

Model Peramalan Distribusi Listrik Menggunakan *Fuzzy Linear Regression* (Studi Kasus: Sektor Rumah Tangga)

Karina¹, Riswan Efendi^{2*}, Nurul Gustantia Annisa³, Indah Manda Sari⁴,
Rian Ari Kurniawan⁵, Rika Susanti⁶, Zulfatri Aini⁷

^{1,2,3,4,5}Jurusan Matematika, ^{6,7}Jurusan Teknik Elektro,
Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
e-mail: ²riswan.efendi@uin-suska.ac.id

Abstrak

Semakin besarnya kebutuhan energi listrik terutama disektor rumah tangga mengakibatkan semakin bertambahnya distribusi listrik yang harus dipenuhi oleh PLN Indonesia. Sementara model peramalan yang akurat sangat diperlukan untuk distribusi listrik tersebut. Tujuan penulisan artikel ini adalah untuk menentukan model peramalan distribusi listrik sektor rumah tangga menggunakan fuzzy linear regression. Pembentukan model diawali dengan transformasi data single point menjadi bentuk triangular fuzzy number simetris berdasarkan aturan Sturges. Data yang digunakan merupakan data sekunder dari BPS Indonesia dari tahun 2000-2015. Variabel distribusi listrik sektor rumah tangga sebagai variabel terikat (Y_{RT}). Sedangkan variabel bebas merupakan jumlah pelanggan PLN dan jumlah kapasitas terpasang menurut jenis pembangkit (X_{PL} dan X_{KT}). Hasil analisa data menunjukkan bahwa model peramalan terbaik FLR yaitu model right batas atas tanpa konstanta. Dengan nilai MAPE sebesar 1,44%. Akurasi model ini juga dipengaruhi oleh transformasi data berdasarkan interval Sturges.

Kata kunci: Fuzzy linear regression, peramalan, distribusi listrik, triangular fuzzy number, aturan Sturges

Abstract

The increasing of residential electricity consumption affected to the electric power distribution and should be provided by PLN Indonesia. While, the accurate forecasting model is very needed to predict the amount of this distribution. This paper aims to determine the forecast model of this distribution for residential sector using fuzzy linear regression. In the beginning step, the data transformation is required from single point into triangular fuzzy number. The new transformation approach is considered by using Sturges's rule. The secondary data was collected from BPS Indonesia from 2000 to 2015. The dependent variable was denoted as electric power distribution (Y_{RT}). On the other hand, number of PLN's customer and amount of installed capacity are grouped as dependent variables (X_{PL} and X_{KT}). The results showed that the best FLR forecasting was the right upper limit model without constant. This proposed model also has high MAPE accuracy 1,44% respectively. Both accuracies were also influenced by symmetrical triangular fuzzy numbers using the appropriate Sturges's interval.

Keywords: Fuzzy linear regression, forecasting, electricity distribution, triangular fuzzy number, Sturges rule

1. Pendahuluan

Listrik merupakan kebutuhan yang sangat penting bagi masyarakat. Karena hampir setiap aktivitas masyarakat sangat tergantung pada ketersediaan energi listrik. Semua jenis golongan masyarakat baik masyarakat golongan atas maupun masyarakat golongan bawah dan para pengusaha membutuhkan energi listrik untuk menjalankan aktifitas mereka [1]. Salah satu BUMN yang mengurus semua aspek kelistrikan untuk masyarakat di Indonesia yaitu Perusahaan Listrik Negara (PLN). Distribusi listrik perusahaan ini terdiri dari lima sektor yaitu sosial, bisnis, industri, publik, dan rumah tangga.

Sektor rumah tangga merupakan salah satu sektor dengan distribusi listrik terbesar di Indonesia sejak tahun 2006. Memahami faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah distribusi listrik adalah hal sangat penting pada saat melakukan pendistribusian listrik kepada pelanggan. Faktor-faktor tersebut meliputi: jumlah pelanggan dan jumlah kapasitas terpasang menurut jenis pembangkit. Dari faktor-faktor di atas, hubungan antara kedua faktor tersebut terhadap distribusi listrik dapat dimodelkan dengan *fuzzy linear regression* (FLR). Sedangkan untuk

perhitungan FLR dapat didukung oleh Microsoft Excel, SPSS. 22 dan LINGO 18.0. Di sisi lain, pemodelan energi listrik dan lainnya sudah banyak dilakukan sebelumnya dengan pendekatan fuzzy time series [18-21]. Dalam pendekatan tersebut *triangular fuzzy number* (TFN) belum dipertimbangkan.

FLR merupakan model yang dapat diaplikasikan untuk peramalan data berukuran kecil. Model ini dapat digunakan untuk menyesuaikan data *fuzzy* dan data *crisp*. Sedangkan model regresi hanya dapat dipakai untuk data *crisp* saja [2]. Dari data tersebut dicari parameter *fuzzy* dengan menggunakan pendekatan optimisasi. Model FLR dan *fuzzy time series* dibentuk berdasarkan interval *fuzzy* [3]. Berdasarkan penelitian sebelumnya interval tersebut dibentuk dengan menggunakan konsep TFN simetris. Untuk menentukan sebaran kiri-kanan dari TFN tersebut, ada beberapa metode yang sudah diperkenalkan dalam kajian-kajian sebelumnya seperti standar deviasi data [4], *measurement error* [5], maksimum-minimum data [6] serta pengambilan bulat tertentu [7]. Namun belum banyak TFN simetris dibentuk berdasarkan aturan Sturges.

