

Peramalan Beban Listrik di Jawa Timur Menggunakan Metode ARIMA dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS)

Indana La Zulfa dan Suhartono

Jurusan Statistika, FMIPA, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111

e-mail : suhartono@statistika.its.ac.id

Abstrak— Listrik merupakan salah satu sumber energi utama yang digunakan hampir pada seluruh aspek kehidupan. Faktanya, kebutuhan listrik semakin meningkat seiring dengan adanya kemajuan pembangunan di bidang teknologi, industri, dan informasi. Perkembangan dalam berbagai bidang tersebut dapat menimbulkan permasalahan terhadap kualitas dan kuantitas daya listrik yang dihantarkan, sehingga distribusi tenaga listrik terhadap konsumen harus dilakukan secara optimal dan sesuai dengan kebutuhan. Tujuannya adalah agar dapat melakukan tindakan yang tepat seiring dengan pertumbuhan kebutuhan tenaga listrik, mempertahankan tingkat keandalan, dan meningkatkan kualitas pelayanan kepada konsumen. Oleh karena itu, ramalan konsumsi listrik untuk beberapa waktu ke depan berdasarkan data konsumsi listrik pada waktu sebelumnya diperlukan sebagai bahan perencanaan pendistribusian listrik yang lebih efisien. Tujuan dari penelitian ini yaitu untuk meramalkan konsumsi beabn listrik di Jawa Timur dengan metode ARIMA dan ANFIS. Kriteria pemilihan model terbaik berdasarkan pada nilai RMSE, SMAPE, dan MAPE pada data *out sample*. Hasil dari analisis menunjukkan bahwa metode ARIMA memberikan tingkat keakuratan yang lebih baik untuk meramalkan konsumsi listrik di Jawa Timur daripada ANFIS.

Kata Kunci— ANFIS, ARIMA, Listrik, MAPE, Ramalan, RMSE, SMAPE.

I. PENDAHULUAN

LISTRIK merupakan salah satu sumber energi utama yang digunakan hampir pada seluruh aspek kehidupan. Faktanya, kebutuhan energi listrik semakin berkembang seiring dengan adanya kemajuan pembangunan di bidang teknologi, industri, dan informasi. Berdasarkan data dari Master Plan Pembangunan Ketenagalistrikan 2010-2014 menunjukkan bahwa distribusi tenaga listrik tertinggi di Indonesia terjadi di ketiga wilayah yang berdekatan yaitu Jawa, Madura, dan Bali [1].

Distribusi tenaga listrik terhadap konsumen harus dilakukan secara optimal dan sesuai dengan kebutuhan. Tujuannya adalah agar dapat melakukan tindakan yang tepat seiring dengan pertumbuhan kebutuhan tenaga listrik, mempertahankan tingkat keandalan, dan meningkatkan kualitas pelayanan kepada konsumen. Oleh karena itu, diperlukan suatu cara yang tepat dalam menyesuaikan jumlah kapasitas listrik agar sesuai dengan permintaan konsumen. Salah satu cara yang bisa dilakukan memprediksi

permintaan beban listrik yang dibutuhkan oleh konsumen dalam beberapa jangka waktu kedepan.

Prediksi beban listrik jangka pendek ini mempunyai peranan penting dalam *real-time control* dan fungsi-fungsi keamanan dari suatu sistem manajemen energi. Jika hasil dari prediksi beban listrik jangka pendek menghasilkan akurasi yang tepat, maka akan didapatkan optimalisasi penyediaan energi listrik kepada konsumen [2].

Penelitian yang berkaitan dengan peramalan pada sistem ketenagalistrikan pernah dilakukan oleh Widyaprawati *et al.* [3]. Metode yang digunakan adalah *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dengan *case study* tentang peramalan beban listrik mingguan di Bali. Penelitian lain yang berhubungan dengan peramalan beban listrik juga pernah dilakukan oleh Azadeh *et al.* [4]. Pada penelitian tersebut juga menggunakan metode ANFIS untuk peramalan konsumsi listrik jangka panjang di Eropa. Hasil dari pendekatan ANFIS menunjukkan bahwa model yang disulkan telah sesuai dan akurat dalam memprediksi kebutuhan listrik di negara-negara industri seperti Belanda, Luksemburg, Irlandia, dan Italia. Algoritma ANFIS dalam penelitian ini juga mampu mengatasi kompleksitas data, ambiguitas, dan ketidakpastian.

Penerapan metode ANFIS juga pernah digunakan dalam penelitian selain untuk peramalan beban listrik yaitu penentuan status aktivitas gunung Merapi oleh Fatkhurrozi *et al.* [5]. Penelitian lain juga pernah dilakukan oleh Nurvitasari dan Irhamah [6] tentang peramalan kecepatan angin harian rata-rata di Sumenep menggunakan pendekatan fungsi transfer sebagai input ANFIS. Kelebihan dari metode ANFIS yang lain yaitu dapat memberikan hasil yang cukup baik jika digunakan untuk prediksi tanpa pengelompokan data berdasarkan musim. Hal ini telah dibuktikan dalam penelitian yang dilakukan oleh Dewi *et al.* [7] tentang prediksi cuaca pada data *time series* menggunakan ANFIS.

