

ANALISIS PERAMALAN BEBAN LISTRIK JANGKA PENDEK MENGGUNAKAN METODE ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (Studi Kasus : PT. PLN (Persero) Area Pengaturan Distribusi Jawa Timur)

Uswatun Khasanah¹, Dian C. R. Novitasari^{2*}, Wika Dianita Utami³, Poutrua Keumala Intan⁴
Matematika UIN Sunan Ampel Surabaya^{1,2,3,4}
diancrini@uinsby.ac.id^{2*}

Abstrak– Prediksi atau peramalan beban listrik dibutuhkan dalam menentukan jumlah listrik yang akan diproduksi guna mencegah terjadinya beban berlebih yang dapat menyebabkan kerusakan pada sistem trafo atau kekurangan beban listrik yang mengakibatkan krisis energi listrik pada konsumen. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu metode alternatif untuk memprediksi beban listrik jangka pendek, salah satunya yaitu metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* pada penelitian ini. Data diperoleh dari PT. PLN (Persero) APD Jawa Timur yang berisi data beban listrik per setengah jam dari bulan februari sampai september tahun 2018 yang digunakan sebagai data aktual. Data kemudian dilatih dengan menggunakan metode ANFIS dan didapatkan hasil peralaman bulan september 2018. Data uji coba tanggal 1 s/d 28 september tergolong memiliki tingkat kesalahan yang rendah yaitu MAPE menunjukkan hasil 7,926%. Nilai *error* terbesar terjadi pada tanggal 18 september yaitu sebesar 20,51% sedangkan nilai *error* terkecil terjadi pada tanggal 16 september yaitu sebesar 1,117%.

Kata Kunci – ANFIS, Peramalan beban listrik, *inference TSK*

I. PENDAHULUAN

PT. PLN (Persero) distribusi area Jawa Timur memiliki jumlah pelanggan yang paling besar, hal itu dikarenakan Provinsi Jawa Timur memiliki jumlah penduduk terbanyak di Indonesia yang hal tersebut berbanding lurus dengan konsumsi beban energi listrik [1]. Sesuai dengan undang-undang No. 19 Tahun 2000 yang menyebutkan bahwa PT. PLN (Persero)

bertugas menyediakan tenaga listrik bagi kepentingan masyarakat umum dengan tetap menghasilkan keuntungan bagi perusahaan [2].

Data beban listrik yang diperoleh dari PT. PLN (Persero) APD Jawa Timur pada tahun 2017 yaitu sebesar 297.105 MWh. Dari data tersebut, PT. PLN haruslah memberikan pelayanan terbaik kepada masyarakat karena tenaga listrik tidak dapat disimpan dalam skala besar di setiap tahunnya, sehingga hanya dapat disediakan ketika benar-benar dibutuhkan oleh konsumen [2].

Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah perencanaan penyediaan listrik yang didistribusikan oleh PT. PLN guna mencegah terjadinya pemadaman lokal, pembebanan trafo berlebih, dan lain sebagainya [3]. Maka dapat dilakukan peramalan atau perkiraan kebutuhan energi listrik di masa yang akan datang agar didapatkan optimalisasi penyediaan energi listrik [4].

Peramalan beban listrik memiliki peran penting dalam menjaga keseimbangan suatu sistem dengan mengacu pada *real-time control* agar terciptanya manajemen sumberdaya energi yang aman [5]. Dari data-data *historis* beban listrik yang ada pada PT. PLN (Persero) APD Jawa Timur, dapat dibangun suatu sistem peramalan data *time series*. Ada beberapa metode yang dapat digunakan sebagai peramalan beban listrik, yaitu seperti logika fuzzy [6], fuzzy regresi

linear [7], *adaptive neuro fuzzy inference system*[8], *auto regressive integrated moving average* (ARIMA)[5], dll.