Berdasarkan latar belakang di atas dan kajian terkait, peneliti tertarik untuk membentuk model FLR berdasarkan TFN simetris Sturges, kemudian diimplementasikan untuk membentuk hubungan distribusi listrik sektor rumah tangga terhadap jumlah pelanggan sektor rumah tangga dan jumlah kapasitas terpasang menurut jenis pembangkit. Data yang digunakan merupakan data sekunder dan tahunan dari 2000 sampai dengan 2015 di Indonesia yang diambil dari publikasi Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia [8] dan laporan kinerja PLN 2019 [17].

2. Konsep Dasar

2.1. Model Fuzzy Linear Regression (FLR)

Secara umum ada dua pendekatan utama dalam pengembangan model regresi *fuzzy* yang dikemukakan oleh Tanaka tahun 1982 yaitu *fuzzy linear regression* (FLR) dan *fuzzy least squares regression* (FLSR). Regresi *fuzzy* mengestimasi batasan harga yang mungkin, ditunjukkan oleh distribusi kemungkinan (*possibility distribution*) dikenal sebagai fungsi keanggotaan (*membership function*). Pendekatan pertama dari FLR ini digunakan untuk bentuk persamaan linear dengan koefisien regresinya berupa *symmetrical triangular fuzzy number* yang mempermudah dalam pembuatan modelnya. \tilde{Y} sebagai variabel tak bebas juga berupa *fuzzy number*. Pendekatan FLR tersebut dapat dinyatakan secara matematis [10]:

Dengan konstanta:

$$\tilde{Y} = \tilde{A}_0 + \tilde{A}_1 X_{1i} + \dots + \tilde{A}_N X_{iN} = \tilde{A}X. \quad (1)$$

Tanpa konstanta:

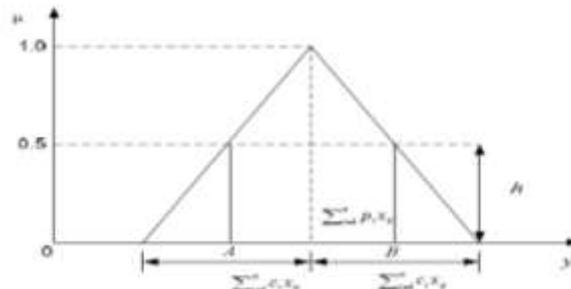
$$\tilde{Y} = \tilde{A}_1 X_{1i} + \dots + \tilde{A}_N X_{iN} = \tilde{A}X. \quad (2)$$

Dari Pers. (1) dan (2), \tilde{Y} merupakan variabel dependen, X adalah variabel independen, \tilde{A} adalah koefisien *fuzzy* yang dilambangkan dengan $\tilde{A} = (p_j; c_j), j = 1, 2, \dots, m$ dimana p_j merupakan nilai tengah (*middle value*) dan c_j merupakan nilai sebaran (*spread*). Sehingga Persamaan (1) dan (2) dapat ditulis kembali dalam bentuk yang lebih spesifik menjadi model regresi *fuzzy* dengan mengasumsikan bahwa *input* dan *output* data set kecil, sedangkan hubungan antara *input* dan *output* data didefinisikan oleh fungsi *fuzzy*. Untuk nilai dari variabel dependen dapat diestimasi sebagai *fuzzy number* $\tilde{Y}_i = (Y_i^L, Y_i^h, Y_i^u), i = 1, 2, \dots, n$ dimana batas bawah interval, nilai tengah dan batas atas interval ditunjukkan melalui Tabel 1.

Tabel 1. Model umum FLR berdasarkan Konstanta dan Fungsi Batasan

Fungsi batasan	Model dengan konstanta	Model tanpa konstanta
Batas bawah interval	$Y_i^l = \sum_{j=0}^m (p_j - c_j) X_{ij}$	$Y_i^l = \sum_{j=1}^m (p_j - c_j) X_{ij}$
Nilai tengah interval	$Y_i^h = \sum_{j=0}^m p_j X_{ij}$	$Y_i^h = \sum_{j=1}^m p_j X_{ij}$
Batas atas interval	$Y_i^u = \sum_{j=0}^m (p_j + c_j) X_{ij}$	$Y_i^u = \sum_{j=1}^m (p_j + c_j) X_{ij}$

Selanjutnya, Tanaka menetapkan bahwa hasil penyelesaian model regresi diperoleh dengan permasalahan *linear programming*. Untuk data *non-fuzzy*, objektif dari model regresi digunakan untuk mendapatkan parameter \tilde{A} dengan nilai keanggotaan lebih besar dari h [10]. Derajat h ditentukan oleh *user*, jika nilai h bertambah, kekaburan (*fuzziness*) dari *output* akan bertambah. Pada Gambar 1, ditunjukkan bahwa nilai tengah dan sebaran didapat dengan mempertimbangkan nilai h dalam bentuk *triangular fuzzy number* (TFN).