Berdasarkan uraian yang telah dijelaskan sebelumnya, maka dalam tugas akhir ini akan dilakukan penelitian terhadap peramalan beban listrik jangka pendek yang dibutuhkan di wilayah Jawa Timur dengan metode ARIMA dan ANFIS. Dalam penelitian ini diharapkan mampu memberikan informasi tambahan kepada PT. PLN maupun pihak terkait tentang peramalan beban listrik di wilayah Jawa Timur untuk mengoptimalkan pendistribusian energi listrik berdasarkan hasil model terbaik dari metode yang digunakan.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Analisis Time Series

Data *time series* merupakan serangkaian nilai dari suatu variabel tertentu yang berurutan tiap periodenya. Adanya data *time series* ini dapat dijadikan sebagai dasar dalam melakukan perencanaan kegiatan di masa depan (peramalan). Sedangkan menurut Wei [8], *time series* merupakan suatu rangkaian kegiatan dalam melakukan pengamatan terhadap variabel yang akan diamati secara berurutan berdasarkan urutan waktu kejadiannya dalam interval waktu tertentu secara konstan. Setiap pengamatan yang dilakukan dapat dinyatakan dalam bentuk variabel random Z_t yang didapatkan berdasarkan indeks waktu tertentu t_i dengan $i = 1, 2, \dots, n$, sehingga penulisan dari data *time series* adalah $Z_{t_1}, Z_{t_2}, \dots, Z_{t_n}$.

B. Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

ARIMA merupakan suatu metode peramalan yang biasanya sangat baik digunakan untuk melakukan peramalan jangka pendek. Selain itu model ARIMA juga merupakan salah satu model yang digunakan dalam peramalan data *time series* yang bersifat non stasioner. Secara umum model ARIMA (p, d, q) atau biasanya disebut sebagai ARIMA *nonseasonal* ditulis sebagai berikut [8].

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \tag{1}$$

Sedangkan untuk persamaan model ARIMA *multiplicative seasonal* adalah

$$\Phi_p(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t \tag{2}$$

dengan:

- $\phi_p(B)$: koefisien komponen AR orde p
- $\theta_q(B)$: koefisien komponen MA orde q
- $(1-B)^d$: differencing orde d
- $\Phi_p(B^s)$: koefisien komponen AR periode musiman s orde P
- $\Theta_Q(B^s)$: koefisien komponen MA periode musiman s orde Q
- $(1-B^s)^D$: differencing musiman s orde D .

C. Deteksi Outlier

Ada 4 jenis *outlier* yaitu *Additive Outlier* (AO), *Innovative Outlier* (IO), *Level Shift* (LS), dan *Transitory Change* (TC). Sedangkan dalam penelitian ini deteksi *outlier* yang digunakan hanya AO dan LS. Misalkan suatu series X_1, X_2, \dots, X_t dengan model ARMA (p, q) atau dapat ditulis sebagai

$$\phi(B)X_t = \theta(B)a_t \tag{3}$$

dimana model telah stasioner dan memenuhi asumsi residual *white noise* dan distribusinya normal, sehingga masing-masing model *outlier* dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. model AO

$$Z_t = \begin{cases} X_t, & t \neq T \\ X_t + \omega, & t = T \end{cases}$$

$$\begin{aligned} &= X_t + \omega I_t^{(T)} \\ &= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t + \omega I_t^{(T)} \end{aligned} \tag{4}$$

$$\text{dengan } I_t^{(T)} = \begin{cases} 1, & t = T \\ 0, & t \neq T \end{cases}$$

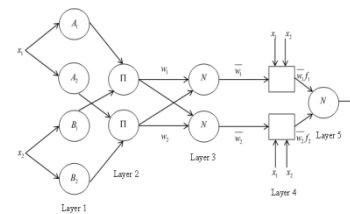
2. model LS

$$Z_t = X_t + \frac{1}{(1-B)} \omega_L S_t^{(T)} \tag{5}$$

$$\text{dengan } S_t^{(T)} = \begin{cases} 1, & t \geq T \\ 0, & t < T. \end{cases}$$

D. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

ANFIS adalah arsitektur yang secara fungsional sama dengan *fuzzy rule base* model Sugeno. Arsitektur dari ANFIS sama dengan jaringan syaraf dengan fungsi radial dan sedikit batasan tertentu. Bentuk dari struktur ANFIS yang terkenal adalah inferensi model Sugeno yang ditunjukkan pada Gambar 1 berikut ini [9].