Dewi d.k.k melakukan penelitian menggunakan metode ANFIS memberikan hasil yang cukup baik dalam memprediksi cuaca pada data *time series* tanpa mengelompokkan berdasarkan musim [9]. Widyapriatiwi d.k.k menunjukkan bahwa peramalan beban listrik mingguan menggunakan metode *adaptive neuro fuzzy inference system* memiliki tingkat akurasi yang terbaik [10]. Sedangkan Gholamreza Zahedi dkk [5] melakukan penelitian peramalan kebutuhan beban listrik menggunakan perbandingan metode *adaptive neuro fuzzy inference system* dengan metode regresi dan metode *adaptive neural network* yang menghasilkan peramalan menggunakan metode *adaptive neuro fuzzy inference system* lebih akurat dan lebih efisien karena membutuhkan lebih sedikit data daripada metode perbandingan lainnya. Selain itu, Gholamreza Zahedi d.k.k menyatakan bahwa penelitian tersebut akan lebih baik jika *input* ditingkatkan dengan mengolah data *time series* sebelum memasukkannya ke dalam metode ANFIS[5].

Oleh karena itu, pada penelitian ini akan dilakukan peralihan beban listrik dengan data *time series* menggunakan metode *adaptive neural fuzzy inference system*. Kemudian hasil peramalannya akan dibandingkan dengan data aktual PT. PLN (Persero) APD Jawa Timur.

II. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Analisis Runtun Waktu dan Peramalan

Data runtun waktu (*time series*) merupakan jenis data waktu yang apabila dipandang bersifat diskrit maka frekuensinya dapat berupa detik, menit, jam, hari, minggu, bulan, ataupun tahun dimana data yang dikumpulkan dalam suatu rentang tertentu menurut urutan waktu [11].

Peramalan data *time series* merupakan suatu peramalan menggunakan analisa dari plot dari variabel yang akan diprediksi dengan variabel waktu. Analisis *time series*

merupakan suatu bidang penelitian yang aktif dimana keakuratan dalam *time series forecasting* atau peramalan menggunakan *time series* menjadi pokok dari tahap pengambilan keputusan atau peramalan [11].

Menurut Pakaja d.k.k menjelaskan bahwa peramalan adalah proses untuk memperkirakan kebutuhan dimasa yang akan datang baik dalam ukuran kuantitas, kualitas, waktu dan lokasi yang dibutuhkan dalam rangka memenuhi permintaan barang atau jasa. Dibutuhkan data yang akurat di masa lalu dalam memprediksi[12].

Untuk melakukan peramalan data *time series*, terlebih dahulu melakukan normalisasi data dalam bentuk $0 \leq x \leq 1$ dengan menggunakan rumus :

$$t_i = \frac{z_i - \min(\text{data input})}{\max(\text{data input}) - \min(\text{data input})} \quad (2.1)$$

Keterangan :

t_i = hasil normalisasi

z_i = data *input*

$\min(\text{data input})$ = data *input* terkecil

$\max(\text{data input})$ = data *input* terbesar

B. Logika Fuzzy (Fuzzy Logic)

Logika fuzzy adalah suatu metode baru yang berprinsip serupa dengan cara manusia memecahkan masalah. Pada dasarnya, logika fuzzy merupakan suatu cara memetakan ruang-ruang suatu ruangan *output* yang sesuai [13].

Dalam logika fuzzy terdapat tiga proses yang berperan di dalamnya, yaitu:

1. *Fuzzification*
2. *Inference*
3. *Defuzzification*

C. Fuzzy Cluster Means (FCM)

Fuzzy Cluster Means (FCM) merupakan suatu teknik pengelompokan data yang ditentukan oleh derajat keanggotaan [14]. Konsep dari *fuzzy c-means* yaitu menentukan pusat *cluster* yang akan menjadi tanda lokasi rata-rata untuk tiap *cluster*. Pusat *cluster* akan bergerak maju menuju nilai yang optimal dengan cara memperbaiki pusat *cluster* dan nilai keanggotaan tiap-tiap data secara berulang [15].