Gambar 1. Fungsi *Output* berdasarkan TFN

Beberapa model sudah diperkenalkan dan dikembangkan oleh Tanaka [10-12, 14]. Sementara model-model tersebut masih memiliki keterbatasan dalam meminimalisasi sebaran, maka Chang dan Ayyup [15] memberikan kontribusi dan perluasan untuk model Tanaka seperti dijelaskan melalui Tabel 2.

Tabel 2. Model-model FLR dengan Konstanta dan Tanpa Konstanta

Dengan konstanta [10]	Tanpa konstanta [10]
$Z = \min \sum_{j=0}^m c_j$	$Z = \min \sum_{j=1}^m c_j$
$\sum_{j=0}^m p_j X_{ij} + (1-h) \sum_{j=0}^m c_j X_{ij} \geq Y_i + (1-h)e_i$	$\sum_{j=1}^m p_j X_{ij} + (1-h) \sum_{j=1}^m c_j X_{ij} \geq Y_i + (1-h)e_i$
$\sum_{j=0}^m p_j X_{ij} + (1-h) \sum_{j=0}^m c_j X_{ij} \leq Y_i + (1-h)e_i$	$\sum_{j=1}^m p_j X_{ij} + (1-h) \sum_{j=1}^m c_j X_{ij} \leq Y_i + (1-h)e_i$
Dengan $c_j \geq 0, p \in R$ dan $0 \leq h \leq 1$	Dengan $c_j \geq 0, p \in R$ dan $0 \leq h \leq 1$
Dengan konstanta [14]	Dengan konstanta [14]
$Z = \min \sum_{j=0}^m c_j \sum_{i=0}^n X_{ij} $	$Z = \min \sum_{j=1}^m c_j \sum_{i=1}^n X_{ij} $
$\sum_{j=0}^m p_j X_{ij} + (1-h) \sum_{j=0}^m c_j X_{ij} \geq Y_i + (1-h)e_i$	$\sum_{j=1}^m p_j X_{ij} + (1-h) \sum_{j=1}^m c_j X_{ij} \geq Y_i + (1-h)e_i$
$\sum_{j=0}^m p_j X_{ij} + (1-h) \sum_{j=0}^m c_j X_{ij} \leq Y_i + (1-h)e_i$	$\sum_{j=1}^m p_j X_{ij} + (1-h) \sum_{j=1}^m c_j X_{ij} \leq Y_i + (1-h)e_i$
Dengan konstanta [15]	Dengan konstanta [15]
$Z = \min_{c_j} (\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m c_j X_{ij})$	$Z = \min_{c_j} (\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m c_j X_{ij})$
$Y_i \leq \sum_{j=0}^m p_j X_{ij} + (1-h) \sum_{j=0}^m c_j X_{ij}$	$Y_i \leq \sum_{j=1}^m p_j X_{ij} + (1-h) \sum_{j=1}^m c_j X_{ij}$
$Y_i \geq \sum_{j=0}^m p_j X_{ij} - (1-h) \sum_{j=0}^m c_j X_{ij}$	$Y_i \geq \sum_{j=1}^m p_j X_{ij} - (1-h) \sum_{j=1}^m c_j X_{ij}$

2.2 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan untuk mengevaluasi seberapa tepat model dapat digunakan melalui kriteria tingkat kesalahan relatif yang dihasilkan model. Pada penelitian ini pemilihan model dilakukan dalam rangka menentukan ketepatan kinerja peramalan antara model regresi linear dengan model FLR yang telah dihasilkan. Untuk menghitung seberapa besar ukuran kesalahan model peramalan yang didapatkan digunakan *mean absolute percentage error* (MAPE). Metode ini digunakan untuk menghitung perbedaan antara data asli dan data hasil peramalan. Perbedaan tersebut diabsolutkan, kemudian dihitung ke dalam bentuk persentase terhadap data asli. Suatu model dikatakan layak jika nilai MAPE berada di bawah 10% dan cukup layak jika berada diantara 10% sampai 20%. Perhitungan MAPE dapat ditunjukkan secara matematis [2]:

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{X_i - F_i}{X_i} \times 100\% \right|}{n} \quad (3)$$

Dari Pers. (3), y_i merupakan data aktual periode ke- t , F_i adalah data hasil ramalan periode ke- t , n merupakan banyaknya data yang diramalkan, dan $i = 1, 2, \dots, n$.

3. Pemodelan Distribusi Listrik Sektor Rumah Tangga

Pada Bagian 3, pembentukan model peramalan, nilai peramalan dan model terbaik pada distribusi listrik sektor rumah tangga menggunakan *fuzzy linear regression* (FLR) dilakukan secara terperinci. Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari publikasi Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia [8]. Jumlah data yang digunakan sebanyak 16 data dari data tahun 2000-2015 di Indonesia (Tabel 3). Variabel-variabel yang digunakan yaitu distribusi listrik sektor rumah tangga sebagai variabel terikat dinotasikan dengan (Y_{RT}) dan variabel bebas yaitu jumlah pelanggan PLN dan jumlah kapasitas terpasang menurut jenis pembangkit sebagai variabel bebas yang dinotasikan dengan (X_{PL} dan X_{KT}). Untuk evaluasi kinerja model, data *training* dimulai dari tahun 2000-2012 sedangkan data *testing* dari tahun 2013-2015.