Gambar 1. Struktur ANFIS

Pada gambar 1 menunjukkan bahwa terdapat 2 macam node yaitu adaptif bersimbol persegi dan node tetap bersimbol lingkaran. *Output* dari masing-masing lapisan (*layer*) dinotasikan sebagai $O_{j,i}$, dimana i merupakan banyaknya aturan dan j adalah banyaknya lapisan.

E. Kriteria Kebaikan Model

Untuk melakukan pemilihan model terbaik pada kriteria data *in sample* dan *out sample* dapat menggunakan perhitungan *Root Mean Square Error* (RMSE) yang dirumuskan sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (Z_{n+l} - \hat{Z}_n(l))^2} \tag{6}$$

Selain RMSE, perhitungan kriteria pemilihan model terbaik dari data *out sample* juga dapat menggunakan *Symmetric Mean Absolute Percentage Error* (SMAPE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAPE merupakan suatu persentase kesalahan rata-rata absolut. Rumus umum dari MAPE dan SMAPE dapat dituliskan sebagai berikut:

$$MAPE = \left(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \left| \frac{Z_{n+l} - \hat{Z}_n(l)}{Z_{n+l}} \right| \right) \times 100 \tag{7}$$

$$SMAPE = \left(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \frac{|Z_{n+l} - \hat{Z}_n(l)|}{\frac{Z_{n+l} + \hat{Z}_n(l)}{2}} \right) \times 100 \tag{8}$$

dengan:

Z_{n+l} : data aktual *out sample* ke- l , $l = 1, 2, \dots, L$

$\hat{Z}_l(l)$: data hasil ramalan *out sample* ke- l .

III. METODOLOGI

A. Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari PT. PLN (persero) P3B Jawa-Bali berupa data konsumsi listrik pada tanggal 6 Januari 2013 hingga 25 Agustus 2014. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu beban listrik per setengah jam untuk wilayah Jawa Timur.

B. Langkah Analisis

Langkah awal yang dilakukan sebelum menganalisis yaitu membagi data menjadi dua. Data konsumsi listrik pada tanggal 6 Januari 2013 hingga 11 Agustus 2014 sebagai data *in-sample* dan data konsumsi listrik pada 12 Agustus 2014 hingga 25 Agustus 2014 sebagai data *out-sample*.

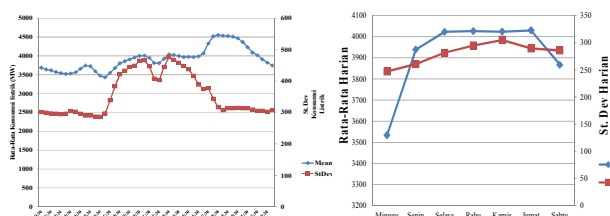
Berikut langkah analisis yang digunakan dalam melakukan penelitian ini.

1. Melakukan identifikasi terhadap karakteristik beban listrik di Jawa Timur per setengah jam dengan metode statistika deskriptif.
2. Meramalkan data beban listrik di Jawa Timur menggunakan model ARIMA berdasarkan prosedur Box-Jenkins.
3. Meramalkan data beban listrik di Jawa Timur menggunakan model ANFIS.
4. Membandingkan hasil peramalan dari metode ARIMA dan ANFIS yang mempunyai keakuratan tinggi berdasarkan nilai RMSE, SMAPE, dan MAPE.

IV. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

A. Karakteristik Konsumsi Beban Listrik di Jawa Timur

Analisis statistika deskriptif ini digunakan untuk mengetahui karakteristik konsumsi beban listrik di Jawa Timur tiap setengah jam. Rata-rata konsumsi beban listrik tertinggi sebesar 4549,8 MW dan yang terendah sebesar 3428,5 MW. Rata-rata konsumsi tertinggi tersebut terjadi pada sekitar pukul 18.30 WIB. Hal ini sangat wajar karena pada saat itu biasanya para konsumen mulai banyak memanfaatkan peralatan elektroniknya (untuk konsumen rumah tangga biasanya sudah pulang dari aktivitas luar rumah dan konsumen industri lebih banyak membutuhkan penerangan). Sedangkan untuk rata-rata konsumsi listrik terendah terjadi pada pagi hari pukul 07.00 WIB karena biasanya para konsumen khususnya rumah tangga sudah banyak yang melakukan aktivitas di luar rumah. Standar deviasi tertinggi terjadi pada pukul 13.30 WIB sebesar 476,5 dan terendah pada pukul 06.00 WIB sebesar 286,5.