Algoritma *Fuzzy C-Means* [16]:

1. Menentukan matriks P berukuran $n \times m$ dengan n merupakan jumlah data yang akan di cluster dan m merupakan variabel atau kriteria.
2. Menentukan jumlah cluster yang dibentuk = c (≥ 2).
3. Menentukan bobot = w (> 1).
4. Menentukan jumlah iterasi maksimum.
5. Menentukan error terkecil yang diharapkan = ξ .
6. Menentukan iterasi awal yaitu $t = 1$ dan $\Delta = 1$.
7. Membentuk matriks partisi awal U_0 (dipilih secara acak). Dimana nilai keanggotaan terletak pada interval 0 sampai dengan 1.

$$Q_i = \sum_{k=1}^c \mu_{ik} \quad (2.2)$$

8. Menghitung pusat *cluster* ke ke- k , V_{kj} , dengan $k = 1, 2, 3, \dots, c$ dan $j = 1, 2, 3, \dots, m$. Dimana X_{ij} adalah variabel yang akan digunakan dan w merupakan bobot.

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^w * X_{ij})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^w} \quad (2.3)$$

9. Menghitung fungsi obyektif pada iterasi ke- t (P_t)

$$P_t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c \left(\left[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 (\mu_{ik})^w \right] (\mu_{ik})^w \right) \quad (2.4)$$

10. Menghitung perubahan matriks partisi

$$\mu_{ik} = \frac{[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2]^{-\frac{1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c [\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2]^{-\frac{1}{w-1}}} \quad (2.4)$$

11. Cek kondisi berhenti
 - a. Jika : $(|P_t - P_{t-1}| < \xi)$ atau $(t > \maxIter)$ maka sistem berhenti.
 - b. Jika tidak, perhitungan diulang dari langkah ke-4 atau persamaan (2.3).
12. Menghitung nilai rata – rata (*mean*)

$$X = \frac{x_1 + x_2 + x_3 + \dots + x_n}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (2.5)$$

13. Menghitung standar deviasi

$$\left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2.6)$$

Keterangan:

n = banyak data

x_i = nilai data ke- i

\bar{x} = nilai rata-rata data

D. Jaringan Syaraf Tiruan (Neural Network)

Jaringan syaraf tiruan (*neural network*) sebuah *machine learning* yang dibangun dari sejumlah elemen pemrosesan sederhana yang disebut *neuron* atau *node* yang memiliki sejumlah nilai aktivasi. Jaringan syaraf tiruan memiliki ciri yang sama seperti otak manusia yaitu:

1. Memperoleh pengetahuan melalui algoritma pembelajaran atau yang biasa disebut algoritma *hybrid*.
2. Disimpan dalam kekuatan koneksi *interneuron* yang dikenal sebagai bobot sinaptik.

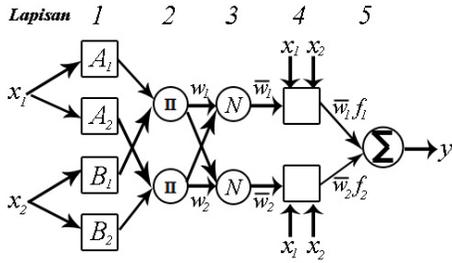
Metode yang digunakan untuk menentukan bobot koneksi *interneuron* tersebut dinamakan dengan algoritma pembelajaran atau algoritma *hybrid* [17].

E. Adaptive neuro Fuzzy Inference System

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) adalah sebuah pengaplikasian dari *Artificial Intelligent* yang memiliki arsitektur jaringan yang secara fungsional sama dengan *fuzzy inference system* model Takagi-Sugeno orde 1. Keunggulan dari *fuzzy inference system* yaitu dapat menerjemahkan pengetahuan dari pakar yang berupa aturan-aturan. Namun biasanya dibutuhkan waktu yang lama untuk menentukan fungsi keanggotaannya. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu teknik pembelajaran dari jaringan syaraf tiruan untuk mengotomatisasi proses penerjemahan sehingga dapat mengurangi waktu pencarian [10].

Arsitektur *adaptive neuro fuzzy inference system* hampir sama dengan jaringan syaraf tiruan dengan fungsi radial dan sedikit

batasan tertentu yang ditunjukkan pada Gambar 2.1 berikut ini [5].