Tabel 3. Data *Singel Point* Distribusi Listrik, Jumlah Pelanggan dan Kapasitas [8]

Tahun	Y_{RT}	X_{PL}	X_{KT}
2000	30563,32	26796675	20850
2001	33361,59	27905482	21052
...
2013	77869,29	50145466	44884
2014	84136,25	53352906	53016
2015	88742,25	56649029	55395

Secara umum, data pada Tabel 3 dapat dianalisis menggunakan regresi linear biasa. Akan tetapi, sebelum membentuk model regresi linear biasa (RLB) terdapat beberapa uji asumsi yang tidak terpenuhi. Untuk itu penulis mempertimbangkan *fuzzy linear regression* (FLR) dalam pembentukan model. Tabel 4 merupakan *output* uji asumsi klasik model RLB.

Tabel 4. Uji Asumsi Klasik Data Sektor Rumah Tangga

Asumsi klasik	Hasil uji	Interpretasi Output
Normalitas	$p\text{-value} = 0,200$	Nilai $p\text{-value} > \alpha$, berarti asumsi kenormalan terpenuhi.
Linieritas	Uji <i>Scatterplot</i>	Data setiap variabel mengikuti garis linier, berarti uji linieritas terpenuhi pada tiap variabel <i>independent</i> .
Autokorelasi	$p\text{-value} = 1,00$	Nilai $p\text{-value} > \alpha$, berarti tidak terjadi gejala autokorelasi pada model.
Heteroskedastisitas	$p\text{-value } X_{PL} = 0,000$ $p\text{-value } X_{KT} = 0,353$	Nilai $p\text{-value} > \alpha$, berarti tidak terjadi gejala heteroskedastisitas pada variabel X_{KT} .
Multikolinieritas	VIF = 22,302	Nilai VIF > 10, terdeteksi gejala multikolinieritas.

3.1. Transformasi Data Menggunakan *Triangular Fuzzy Number* (TFN) Simetris

Tahap konversi data dari bentuk *single poin* menjadi *fuzzy form* adalah hal yang paling utama pada model FLR. Salah satu yang paling sering digunakan adalah teknik transformasi menggunakan TFN simetris [13]. Sementara pendekatan TFN simetris juga sudah banyak diperkenalkan oleh peneliti sebelumnya dalam model peramalan *fuzzy* [3-7]. Dimotivasi oleh pendekatan-pendekatan tersebut, maka penulis tertarik memperkenalkan aturan Sturges [9] untuk membentuk TFN simetris. Aturan ini digunakan untuk menentukan sebaran (*spread*) sisi *left-right* pada TFN simetrisnya. Berikut langkah-langkah aturan Sturges untuk mendapatkan lebar interval data pada pembentukan sebaran sisi *left-right* TFN simetris, yaitu:

Langkah 1: Menentukan R dengan rumus sebagai berikut:

$$R = d_{max} - d_{min}. \quad (4)$$

Dengan R merupakan selisih antara data dengan nilai yang terbesar (d_{max}) dan data dengan nilai terkecil (d_{min}).

Langkah 2: Menentukan k menggunakan Persamaan Sturges dengan rumus sebagai berikut:

$$k = 1 + 3,322 \log(n). \quad (5)$$

Dengan k merupakan banyaknya kelas yang akan mengelompokkan interval menjadi beberapa bagian, dan n merupakan banyaknya data yang digunakan.

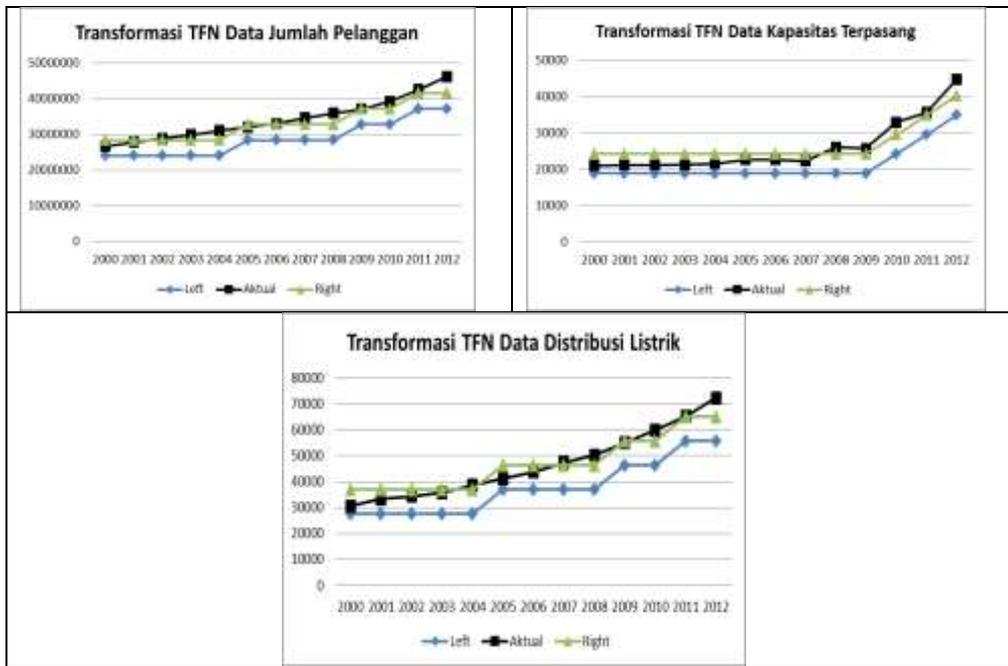
Langkah 3: Menentukan I dengan rumus sebagai berikut:

$$I = \frac{R}{k}. \quad (6)$$

Langkah 4: Menentukan limit atas dan bawah untuk tiap kelas.