(a) (b)

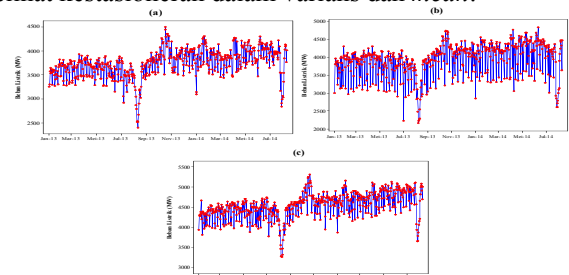
Gambar 2. Rata-Rata dan Standar Deviasi Konsumsi Listrik Per Setengah Jam (a) dan Harian (b)

Pada gambar 2 (a) menunjukkan bahwa rata-rata konsumsi beban listrik per setengah jam bersifat fluktuatif, dimana rata-rata rendah terjadi sekitar dini hari pada saat orang beristirahat (tidur) yaitu pada pukul 00.30 WIB hingga 03.00 WIB. Kenaikan rata-rata konsumsi listrik secara drastis terjadi pada saat banyak orang yang pulang dari aktivitas luar rumah yaitu pada dari pukul 17.30 WIB hingga 21.00 WIB. Rendahnya rata-rata konsumsi listrik diantara pukul 00:00 hingga 06:00 dan tingginya rata-rata pada saat pukul 18:30 sampai 21:00 yang disertai rendahnya keragaman disebabkan oleh aktivitas masyarakat pada jam-jam tersebut hampir sama.

Selain itu berdasarkan gambar 2 (b) menunjukkan bahwa rata-rata harian konsumsi beban listrik bersifat konstan pada hari Senin hingga Jumat. Hal ini disebabkan pada hari tersebut merupakan hari efektif kerja sehingga aktivitas pemakaian listrik konsumen pada hari-hari tersebut relatif sama. Rata-rata pemakaian listrik mengalami penurunan pada hari Sabtu dan Minggu karena pada saat itu banyak industri dan perkantoran yang libur sehingga tidak memerlukan energi listrik yang besar. Pada setiap harinya, keberagaman perilaku konsumen yang tinggi terjadi pada saat hari kerja yakni Senin hingga Jumat.

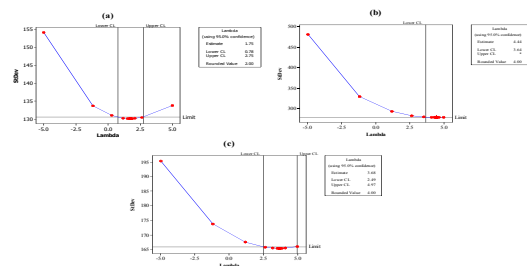
B. Peramalan Konsumsi Beban Listrik di Jawa Timur Menggunakan Metode ARIMA

Penjelasan tahapan pemodelan ARIMA secara lengkap dalam penelitian ini hanya dilakukan pada pukul 05:00, 13:00, dan 18:30. Hal ini disebabkan pada saat-saat tersebut merupakan puncak pemakaian listrik di pagi, siang, dan malam hari. Langkah pertama dalam melakukan peramalan menggunakan metode ARIMA adalah identifikasi data untuk melihat kestasioneran dalam varians dan *mean*.



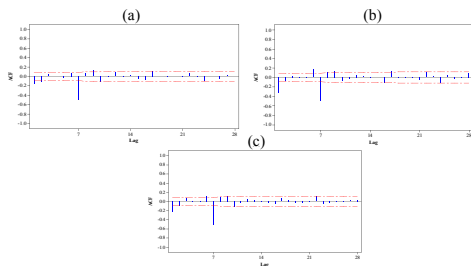
Gambar 3. Time Series Plot Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c)

Pada gambar 3 menunjukkan bahwa pada ketiga data tersebut tidak stasioner dalam *mean*. Pada gambar 3 (b) menunjukkan bahwa keragaman dari pemakaian listrik pukul 13:00 paling besar dibandingkan dengan pukul 05:00 dan 18:30. Pembuktian kestasioneran dalam varians dapat dilakukan dengan uji Box-Cox yang hasilnya dapat dilihat pada gambar 4.

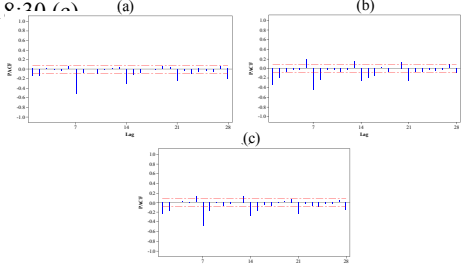


Gambar 4. *Box-Cox Transformation* Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c)

Setelah melakukan uji transformasi Box-Cox dan didapatkan hasil bahwa semua data telah stasioner dalam varians, langkah selanjutnya adalah mengidentifikasi kestasioneran dalam *mean* berdasarkan plot ACF. Plot ACF yang stasioner didapatkan setelah melakukan *differencing* 7 dan 1 pada data konsumsi listrik pukul 05:00, 13:00, dan 18:30. Hasil dari plot ACF yang stasioner pada ketiga data tersebut dapat dilihat pada Gambar 5. Sedangkan untuk menentukan model dugaan ARIMA yang digunakan dalam melakukan peramalan dapat dilihat berdasarkan plot ACF pada Gambar 5 dan plot PACF pada Gambar 6.



