yang telah terbentuk berdasarkan nilai AIC untuk data *in-sample* dan RMSE untuk data *out-sample*

4 Analisis dan Pembahasan

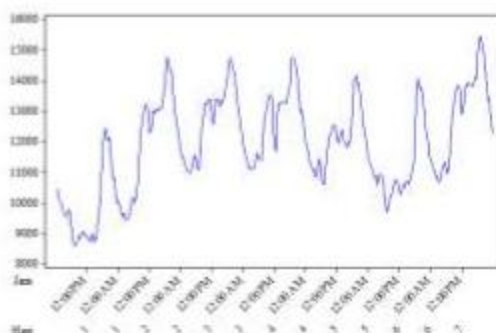
4.1 Karakteristik Beban Sistem Listrik 2008-2010

Beban sistem listrik merupakan besarnya pemakaian tenaga listrik atau konsumsi listrik oleh pelanggan. Besar kecilnya konsumsi listrik ini dipengaruhi oleh kebutuhan masing-masing pelanggan. Karakteristik besarnya beban sistem listrik yang diukur per setengah jam di regional JawaBali tahun 2008-2010 secara deskriptif ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2 Beban Sistem Listrik Jawa-Bali 2008-2010

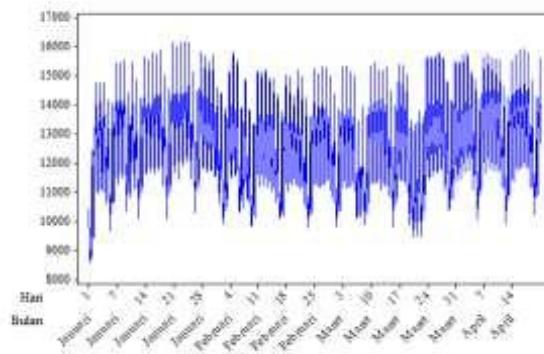
Tahun	Mean	Minimum	Maximum
2008	12838	6604	16301
2009	13437	7216	17211
2010	14485	7101	18100

Seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2, konsumsi listrik di Jawa-Bali mengalami peningkatan selama selang tahun 2008 hingga 2010. Hal ini dapat dilihat dari pertambahan beban sistem dimana pada tahun 2008 sebesar 12,8 ribu Megawatt dan mencapai 14,5 ribu Megawatt pada tahun 2010. Selain peningkatan dari tahun ke tahun, hal menarik yang dapat dilihat dari data beban sistem listrik ini adalah pola musiman yang terjadi seperti ditunjukkan pada Gambar 1, 2, dan 3 berikut.

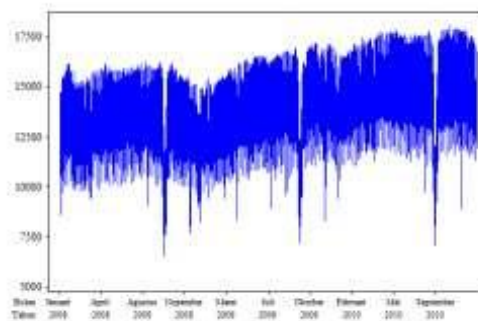


Gambar 1. Beban Sistem Listrik 1-7 Januari 2008

Gambar 1 menunjukkan besarnya konsumsi listrik dari tanggal 1 sampai 7 Januari 2008. Pada gambar tersebut dapat dilihat bahwa setiap harinya besarnya konsumsi listrik memiliki pola yang sama yaitu konsumsi rendah pada dini hari dan kemudian terjadi peningkatan pada siang hingga malam hari. Sementara itu, Gambar 2 menunjukkan konsumsi listrik selama 1 Januari hingga 21 April 2008. Pada gambar tersebut menunjukkan bahwa konsumsi listrik memiliki pola mingguan dimana pada hari sabtu dan minggu konsumsi listrik lebih rendah dibandingkan saat hari aktif.



Gambar 2. Beban Sistem Listrik 1 Januari-21 April 2008



Gambar 3. Beban Sistem Listrik 2008-2010

Dua gambar sebelumnya memperlihatkan bahwa terdapat pola harian dan mingguan pada data konsumsi listrik di Jawa-Bali. Sementara itu, Gambar 3 menjelaskan pola musiman lain yaitu pola musiman tahunan yang lebih tepatnya adalah tahun hijriah. Pola tahunan ini disebabkan karena adanya efek hari raya idul fitri yang menyebabkan perbedaan penggunaan listrik dari hari biasanya pada setiap tahunnya. Sehingga dari ketiga gambar tersebut dapat dikatakan terdapat 3 pola musiman pada data konsumsi listrik yaitu harian (periode 48), mingguan (periode 336), dan tahunan (periode 16992).