Langkah 5: Menentukan batas atas dan bawah untuk semua kelas.
 Langkah 6: Menentukan tabel distribusi frekuensi.

Data *single point* pada Tabel 3, ditransformasikan kedalam bentuk TFN simetris dengan batas atas dan batas bawah kelas yang telah tentukan pada masing-masing variabel, bentuk transformasi data ke TFN simetris secara lebih detail disajikan pada Gambar.2.



Gambar 2. Tranformasi Data dalam Bentuk TFN Simetris

Selanjutnya setelah tranformasi data (TFN) diperoleh, maka TFN data akan digunakan untuk membentuk fungsi tujuan dan batasan berdasarkan Tabel 2.

3.2. Penaksiran Parameter Fuzzy

Penaksiran parameter *fuzzy* dilakukan dengan meminimumkan penyebaran (c_j), dari nilai tengah (p_j) bilangan *fuzzy* terhadap fungsi-fungsi batasan (*constrain*) tertentu. Sehingga terbentuk permasalahan program linier dan perlu dilakukan optimasi. Untuk mendapatkan nilai p_j dan c_j , masukkan data ke dalam persamaan fungsi objektif dan fungsi batasannya seperti pada Tabel 2, dengan memasukkan nilai h trial dan *error* dari interval [0,0-0,9]. Nilai h yang diambil adalah bilangan sepersepuluh dari interval tersebut. Hasil perhitungan dengan *software* LINGO 18.0 disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai Parameter Fuzzy

Sisi		h	$(p_0; c_0)$	$(p_1; c_1)$	$(p_2; c_2)$
Left	Dengan Konstanta	0,1	(0; 6254,653)	(0,0009; 0)	(0,4744; 0)
	Tanpa Konstanta	0,1		(0,0011; 0)	(0,1689; 0,2478)
Right	Dengan Konstanta	0,1	(0; 5566,489)	(0,00145; 0)	(0; 0)
	Tanpa Konstanta	0,1		(0,00142; 0)	(0; 0,1761)

3.3. Model Peramalan

Setelah memperoleh nilai taksiran dari parameter *fuzzy* maka dapat dibentuk model dengan memasukkan parameter tersebut ke dalam persamaan-persamaan yang ada pada Tabel 2 dan hasilnya dapat disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Model Peramalan FLR *Left* dan *Right*

Model FLR	Dengan konstanta	Tanpa konstanta
<i>Left</i>	$\tilde{Y}_{RT} = (0; 6254,653) + (0,0009; 0)X_{PL} + (0,4744 ; 0)X_{KT}$	$\tilde{Y}_{RT} = (0,0011; 0)X_{PL} + (0,1689 ; 0,2478)X_{KT}$
<i>Right</i>	$\tilde{Y}_{RT} = (0; 5566,489) + (0,00145; 0)X_{PL}$	$\tilde{Y}_{RT} = (0,00142; 0)X_{PL} + (0; 0,1761)X_{KT}$

Selanjutnya dibentuk model peramalan interval batas bawah, peramalan nilai tengah, dan peramalan batas atas masing-masing derajat keanggotaan menggunakan rumus pada Tabel 1. Selengkapnya disajikan dalam Tabel 7.

Tabel 7. Model Peramalan FLR *Left* dan *Right* untuk Setiap Batasan

Model FLR	Batasan	Dengan Konstanta	Tanpa Konstanta
<i>Left</i>	Batas Bawah	$\tilde{Y}_{RT} = (-6254,653) + (0,0009)X_{PL} + (0,4744)X_{KT}$	$\tilde{Y}_{RT} = (0,0011)X_{PL} + (-0,0789)X_{KT}$
	Nilai Tengah	$\tilde{Y}_{RT} = 0 + (0,0009)X_{PL} + (0,4744)X_{KT}$	$\tilde{Y}_{RT} = (0,0011)X_{PL} + (0,1689)X_{KT}$
	Batas Atas	$\tilde{Y}_{RT} = (6254,653) + (0,0009)X_{PL} + (0,4744)X_{KT}$	$\tilde{Y}_{RT} = (0,0011)X_{PL} + (0,4167)X_{KT}$
<i>Right</i>	Batas Bawah	$\tilde{Y}_{RT} = (-5566,489) + (0,00145)X_{PL}$	$\tilde{Y}_{RT} = (0,00142)X_{PL} + (-0,1761)X_{KT}$
	Nilai Tengah	$\tilde{Y}_{RT} = 0 + (0,00145)X_{PL}$	$\tilde{Y}_{RT} = (0,00142)X_{PL}$
	Batas Atas	$\tilde{Y}_{RT} = (5566,489) + (0,00145)X_{PL}$	$\tilde{Y}_{RT} = (0,00142)X_{PL} + (0,1761)X_{KT}$