Gambar 5. Plot ACF *differencing* 7 dan 1 Pukul 15:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c)



Gambar 6. Plot PACF *differencing* 7 dan 1 Pukul 15:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c)

Berdasarkan gambar 6 menunjukkan adanya musiman karena masing-masing plot PACF *dies down* pada lag ke 7, 14, 21, dan 28. Berdasarkan gambar 5 (a) dan 6 (a) didapatkan dugaan model ARIMA yang dapat digunakan dalam meramalkan konsumsi beban listrik di Jawa Timur pukul 05:00 adalah $(0,1,2)(0,1,1)^7$. Sedangkan untuk dugaan model ARIMA pukul 13:00 berdasarkan gambar 5 (b) dan 6 (b) adalah $(0,1,1)(0,1,1)^7$. Untuk dugaan model pada pukul 18:30 berdasarkan gambar 5 (c) dan 6 (c) adalah $(0,1,[1,10])(0,1,1)^7$.

Setelah melakukan identifikasi model, langkah selanjutnya adalah estimasi dan pengujian parameter. Hasil estimasi dan pengujian parameter pada semua model dengan $\alpha = 0,05$ dalam tabel 1 telah signifikan semua.

Tabel 1.

Hasil Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA

Model	Parameter	Estimasi	S.E	t	p-value
$(0,1,2)(0,1,1)^7$	θ_1	0,21546	0,04154	5,19	<0,0001
	θ_2	0,14323	0,04148	3,45	0,0006
	Θ_1	0,96159	0,01227	78,38	<0,0001
$(0,1,1)(0,1,1)^7$	θ_1	0,49798	0,03624	13,74	<0,0001

	Θ_1	0,96450	0,01121	86,03	<0,0001
$(0,1,[1,10])(0,1,1)^7$	θ_1	0,35851	0,03879	9,24	<0,0001
	θ_{10}	0,11225	0,03974	2,82	0,0049
	Θ_1	0,87502	0,02031	43,08	<0,0001

Langkah selanjutnya setelah uji signifikansi parameter adalah melakukan pengujian asumsi residual bersifat *white noise* dan berdistribusi normal. Hasil uji residual menunjukkan bahwa pada ketiga model ARIMA pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 telah memenuhi asumsi *white noise*, tetapi tidak berdistribusi normal. Residual yang tidak berdistribusi normal biasanya disebabkan oleh adanya *outlier* pada data. Oleh karena itu, dalam mengatasi hal tersebut perlu dilakukan deteksi *outlier* untuk mengetahui data yang diduga sebagai *outlier*. Setelah data *outlier* didapatkan, langkah selanjutnya adalah memasukkan *outlier* ke dalam model peramalan.

Hasil dari pengujian signifikansi parameter dengan deteksi *outlier* pada model ARIMA $(0,1,2)(0,1,1)^7$ dan $(0,1,[1,10])(0,1,1)^7$ menunjukkan bahwa residual bersifat *white noise* dan berdistribusi normal. Sedangkan untuk model ARIMA $(0,1,1)(0,1,1)^7$ pada pukul 13:00 hanya memenuhi asumsi *white noise*, tetapi tidak berdistribusi normal. Hal ini disebabkan oleh kurva distribusi pada residualnya berbentuk *Leptokurtik*. Kurva jenis *Leptokurtik* tersebut ditandai dengan kurva distribusinya lebih runcing dibandingkan dengan kurva normal. Secara matematis, model persamaan ARIMA untuk ketiga model tersebut dapat ditulis seperti pada tabel 2. Pada penelitian yang dilakukan oleh Kostenko dan Hyndman [10] menyebutkan bahwa uji signifikansi statistik seperti signifikansi parameter dan uji asumsi residual berdistribusi normal mempunyai sedikit peranan untuk peramalan bisnis. Sedangkan menurut Diebold & Mariano [11], dalam menentukan hasil atau kualitas ramalan terbaik biasanya dilihat dari tingkat akurasinya.

Tabel 2.

Persamaan Matematis Model ARIMA dengan Deteksi *Outlier*

Pukul	Persamaan Matematis Model ARIMA
05:00	$Z_t = \frac{(1 - 0,29824B - 0,09898B^2)(1 - 0,95205B^7)a_t}{(1 - B)(1 - B^7)} - 876,712S_t^{(570)}$ $+ 657,439S_t^{(452)} + 687,745S_t^{(575)} + 717,690S_t^{(363)} - 685,107S_t^{(360)}$ $- 490,453I_t^{(283)} + 553,706S_t^{(285)} - 461,927I_t^{(460)} - 530,094S_t^{(213)}$ $+ 341,941I_t^{(301)}$
13:00	$Z_t = \frac{(1 - 0,53273B)(1 - 0,91225B^7)a_t}{(1 - B)(1 - B^7)} - 81674,7I_t^{(177)} - 1418,7I_t^{(459)}$ $- 1280,2I_t^{(550)} - 1359,8I_t^{(361)} - 1034,9I_t^{(481)} - 1215S_t^{(569)}$ $- 964,203I_t^{(450)} - 985,010I_t^{(236)} + 948,073S_t^{(575)} - 749,041I_t^{(19)}$ $- 573,2S_t^{(212)} - 704,984I_t^{(374)} - 655,974I_t^{(304)} - 779,720I_t^{(567)}$ $- 691,326I_t^{(354)} - 618,932I_t^{(152)} - 607,322I_t^{(495)} - 619,785I_t^{(360)}$ $+ 600,307S_t^{(225)} - 591,455I_t^{(507)} - 594,116I_t^{(83)} - 601,316I_t^{(468)}$ $- 555,48I_t^{(391)} - 634,356S_t^{(214)} + 550,484S_t^{(218)}$