Gambar 1: Arsitektur Jaringan ANFIS

Arsitektur ANFIS terdiri dari 2 *input* dan satu *output* diproses oleh 5 *layer*. *Layer* yang disimbolkan dengan bentuk kotak adalah lapisan parameter yang dapat berubah (bersifat adaptif). Sedangkan *layer* yang disimbolkan dengan lingkaran adalah parameter tetap (bersifat non adaptif)[10]. Mekanisme dan fungsi dari struktur ANFIS dari setiap *layer* yaitu sebagai berikut:

1. Layer 1

Setiap *neuron* *i* pada *layer* ini adalah simpul adaptif dengan fungsi:

$$O_{1,i} = \mu_{A,i}(x_i), i = 1, 2, \dots \quad (2.7)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B,i}(x_i), i = 3, 4, \dots \quad (2.8)$$

Output dari tiap *neuron* pada *layer* 1 berupa derajat keanggotaan yang diberikan oleh fungsi keanggotaan dari *input*, yaitu $\mu_{A,1}(x_1)$, $\mu_{B,1}(x_2)$, $\mu_{A,2}(x_1)$, dan $\mu_{B,2}(x_2)$. Berikut merupakan pendekatan fungsi keanggotaan parameter menggunakan fungsi *bell* :

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^2} \quad (2.9)$$

Keterangan :

{a, b, c,} : himpunan parameter premis yang adaptif

$\mu(x)$: derajat keanggotaan

2. Layer 2

Setiap *neuron* di *layer* ini diberi label Π dengan *output* yang berupa hasil perkalian dari derajat keanggotaan yang dihasilkan dari *layer* 1, dengan fungsi:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A,i}(x_i) \Delta \mu_{B,i}(x_i), i = 1, 2, \dots \quad (2.11)$$

Masing-masing *output* dari *neuron* menyatakan bobot atau α predikat (w) dari tiap *rule*. Umumnya digunakan operasi *AND*.

3. Layer 3

Setiap *neuron* pada *layer* ini diberi notasi N . *Neuron* ke-*i* digunakan untuk menghitung perbandingan kekuatan terhadap jumlah semua bobot :

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2 \quad (2.14)$$

Output dari *layer* ini disebut normalisasi pembobotan atau *normalised firing strength*.

4. Layer 4

Setiap *neuron* *i* pada *layer* ini merupakan simpul adaptif dengan sebuah simpul fungsi:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i y_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad (2.15)$$

Keterangan :

\bar{w}_i : bobot ternormalisasi dari *layer* 3

(p_i, q_i, r_i) : himpunan parameter dari *neuron*

Parameter pada *layer* ini disebut parameter konsekuen atau *consequent parameters*.

5. Layer 5

Pada *layer* ini hanya terdapat satu *node* tetap yang berfungsi untuk menjumlahkan semua masukan. Fungsi simpul:

$$O_{5,i} = \sum \bar{w}_i y_i = \frac{\sum \bar{w}_i y_i}{\sum \bar{w}_i}, i = 1, 2 \quad (2.16)$$

Jaringan adaptif dengan 5 *layer* tersebut ekuivalen dengan sistem inferensi fuzzy Takagi - Sugeno orde 1.

F. Algoritma Hybrid

Algoritma *hybrid* digunakan untuk mengatur parameter-parameter *adaptive neuro fuzzy inference system* berdasarkan dua tahap yaitu secara tahapan maju (*forward*)

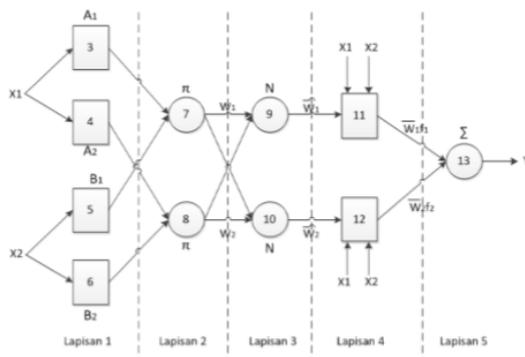
menggunakan metode *Least Squares Estimator Recursive* (RLSE) ataupun secara tahapan mundur (*backward*) dengan metode *Error Backpropagation* (EBP). Pembelajaran *hybrid* terdiri atas dua bagian, [18] yaitu:

1. Tahap Maju (*forward pass*)

Persamaan untuk menghitung pembelajaran tahap maju yaitu:

$$\theta = (A^T A)^{-1} A^T Y \quad (2.17)$$

2. Tahap Mundur (*backward pass*)



Gambar 2: Proses Pembelajaran *Hybrid ANFIS*

a. *Layer 5*

Propagasi *error* pada *layer 5*

$$\varepsilon_{13} = -2(y(t) - y') \quad (2.18)$$

Keterangan:

$Y(t)$ = *output target*

y = *output jaringan*

ε = *error*

b. *Layer 4*

Propagasi *error* pada *layer 4*

$$\varepsilon_{11} = \varepsilon_{13} * (1) \quad (2.19)$$

$$\varepsilon_{12} = \varepsilon_{13} * (1) \quad (2.20)$$

c. *Layer 3*

Propagasi *error* pada *layer 3* :

$$\varepsilon_9 = \varepsilon_{11} * f_i \quad (2.21)$$

$$\varepsilon_{10} = \varepsilon_{12} * f_i \quad (2.22)$$

Keterangan :

f_i = nilai *output* dari *layer 5* pada perhitungan maju

d. *Layer 2*

Propagasi *error* pada *layer 2* :

$$\varepsilon_7 = \frac{w_2}{(w_1 + w_2)^2} (\varepsilon_9 - \varepsilon_{10}) \quad (2.23)$$

$$\varepsilon_8 = \frac{w_1}{(w_1 + w_2)^2} (\varepsilon_{10} - \varepsilon_9) \quad (2.24)$$

e. *Layer 1*

Propagasi *error* *layer 1*

$$\varepsilon_3 = \varepsilon_7 \mu_{B,1} \quad (2.25)$$

$$\varepsilon_4 = \varepsilon_8 \mu_{B,2} \quad (2.26)$$

$$\varepsilon_5 = \varepsilon_7 \mu_{A,1} \quad (2.27)$$

$$\varepsilon_6 = \varepsilon_8 \mu_{A,2} \quad (2.28)$$

f. Selanjutnya, nilai *error* yang didapatkan digunakan untuk mencari nilai *error* terhadap perubahan parameter a dan c (Δa dan Δc).

$$\Delta a_{11} = (\varepsilon_3) \frac{2(x_1 - c_{11})^2}{a_{11}^3 \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{11}}{a_{11}}\right)^2\right)^2} \quad (2.29)$$

$$\Delta a_{12} = (\varepsilon_4) \frac{2(x_1 - c_{12})^2}{a_{12}^3 \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{12}}{a_{12}}\right)^2\right)^2} \quad (2.30)$$

$$\Delta a_{21} = (\varepsilon_5) \frac{2(x_2 - c_{21})^2}{a_{21}^3 \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{21}}{a_{21}}\right)^2\right)^2} \quad (2.31)$$

$$\Delta a_{22} = (\varepsilon_6) \frac{2(x_2 - c_{22})^2}{a_{22}^3 \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{22}}{a_{22}}\right)^2\right)^2} \quad (2.32)$$

$$\Delta c_{11} = (\varepsilon_3) \frac{2(x_1 - c_{11})}{a_{11}^3 \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{11}}{a_{11}}\right)^2\right)^2} \quad (2.33)$$

$$\Delta c_{12} = (\varepsilon_4) \frac{2(x_1 - c_{12})}{a_{12}^3 \left(1 + \left(\frac{x_1 - c_{12}}{a_{12}}\right)^2\right)^2} \quad (2.34)$$

$$\Delta c_{21} = (\varepsilon_5) \frac{2(x_2 - c_{21})}{a_{21}^3 \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{21}}{a_{21}}\right)^2\right)^2} \quad (2.35)$$

$$\Delta c_{22} = (\varepsilon_6) \frac{2(x_2 - c_{22})}{a_{22}^3 \left(1 + \left(\frac{x_2 - c_{22}}{a_{22}}\right)^2\right)^2} \quad (2.36)$$

G. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan salah satu cara menghitung nilai kesalahan yang dapat dihitung dengan menemukan kesalahan

absolut dari setiap periode atau waktu dan membagi dengan nilai observasi pada waktu yang diteliti dan merata-rata presentase absolut. MAPE adalah nilai tengah kesalahan presentase absolute dari suatu prediksi.