3.4. Nilai Peramalan

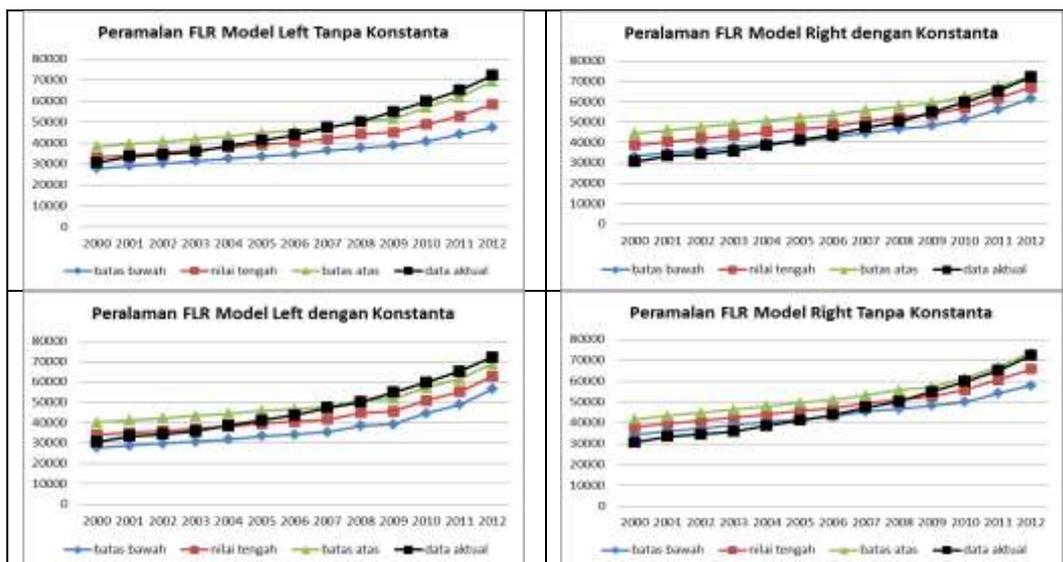
Dengan menggunakan model FLR *left-right* Tabel 7. maka peramalan distribusi listrik sektor rumah tangga dapat disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Nilai Peramalan Distribusi Listrik Sektor Rumah Tangga

Model FLR	Tahun	Dengan Konstanta			Tanpa Konstanta			
		Batas Bawah	Nilai Tengah	Batas Atas	Batas Bawah	Nilai Tengah	Batas Atas	
<i>Left</i>	<i>Training</i>	2000	27753,59	34008,25	40262,9	295798	32997,91	38164,54
		2001	28847,35	35102	41356,66	308089,8	34251,71	39468,4
	
	<i>Testing</i>	2012	56522,18	62776,84	69031,49	509907,5	58409,15	69455,58
		2013	60169,24	66423,89	72678,54	553073,3	62740,92	73863,18
		2014	66913,75	73168,41	79423,06	588034,3	67642,6	80779,96
<i>Right</i>	<i>Training</i>	2015	71008,86	77263,51	83518,17	624433,6	71670,15	85397,03
		2000	33288,69	38855,18	44421,67	34379,59	38051,28	41722,96
		2001	34896,46	40462,95	46029,44	35918,53	39625,78	43333,04
	<i>Testing</i>
		2012	61502,51	67069	72635,49	57831,18	65681,36	73531,55
		2013	67144,44	72710,93	78277,41	63302,49	71206,56	79110,63
2014	71795,22	77361,71	82928,20	66425,01	75761,13	85097,24		
2015	76574,60	82141,09	87707,58	70686,56	80441,62	90196,68		

3.5. Evaluasi Model Peramalan

Untuk menentukan model terbaik dilakukan dengan membuat *plot visual*, dan nilai MAPE dari batas-batas nilai peramalan distribusi listrik. *Plot visual* digunakan untuk melihat model mana yang memberikan interval paling sempit, sedangkan perhitungan nilai MAPE dari interval peramalannya digunakan untuk melihat seberapa besar ketepatan peramalan interval dari model FLR TFN. Perhitungan MAPE pada model dilakukan terhadap batas atas dan batas bawah dengan menggunakan data *training* dan data *testing*. Semakin kecil nilai MAPE, maka semakin baik model yang dihasilkan oleh model FLR TFN simetris tersebut.



Gambar 3. Plot Data *Training* untuk Model *Right* dengan Konstanta

Pada Gambar 3, model peramalan terbaik yaitu model *right* dengan konstanta dimana plot pada model tersebut memberikan interval paling sempit dalam memprediksi ke tahun berikutnya. Untuk lebih meyakinkan, model terbaik dapat dilihat dari nilai MAPE-nya seperti pada Tabel 9.