4.2 Model Holt-Winter Konsumsi Listrik

Pemodelan Holt-Winter mengakomodasi adanya efek level, *trend* maupun *seasonal* pada data. Hasil pemodelan pada data konsumsi listrik Jawa-Bali tahun 2008-2010 menunjukkan bahwa dari ketiga efek yang mungkin terjadi, hanya dua efek yang dapat ditangkap oleh model yaitu efek level dan efek trend, sementara efek *seasonal* tidak terdapat dalam model. Efek trend yang terjadi merupakan efek *damping trend* sehingga model yang terbentuk mengikuti model pada *damped trend method* dengan koefisien yang diperoleh ditunjukkan pada Tabel 3 berikut.

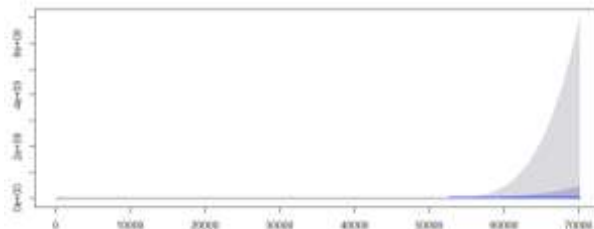
Tabel 3 Koefisien Model Holt-Winter

<i>Smoothing Parameter</i>		<i>Initial States</i>	
<i>Alpha</i>	0,9939	l_0	15,6633
<i>Beta</i>	0,98	b_0	0,8548
<i>Phi</i>	0,8		

Berdasarkan koefisien parameter yang diperoleh pada Tabel 3, maka model Holt-Winter untuk beban sistem listrik Jawa-Bali yang terbentuk adalah sebagai berikut.

Level : $l_t = 0,09939y_t + (1 - 0,09939)(l_{t-1} + 0,8b_{t-1})$
 Trend : $b_t = 0,98(l_t - l_{t-1}) + (1 + 0,98)\phi b_{t-1}$
 Forecast : $\hat{Y}_t(h) = l_t + (0,8 + 0,8^2 + \dots + 0,8^h)b_t$

Sehingga dari model tersebut, peramalan beban sistem listrik Jawa-Bali satu tahun ke depan ditunjukkan pada Gambar 4 berikut.



Gambar 4. Hasil Forecasting Model Holt-Winter

4.3 Model BATS Konsumsi Listrik

Pemodelan BATS dapat mencakup adanya transformasi Box-Cox, error ARMA, trend dan T pola musiman di dalam satu model. Hasil pemodelan BATS yang terbentuk untuk data konsumsi listrik Jawa-Bali tahun 2008-2010 ditunjukkan pada Tabel 4 berikut.

Tabel 4 Koefisien Model BATS

	<i>Parameter</i>
<i>Lambda</i>	0,118381
<i>Alpha</i>	0,01803028
<i>Gamma-1</i>	4,389333e-05 3,869077e-06
<i>Gamma-2</i>	-1,75204e-05 1,365114e-05
<i>AR</i>	0,598166 0,192887 0,119316
<i>MA</i>	0,611877 0,129957 -0,213023 -0,097331

Berdasarkan koefisien parameter yang diperoleh pada Tabel 4, dapat dilihat bahwa tidak terdapat efek trend dalam model sehingga model BATS konsumsi listrik Jawa-Bali yang terbentuk adalah sebagai berikut.

$$y_t^{(0,1184)} = l_{t-1} + b_{t-1} + \sum_{i=1}^T s_{t-m_i}^{(i)} + d_t$$

dimana

$$l_t = l_{t-1} + b_{t-1} + 0,018d_t$$

$$b_t = b_{t-1} + d_t$$

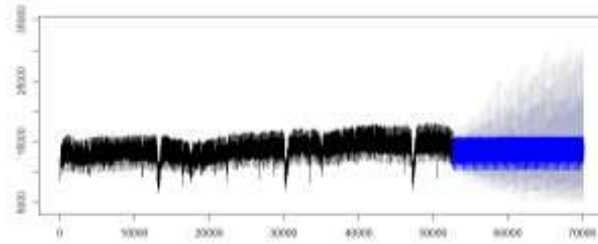
$$s_t^1 = s_{t-m_1}^{(1)} + \left(4,3893 \times 10^{-5} x_{1t} + 3,8691 \times 10^{-5} x_{2t}\right) d_t$$

$$s_t^2 = s_{t-m_1}^{(2)} + \left(-1,752 \times 10^{-5} x_{1t} + 1,3651 \times 10^{-5} x_{2t}\right) d_t$$

dengan x_{jt} : kejadian waktu ke t pada saat efek periode seasonal ke-i

$$d_t = 0,5982d_{t-1} + 0,1929d_{t-2} + 0,1193d_{t-3} + 0,6119\varepsilon_{t-1} + 0,13\varepsilon_{t-2} - 0,213\varepsilon_{t-3} - 0,0973\varepsilon_{t-4} + \varepsilon_t$$

Sehingga dari model tersebut, peramalan beban sistem listrik Jawa-Bali satu tahun ke depan ditunjukkan pada Gambar 5 berikut.