$$Z_t = \frac{(1 - 0,30607B - 0,09915B^{10})(1 - 0,92126B^7)a_t}{(1 - B)(1 - B^7)} - 859,887I_t^{(361)}$$

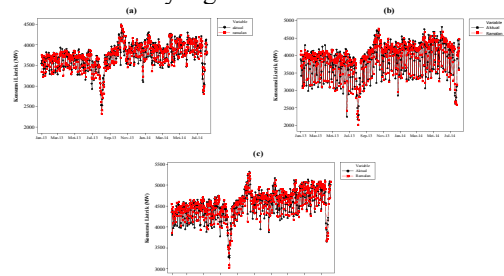
$$-704,449I_t^{(283)} - 646,81I_t^{(459)} - 580,539I_t^{(450)} - 685,735S_t^{(569)}$$

$$-577,844I_t^{(550)} - 571,475I_t^{(10)} - 519,018I_t^{(481)} - 518,435S_t^{(213)}$$

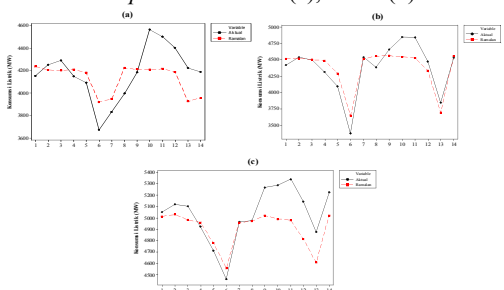
$$-482,46I_t^{(236)} - 391,96I_t^{(83)} - 521,204I_t^{(360)} - 438,472I_t^{(152)}$$

$$+406,177I_t^{(7)}$$

Pada gambar 7 pola data aktual dan ramalan data *in sample* yang didapatkan hampir sama. Begitu juga pada gambar 8 menunjukkan bahwa untuk hasil ramalan berdasarkan data *out sample* pada masing-masing model cukup baik hingga hari ke 8, sedangkan untuk hari ke 9 hingga 12 selisihnya besar. Hal ini disebabkan pada hari ke 9 sampai 12 bertepatan dengan tanggal 20 sampai 23 Agustus 2014, dimana pada saat itu diperkirakan banyak kegiatan dalam rangka perayaan HUT Kemerdekaan RI sehingga membutuhkan listrik yang besar.



Gambar 7. Hasil Perbandingan Ramalan dengan Data Aktual Berdasarkan *In Sample* Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c)



Gambar 8. Hasil Perbandingan Ramalan dengan Data Aktual Berdasarkan *Out Sample* Pukul 05:00 (a), 13:00 (b) dan 18:30 (c)

C. Peramalan Konsumsi Beban Listrik di Jawa Timur Menggunakan Metode ANFIS

Pada peramalan konsumsi beban listrik dengan metode ANFIS ini menggunakan 3 input yaitu $Z_{t-1}, Z_{t-7},$ dan Z_{t-8} dengan banyaknya fungsi keanggotaan 2 dan 3 jenis fungsi keanggotaan yaitu *Gaussian, Trapezoidal,* dan *Generalized Bell*. Hasil dari arsitektur ANFIS dengan 3 variabel input dan 2 fungsi keanggotaan. Pada model ANFIS ini didapatkan 8 aturan yang berasal dari banyaknya fungsi keanggotaan dipangkatkan jumlah variabel *input* yang digunakan (2^3). Peramalan menggunakan metode ANFIS dilakukan dengan cara mengkombinasikan jumlah dan jenis fungsi keanggotaan hingga didapatkan model terbaik berdasarkan kriteria RMSE, SMAPE, dan MAPE.

Tabel 3.