Untuk mencaai nilai MAPE dapat dilakukan penghitungan error dengan menggunakan persamaan berikut ini [19].

$$e_t = \left| \frac{x_t - F}{D_t} \right| \times 100\% \quad (2.37)$$

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^N e_t}{N} \quad (2.38)$$

Keterangan :

e_t = perhitungan error

x_t = target

F = peramalan

D_t = data aktual

N = banyaknya data

MAPE digunakan untuk mengukur kesalahan mutlak sebagai presentase rata – rata kesalahan mutlak pada beberapa periode dari data aktual. Hal tersebut digunakan untuk menghindari permasalahan dalam interpretasi pengukuran akurasi terhadap besarnya nilai data aktual dan nilai hasil prediksi.

Semakin kecil nilai MAPE, maka akan menunjukkan performa model yang semakin baik. Nilai yang dihasilkan melalui evaluasi ini menunjukkan kemampuan hasil peramalan seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1: Kriteria MAPE

| MAPE | Kategori kemampuan prediksi |
|-----------|-----------------------------|
| <10% | Sangat baik |
| 10% - 20% | Baik |
| 20% - 50% | Cukup Baik |
| >50% | Buruk |

H. Metodologi Penelitian

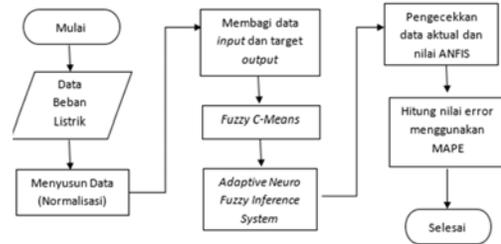
1. Sumber Data

Data diperoleh dari data sekunder PT. PLN (Persro) APD Jawa Timur yang merupakan data beban listrik di Jawa Timur per setengah jam pada

tanggal 01 Februari sampai September 2018.

2. Tahap Pengolahan Data

Adapun alur pengolahan data untuk peramalan beban listrik jangka pendek dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3: Flowchart peramalan beban listrik jangka pendek

3. Pre-processing Data

Tahap awal yang dilakukan yaitu melakukan normalisasi data dengan menggunakan persamaan (2.1). Hal ini dilakukan untuk transformasi data agar *range* data tidak terlalu jauh dan mendapatkan hasil data yang baik.

Selanjutnya data dibagi menjadi 2 data *input* dan target. Data dibagi dengan memperhatikan Data *input* berupa data di hari sebelumnya dan di hari ini, sedangkan data target merupakan data di hari setelahnya.

Data kemudian dikelompokkan menggunakan algoritma *fuzzy c-means*. Hasil yang diperoleh dari proses *clustering* digunakan untuk menghitung nilai *mean* (c) dan standar deviasi (a). Diperoleh hasil :

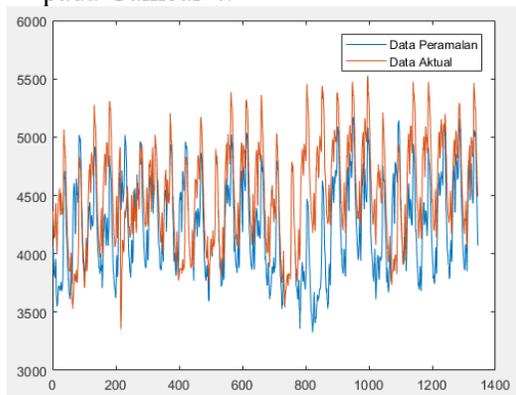
$$c = \begin{matrix} 3830,6 & 4665,4 \\ 4049,7 & 4775,6 \end{matrix}$$