Tabel 9. Nilai MAPE Model FLR berdasarkan Data *Training-Testing*

Data <i>Training</i>			
Model FLR	Batasan	Dengan Konstanta	Tanpa Konstanta
<i>Left</i>	Batas Bawah	25,21%	87,87%
	Nilai Tengah	10,22%	11,45%
	Batas Atas	10,27%	8,49%
<i>Right</i>	Batas Bawah	8,17%	10,15%
	Nilai Tengah	10,74%	10,16%
	Batas Atas	16,99%	13,73%
Data <i>Testing</i>			
<i>Left</i>	Batas Bawah	26,71%	85,80%
	Nilai Tengah	15,69%	24,11%
	Batas Atas	6,44%	4,50%
<i>Right</i>	Batas Bawah	16,35%	25,07%
	Nilai Tengah	7,96%	10,24%
	Batas Atas	1,05%	1,44%

Berdasarkan persentase MAPE data *training* dan *testing* pada Tabel 9, maka model sebelah kanan (*right*) dengan konstanta yang memiliki akurasi paling baik. Namun secara logis, model tersebut kurang sesuai diimplementasikan untuk tujuan prediksi karena jika jumlah pelanggan PLN (X_{PL}) dan jumlah kapasitas terpasang (X_{KT}) tidak tersedia maka distribusi listrik (Y_{RT}) juga tidak dapat ditentukan. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik adalah model sebelah kanan (*right*) tanpa konstanta.

3.6. Peramalan Distribusi Listrik Tahun 2016

Pada tahun 2016, BPS Indonesia tidak mengeluarkan publikasi data distribusi listrik untuk tahun tersebut sehingga peneliti tertarik untuk meramalkan distribusi listrik tahun 2016. Terlebih dahulu diramalkan variabel jumlah pelanggan PLN dan jumlah kapasitas terpasang menurut jenis pembangkit tahun 2016 menggunakan metode *exponential smoothing* (ES). Metode ini merupakan metode peramalan yang cukup baik untuk peramalan data-data *time series* jangka menengah dan panjang, terutama pada tingkat operasional suatu perusahaan [16]. Kemudian dapat dipakai untuk meramalkan jumlah distribusi listrik sektor rumah tangga tahun 2016 yang secara matematis ditulis [7]:

$$F_{t+1} = \alpha y_t + (1 - \alpha)F_t \quad (7)$$

Dengan F_{t+1} merupakan ramalan periode ke $t + 1$, y_t merupakan nilai aktual periode ke t , F_t merupakan ramalan untuk periode ke t dan α merupakan konstanta *smoothing* antara 0 dan 1. Berdasarkan Persamaan (7), peramalan jumlah pelanggan PLN dan kapasitas terpasang tahun 2016 dapat dilihat pada Tabel 10.

Tabel 10. Peramalan Variabel Distribusi Listrik Sektor Rumah Tangga Tahun 2016

α	X_{PL}	X_{KT}	$Y_{RT}(FLR)$	$Y_{RT}(ES)$
0,1	39323118	33265	[49980,83; 61696,83]	56462,07
0,5	53328382	51360	[66681,89; 84770,72]	83418,89
0,9	56283050	55075	[70223,31; 89620,56]	88212,52

Pada Tabel 10, nilai prediksi untuk X_{PL} dan X_{KT} jatuh pada interval ke-3 TFN simetris Sturges. Ini berarti bahwa interval-interval Sturges mampu mengakomodasi hasil prediksi kedua input tsb, tanpa harus membuat interval baru. Setelah diperoleh nilai peramalan kedua variabel bebas pada Kolom 2 dan 3. Selanjutnya nilai tersebut disubsitusikan terhadap model terbaik tanpa konstanta seperti pada Kolom 4. Maka diperoleh interval estimasinya sebesar [70223,31- 89620,56 GWh]. Jika diperhatikan nilai aktual distribusi pada tahun 2016 adalah 93.634,63 GWh [17], maka nilai ramalan batas atas yang dapat digunakan sebagai pertimbangan. Disisi lain model ES masih dibawah FLR akurasi prediksinya, perbedaan error prediksi yang cukup besar ini disebabkan adanya subsidi penambahan daya dari PLN serta untuk kepentingan PON 2016 sehingga terjadi distribusi yang melebihi nilai ramalannya.

4. Kesimpulan

Pada penelitian ini aturan Sturges sudah diaplikasikan untuk membentuk interval-interval *fuzzy* (TFN simetris). Interval tersebut digunakan untuk membentuk FLR model. Model yang sudah dibentuk kemudian diimplementasikan keperamalan distribusi listrik sektor rumah tangga. Ada dua model FLR terbaik yang diperoleh yaitu model sebelah kanan (*right*) batas atas dengan konstanta dan tanpa konstanta. Karena kedua model tersebut memiliki nilai MAPE paling kecil yaitu 1,05% dan 1,44%. Namun sayangnya model sebelah kanan (*right*) dengan konstanta tidak dapat diaplikasikan untuk distribusi beban listrik. Sehingga model terbaik yang paling sesuai adalah model sebelah kanan (*right*) batas atas tanpa konstanta. Model tersebut sesuai diimplementasikan untuk prediksi distribusi listrik sektor rumah tangga di Indonesia karena jika tidak ada jumlah pelanggan PLN (X_{PL}) dan jumlah kapasitas terpasang (X_{KT}) maka distribusi listrik tersebut (Y_{RT}) juga tidak perlu dilakukan. Jadi dapat disimpulkan bahwa, penggunaan konstanta pada model FLR harus disesuaikan dengan kondisi riil di lapangan.