Hasil Perbandingan Keباikannya Ramalan *In Sample* dan *Out Sample* Model ANFIS

Pukul 05:00				
Kriteria Keباikannya Model		Fungsi Keanggotaan		
		<i>Gaussian</i>	<i>Trapezoidal</i>	<i>Generalized Bell</i>
RMSE	<i>In Sample</i>	154,161	154,899	152,963
	<i>Out Sample</i>	343,848	343,668	342,276
SMAPE	<i>In Sample</i>	3,095	3,113	3,050
	<i>Out Sample</i>	7,096	7,138	7,06
MAPE	<i>In Sample</i>	3,108	3,125	3,063
	<i>Out Sample</i>	6,783	6,825	6,755

Pukul 13:00				
Kriteria Keباikannya Model		Fungsi Keanggotaan		
		<i>Gaussian</i>	<i>Trapezoidal</i>	<i>Generalized Bell</i>
RMSE	<i>In Sample</i>	271,358	270,235	266,954
	<i>Out Sample</i>	409,778	429,841	426,218
SMAPE	<i>In Sample</i>	4,833	4,812	4,757
	<i>Out Sample</i>	7,817	8,456	8,347
MAPE	<i>In Sample</i>	4,953	4,932	4,869
	<i>Out Sample</i>	7,492	8,039	7,971

Pukul 18:30				
Kriteria Keباikannya Model		Fungsi Keanggotaan		
		<i>Gaussian</i>	<i>Trapezoidal</i>	<i>Generalized Bell</i>
RMSE	<i>In Sample</i>	166,993	169,280	165,457
	<i>Out Sample</i>	386,464	382,050	407,636
SMAPE	<i>In Sample</i>	2,697	2,762	2,686
	<i>Out Sample</i>	6,688	6,254	7,013
MAPE	<i>In Sample</i>	2,709	2,773	2,700
	<i>Out Sample</i>	6,406	5,975	6,694

D. Perbandingan Hasil Ramalan Metode ARIMA dan ANFIS

Hasil perbandingan metode ARIMA dan ANFIS dari data *in sample* dan *out sample* dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4.

Hasil Perbandingan Keباikannya Ramalan *In Sample* dan *Out Sample* Metode ARIMA dan ANFIS

Jam	Metode	RMSE		SMAPE		MAPE	
		<i>In</i>	<i>Out</i>	<i>In</i>	<i>Out</i>	<i>In</i>	<i>Out</i>
05:00	ARIMA	119,065	198,386	2,513	4,071	2,518	4,027
	ANFIS	152,963	342,276	3,050	7,06	3,063	6,755
13:00	ARIMA	160,600	174,332	2,978	3,303	2,998	3,305
	ANFIS	271,358	409,778	4,833	7,817	4,953	7,492
18:30	ARIMA	126,126	196,462	2,147	3,084	2,152	3,015
	ANFIS	169,993	382,050	2,762	6,254	2,773	5,975

Tabel 5.

Hasil Ramalan Konsumsi Beban Listrik

Pukul	Tanggal	Ramalan	LCL	UCL	
05:00	26 Agustus 2014	4457,96	4220,34	4695,57	
	27 Agustus 2014	4465,38	4174,37	4756,40	
	28 Agustus 2014	4482,42	4157,56	4807,28	
	29 Agustus 2014	4481,09	4125,59	4836,58	
	30 Agustus 2014	4447,17	4063,48	4830,86	
	31 Agustus 2014	4183,24	3773,28	4593,19	
	1 September 2014	4213,25	3778,61	4647,88	
	2 September 2014	4480,89	4019,16	4942,61	
	3 September 2014	4484,29	3998,04	4970,54	
	4 September 2014	4501,33	3992,07	5010,58	
	5 September 2014	4499,99	3968,72	5031,26	
	6 September 2014	4466,08	3913,67	5018,48	
	7 September 2014	4202,14	3629,39	4774,90	
	8 September 2014	4232,15	3639,74	4824,57	
	13:00	26 Agustus 2014	4662,47	4340,15	4984,79
		27 Agustus 2014	4701,65	4345,24	5058,05
28 Agustus 2014		4698,72	4311,21	5086,22	
29 Agustus 2014		4669,71	4253,43	5086,00	
30 Agustus 2014		4455,45	4012,25	4898,66	
31 Agustus 2014		3813,24	3344,66	4281,82	
1 September 2014		4683,20	4190,55	5175,84	
2 September 2014		4710,75	4186,14	5235,36	
3 September 2014		4749,92	4199,85	5300,00	
4 September 2014		4747,00	4172,59	5321,40	

	5 September 2014	4717,99	4120,24	5351,75
	6 September 2014	4503,73	3883,51	5123,95
	7 September 2014	3861,51	3219,61	4503,42
	8 September 2014	4731,47	4068,60	5394,35
18:30	26 Agustus 2014	5280,24	5030,47	5530,01
	27 Agustus 2014	5359,61	5054,69	5671,88
	28 Agustus 2014	5320,37	4968,85	5671,88
	29 Agustus 2014	5301,79	4909,17	5694,41
	30 Agustus 2014	5109,91	4680,11	5539,72
	31 Agustus 2014	4883,28	4419,25	5347,31
	1 September 2014	5286,21	4790,32	5782,10
	2 September 2014	5304,80	4772,09	5837,50
	3 September 2014	5384,47	4819,33	5949,61
	4 September 2014	5361,67	4765,86	5957,48
	5 September 2014	5344,79	4726,49	5963,08
	6 September 2014	5173,80	4533,81	5813,80
	7 September 2014	4957,99	4297,01	5618,97
	8 September 2014	5370,86	4689,55	6052,18