Gambar 5. Hasil *Forecasting* Model BATS

4.4 Perbandingan Model Holt-Winter dan Model BATS

Model terbaik dilihat berdasarkan pada residual yang dihasilkan kedua model dengan menggunakan kriteria model AIC untuk *in-sample* dan RMSE untuk *out-sample*. Kriteria kebaikan dari model-model yang terbentuk ditunjukkan pada Tabel 5 berikut.

Tabel 5 AIC dan RMSE Model

<i>Kriteria</i>	Holt-Winter	BATS
AIC	2809197	1132062
RMSE	2905,4757	901,1583

Model yang terbaik ditunjukkan dengan semakin kecilnya nilai AIC dan RMSE. Pada Tabel 5 dapat dilihat bahwa nilai AIC model BATS lebih kecil jika dibandingkan model Holt-Winter yang menunjukkan bahwa model BATS lebih baik karena model BATS dapat menangkap pola musiman pada data konsumsi listrik. Hasil peramalan juga menunjukkan model BATS lebih akurat yang ditunjukkan dari nilai RMSE yang lebih kecil. Sehingga dapat dikatakan bahwa model BATS lebih sesuai untuk memodelkan data konsumsi listrik.

5 Penutup

5.1 Kesimpulan

Model Holt-Winter menunjukkan bahwa hanya terdapat efek *damping trend* pada data, sementara pada model BATS tidak terdapat efek *trend* tetapi terdapat dua pola musiman. Berdasarkan kriteria kebaikan model, model BATS lebih sesuai untuk data konsumsi listrik regional Jawa-Bali. Hal ini dikarenakan model BATS lebih baik dalam menangkap pola musiman yang terjadi serta dapat menghasilkan peramalan yang lebih akurat yang ditunjukkan dari nilai kriteria kebaikan model yang lebih kecil daripada model Holt-Winter baik dari data *in-sample* maupun *out-sample*.

5.2 Saran

Pada penelitian ini model BATS cukup baik dalam menangkap pola musiman, namun dari tiga pola musiman yang diduga hanya dua yang dapat ditangkap. Sehingga dalam penelitian selanjutnya dapat dilakukan pemodelan dengan menggunakan model trigonometri dari BATS (TBATS) mengakomodasi komponen *mutiple seasonal* baik *nested* maupun *non-nested*

Ucapan Terima Kasih

“Penulis mengucapkan terima kasih pada jurusan Statistika ITS yang telah mendukung penulis dalam penyelesaian penelitian”

Daftar Pustaka

- [1] BPPT. *OUTLOOK ENERGI INDONESIA 2013: Pengembangan Energi dalam Mendukung Sektor*. Pusat Teknologi Pengembangan Sumberdaya Energi (PTPSE), 2013.
- [2] PLN. “Krisis Listrik Hantui Jawa Bali?”. *Fokus*, hal. 3, Juni, 2014.
- [3] Hassan, S. N., Ahmad, M. H., Suhartono, & Mohamed, N. “A Comparison of the Forecast Performance of Double Seasonal ARIMA and Double Seasonal ARFIMA Models of Electricity Load Demand” in *Applied Mathematical Sciences*, pp. 6705-6712, 2012.
- [4] Ezennaya, O. S., O. E. Isaac, U. O. Okolie, and O. I. C. Ezeanyim. "Analysis Of Nigeria's National Electricity Demand Forecast (2013-2030)" in *International Journal of Scientific & Technology Research*, pp. 333-340, 2014.
- [5] Livera, A. M., Hyndman, R. J., & Snyder, R. D. “Forecasting Time Series with Complex Seasonal Patterns Using Exponential Smoothing” in *Journal of the American Statistical Association*, pp. 1513-1527, 2011.
- [6] Wei, W. S.. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods Second Edition*. New York: Pearson Addison Wesley, 2006.
- [7] Cryer, J. D., & Chan, K. S. *Time series Analysis with Application in R* (2nd ed.). New York: Springer, 2008.
- [8] Hyndman, R. J., Koehler, A. B., Ord, J. K., & Snyder, R. D. *Forecasting With Exponential Smoothing: The State Space Approach*. Berlin: Springer-Verlag, 2008.