Kinerja TFN simetris dengan aturan Sturges sangat membantu performa model FLR, hal ini dapat diperhatikan melalui peramalan tahun 2016. Menariknya pada peramalan tersebut, semua variabel bebas dan tidak bebas diestimasi dengan model *time series* yaitu *exponential smoothing* (ES) karena bergerak mengikuti waktu dan data-datanya tidak tersedia. Dari hasil peramalan, semua data berada pada interval Sturges yang sudah ditentukan sebelumnya, ini berarti bahwa, interval-interval tersebut efektif untuk data input hasil prediksi. Hal inilah yang mendukung akurasi model FLR pada studi kasus distribusi beban listrik ini. Sementara model ES memberikan nilai prediksi dibawah FLR. Perbedaan error antara data aktual tahun 2016 dengan data prediksi disebabkan oleh banyak faktor seperti yang sudah dijelaskan pada akhir Bagian 3.5. Jadi, dapat direkomendasikan bahwa model FLR dengan TFN simetris Sturges ini merupakan sebuah alternatif pada peramalan regresi linear dengan ukuran data kecil, bergerak mengikuti waktu dan beberapa asumsi klasik tidak dipenuhi.

Daftar Pustaka

- [1] Rosadi M, Syamsul AB. Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Konsumsi Listrik Di Indonesia. *Jurnal Kajian Ekonomi dan Pembangunan*. 2019; 1(2): 273-286.
- [2] Purwareta HP, I Gusti NRU, Nuri W. Model Peramalan Pasokan Energi Primer Dengan Pendekatan Metode Fuzzy Linear Regression (FLR). *Jurnal Sains dan Seni ITS*. 2012; 1(2): A34-A39.
- [3] Ismail Z, Efendi R, Deris, MM. Interquartile Range Approach To Length-Interval Adjustment Of Enrolment Data In Fuzzy Time Series Forecasting. *Int. J.Comp. Intell. App*. 2013; (12).
- [4] Efendi R, Arbaiy N, Deris MM. A New Procedure In Stock Market Forecasting Based On Fuzzy Random Auto-Regression Time Series Model. *Information Sciences*. 2018; (441): 113-132.

- [5] Lah MSC, Arbaiy N, Efendi R. Stock Market Forecasting Model Based On AR(1) With Adjusted Triangular Fuzzy Number Using Standard Deviation Approach For ASEAN Countries. *Intelligent and Interactive Computing*. 2019; 103-114.
- [6] Efendi R, Samsudin NA, Deris MM. *Maximum-Minimum Temperature Prediction Using Fuzzy Random Auto-Regression Time Series Model*. Prosiding 5th ISCBI. 2017: 57-60.
- [7] Efendi R, Arbaiy N, Deris MM. *Estimation Of Confidence-Interval For Yearly Electricity Load Consumption Based On Fuzzy Random Auto-Regression Model*. Prosiding ICCIIS. 2016: 15-26.
- [8] <https://www.bps.go.id/subject/7/energi.html#subjekViewTab3>
- [9] Sturges H. The Choice of A Class-Interval. *J. Amer. Statist. Assoc.* 1926; 21: 65-66.
- [10] Tanaka H, Uejima S, Asia K. Linear Regression Analysis With Fuzzy Model. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics*. 1982; 12: 903-907.
- [11] Tanaka H. Fuzzy Data Analysis By Possibilistic Linear Models. *Fuzzy Sets and Systems*. 1987; 24: 363-375.
- [12] Tanaka H, Watada J. Possibilistic linear systems and their application to the linear regression model. *Fuzzy Sets and Systems*. 1988; 27: 275-289.
- [13] Azadeh A, Khakestani M, Saberi M. A Flexible Fuzzy Regression Algorithm for Forecasting Oil Consumption Estimation. *Journal of Energy Policy*. 2009; 37: 5567-5579.
- [14] Tanaka H, Hayashi I, Watada J. Possibilistic Linear Regression Analysis For Fuzzy Data. *European Journal of Operational Research*. 1989; 40: 389-396.
- [15] Chang YHO, Ayyub BM. Fuzzy Regression Methods-A Comparative Assessment. *Fuzzy Sets And Systems*. 2001; 199: 187-203.
- [16] Faisol, Sitti A. Penerapan Metode Exponential Smoothing Untuk Peramalan Jumlah Klaim Di BPJS Kesehatan Pamekasan. *Jurnal Matematika*. 2016; 2: 45-51.
- [17] Laporan Kinerja PLN 2019.
- [18] Ismail Z, Efendi R, Deris MM. Application of fuzzy time series approach in electric load forecasting. *New Mathematics and Natural Sciences*. 2016; 11: 229-248.
- [19] Efendi R, Deris MM. Prediction of Malaysian-Indonesian oil production and consumption using fuzzy time series model. *Advances in Data Science and Adaptive Analysis*. 2017; 9.
- [20] Efendi R, Ismail, Z, Deris MM. A reversal model of fuzzy time series in regional load forecasting. *Int. Journal of Energy and Statistics*. 2015; 3.
- [21] Efendi R, Deris MM. Non-probabilistic inverse fuzzy model in time series forecasting. *Int. Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*. 2018; 26: 855-873.