Secara umum hasil kebaikan model ARIMA yang terdapat dalam tabel 4 menghasilkan nilai yang lebih akurat dibandingkan dengan metode ANFIS. Hal ini ditunjukkan oleh nilai RMSE, SMAPE, dan MAPE pada metode ARIMA untuk ketiga waktu tersebut baik dari *in sample* maupun *out sample* memberikan nilai yang lebih kecil dibandingkan hasil ANFIS. Oleh karena itu, ARIMA merupakan metode yang paling sesuai untuk meramalkan konsumsi listrik pada pukul 05:00, 13:00, dan 18:00. Hasil dari peramalan konsumsi listrik pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 dengan metode ARIMA yang disertai deteksi *outlier* untuk 14 hari ke depan dapat dilihat dalam Tabel 5.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dilakukan, maka didapatkan kesimpulan bahwa karakteristik konsumsi listrik di Jawa Timur pada Tahun 2013 hingga 2014 yang dihitung tiap setengah jam mempunyai rata-rata tertinggi sebesar 4549,8 MW dan terendah 3428,5 MW. Rata-rata konsumsi tertinggi tersebut terjadi pada pukul 18:30 WIB dan yang terendah terjadi pada pukul 07:00. Pada analisis peramalan untuk konsumsi listrik pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 didapatkan model ARIMA terbaik yaitu $(0,1,2)(0,1,1)^7$, $(0,1,2)(0,1,1)^7$, dan $(0,1,[1,10])(0,1,1)^7$. Sedangkan pada metode ANFIS, model terbaik dalam meramalkan konsumsi listrik di Jawa timur pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 yaitu model ANFIS dengan fungsi keanggotaan *Generalized Bell*, *Gaussian*, dan *Trapezoidal*. Secara umum hasil kebaikan model dengan metode ARIMA menghasilkan nilai yang lebih akurat dibandingkan dengan metode ANFIS. Hal ini ditunjukkan oleh nilai RMSE, SMAPE, dan MAPE pada metode ARIMA untuk meramalkan konsumsi listrik pukul 05:00, 13:00, dan 18:30 baik dari *in sample* maupun *out sample* memberikan nilai yang lebih kecil dibandingkan hasil ANFIS.

Saran yang diberikan untuk penelitian selanjutnya sebaiknya menggunakan metode lain selain ARIMA dan ANFIS agar mendapatkan perbandingan hasil peramalan yang lebih akurat. Pada penelitian ini, deteksi *outlier* hanya dilakukan untuk pemodelan ARIMA. Oleh karena itu, pada penelitian selanjutnya diharapkan untuk melakukan deteksi *outlier* pada pemodelan ANFIS.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] ESDM. (2009). *Master Plan Pembangunan Ketenagalistrikan 2010 s.d 2014*. Jakarta: Kementerian Energi dan Sumber Daya Mineral (ESDM) RI.
- [2] El-Sharkawi, M. A., Peng, P., & Marks, R. J. (1999). Shot Term Peak Load Forecast Using Detrended Partitioned Data Training of a Neuro-Fuzzy Regression Machine. *Eng Int Syst* 4, 197-202.
- [3] Widyapatriwi, L. K., Mertasana, I. A., & Arjana, I. D. (2012). Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek di Bali menggunakan Pendekatan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). *Jurnal Teknik Elektro*, 50-55.
- [4] Azadeh, A., Saberi, M., Nadimi, V., Iman, M., & Behrooznia, A. (2010). An integrated intelligent neuro-fuzzy algorithm for long-term electricity consumption: cases of selected EU countries. *Journal of Acta Polytechnica Hungarica* 7 (4), 71-90.
- [5] Fatkhurrozi, B., Muslim, M. A., & Santoso, D. R. (2012). Penggunaan ANFIS dalam Penentuan Status Aktivitas Gunung Merapi. *Journal of EECCIS*, 113-118.
- [6] Nurvitasari, Y. & Irhamah. (2012). Pendekatan Fungsi Transfer sebagai Input Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) dalam Peramalan Kecepatan Angin Rata-rata Harian di Sumenep. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 62-68.
- [7] Dewi, C., Kartikasari, D. P., & Murstyo, Y. T. (2014). Prediksi Cuaca Pada Data Time Series Menggunakan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 18-24.
- [8] Wei, W. W. S. (2006). *Time Series Analysis*. New York: Addison Wesley.
- [9] Kusumadewi, S. & Hartati, S. (2006). *Neuro-Fuzzy: Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- [10] Kostenko, A. V. & Hyndman, R. J. (2008). Forecasting Without Significance Tests?
- [11] Diebold, F. X. & Mariano, R. S. (1995). Comparing Predictive Accuracy. *Journal of Business and Economic Statistics* 13(3), 253-263.