$$a = \begin{matrix} 5,2277 & 258,1180 \\ 4,0309 & 237,2736 \end{matrix}$$

4. Processing Data

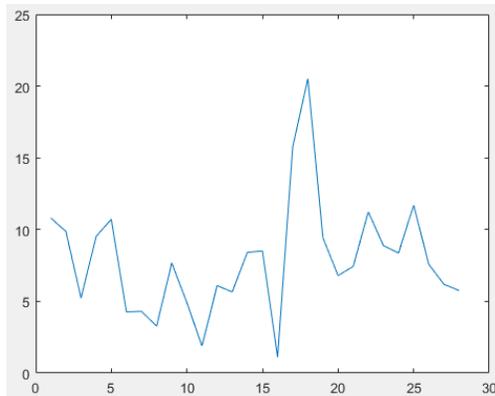
Setelah melalui *pre-processing* data, kemudian menghitung setiap *neuron* pada setiap *layer* metode ANFIS, dan dilanjutkan dengan menghitung nilai *error*.

Berdasarkan pengolahan data dari bulan Februari sampai bulan September, dapat dilihat peramalan beban listrik pada bulan September dari tanggal 1 s/d 28 tahun 2018 dengan menggunakan metode *adaptive neuro fuzzy inference system*. Data tersebut dapat ditampilkan dalam bentuk grafik pada Gambar 4.



Gambar 4: Grafik Perbandingan Beban Aktual dan Perkiraan Beban Listrik Bulan September

Berdasarkan data peramalan tersebut dapat dihitung nilai *error* dari sistem dengan menggunakan rumus MAPE pada persamaan (2.37) dan (2.38) yang menghasilkan akurasi yang bermacam-macam sesuai dengan peramalan per hari. Dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5: Hasil Perhitungan MAPE pada Bulan September

Berdasarkan hasil yang didapatkan, dapat disimpulkan bahwa tingkat kesalahan menggunakan metode *adaptive neuro fuzzy inference system* untuk peramalan beban listrik pada

tanggal 1 sampai 28 September tahun 2018 yaitu 7,926% dengan nilai *error* terbesar terjadi pada tanggal 18 September 2018, yaitu sebesar 20,51%. Hal tersebut terjadi karena beban listrik bersifat *fluktuatif* dan penggunaannya sangat besar. Sedangkan nilai *error* terkecil terjadi pada tanggal 16 September 2018, yaitu sebesar 1,117% karena pemakaian beban listrik cenderung stabil.

III. KESIMPULAN

Hasil peramalan atau prediksi beban listrik pada bulan September 2018 didapatkan dari hasil pengujian tanggal 1 Februari s/d 28 September dan didapatkan informasi berupa prediksi atau peramalan beban listrik per setengah jam selama 28 hari. Untuk data uji coba yaitu pada tanggal 1 sampai 28 September tergolong rendah yaitu 7,926% karena *error* peramalan berkisar antara 0% sampai 20,51%.

Penelitian ini masih jauh dari kata sempurna, karena masih dilakukan proses berdasarkan tanggal per bulannya.

REFERENSI

- [1] Harifuddin, "Estimasi Kebutuhan Daya Listrik Sulawesi Selatan Sampai Tahun 2017," *Estimasi Kebutuhan Daya List. Sulawesi Selatan Sampai Tahun 2017*, vol. 2, pp. 1–9, 2007.
- [2] Markoni, "ANALISIS KEPUASAN PELANGGAN PT PLN (Persero) TERHADAP PROSES PEMASANGAN LISTRIK PRABAYAR (Studi Kasus PT PLN WS2JB Rayon Sukarami)," vol. 13, p. 488, 2015.
- [3] H. T. Nguyen and I. T. Nabney, "Short-term electricity demand and gas price forecasts using wavelet transforms and adaptive models," *Energy*, vol. 35, no. 9, pp. 3674–3685, 2010.
- [4] . P. P. M., "Fuzzy Logic Methodology for Short Term Load Forecasting," *Int. J. Res. Eng. Technol.*, vol. 03, no. 04, pp. 322–328, 2015.
- [5] G. Zahedi, S. Azizi, A. Bahadori, A. Elkamel, and S. R. Wan Alwi, "Electricity demand estimation using an adaptive neuro-fuzzy network: A case study from the Ontario province - Canada," *Energy*, vol. 49, no. 1, pp.

- 323–328, 2013.
- [6] N. Nurkholiq, T. Sukmadi, and A. Nugroho, “Analisis Perbandingan Metode Logika Fuzzy Dengan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Pada Peramalan Kebutuhan Energi Listrik Jangka Panjang Di Indonesia Sampai Tahun 2022,” 2012.
- [7] K. Bin Song, Y. S. Baek, D. H. Hong, and G. Jang, “Short-term load forecasting for the holidays using fuzzy linear regression method,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 20, no. 1, pp. 96–101, 2005.
- [8] D. A. Adyanti, A. H. Asyhar, D. C. R. Novitasari, A. Lubab, and M. Hafiyusholeh, “Forecasts marine weather on java sea using hybrid methods: Ts-anfis,” *Int. Conf. Electr. Eng. Comput. Sci. Informatics*, vol. 4, no. September, pp. 492–497, 2017.
- [9] C. Dewi, D. P. Kartikasari, and Y. T. Mursityo, “Prediksi Cuaca Pada Data Time Series Menggunakan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (Anfis),” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 1, pp. 18–24, 2014.
- [10] I. G. D. A. L. K. Widyaprawati, I. P. A. Mertasana, “Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Di Bali Menggunakan Pendekatan Adaptive Neuro- Fuzzy Inference System (ANFIS),” vol. 11, no. 1, 2012.
- [11] D. Wiyanti and R. Pulungan, “Peramalan Deret Waktu Menggunakan Model Fungsi Basis Radial (RBF) Dan Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA),” *Biochemistry*, vol. 42, no. 30, pp. 8945–8956, 2003.
- [12] F. Pakaja and A. Naba, “Jaringan Syaraf Tiruan dan Certainty Factor,” vol. 6, no. 1, pp. 23–28, 2012.
- [13] U. D. B. Food, “Menggunakan Fuzzy Logic Metode Tsukamoto Pada,” no. February, 2015.
- [14] S. H. dan M. Yulianto Agus Wayan, “Aplikasi Fuzzy Linear Programming,” *Apl. Fuzzy Linear Program. DALAM OPTIMALISASI PRODUKSI*, vol. 1, no. 2252–6943, p. 14, 2010.
- [15] B. P. R. I. Bagus Tris Atmaja, “Integrasi Sistem Fuzzy-Jaringan Syaraf,” *Res. Jur. Tek. Fis. Fak. Teknol. Ind. Inst. Teknol. Sepuluh Nop.*, no. August, 2015.
- [16] T. M. Andriyani, L. Linawati, and A. Setiawan, “Penerapan Algoritma Fuzzy C-means (FCM) Pada Penentuan Lokasi Pendirian Loker Pembayaran Air PDAM Salatiga,” *Pros. Semin. Nas. Sains dan Pendidik. Sains VIII, UKSW Salatiga*, vol. 4, no. 1, pp. 497–505, 2013.
- [17] I. Shereef and S. Baboo, “A New Weather Forecasting Technique using Back Propagation Neural Network with Modified Levenberg-Marquardt Algorithm for Learning,” *Ijcsi.Org*, vol. 8, no. 6, pp. 2–9, 2011.
- [18] Z. Souzanchi-K, H. Fanaee-T, M. Yaghoubi, and M. R. Akbarzadeh-T, “A multi Adaptive Neuro Fuzzy Inference System for Short Term Load Forecasting by using previous day features,” *ICEIE 2010 - 2010 Int. Conf. Electron. Inf. Eng. Proc.*, vol. 2, no. September, 2010.
- [19] “Dengan Menggunakan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (Anfis) Oleh : Ikhtari Haimi,” 2010.
- [20] D. C. R. Novitasari, “Klasifikasi Sinyal EEG Menggunakan Metode Fuzzy C-Means Clustering (FCM) Dan Adaptive Neighborhood Modified Backpropagation (ANMBP),” *Jurnal Matematika MANTIK*, p. 31, 2015.
- [21] D. C. R. Novitasari, “Klasifikasi Alzheimer dan Non Alzheimer Menggunakan Fuzzy C-Mean, Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Support Vector Machine,” *urnal Matematika MANTIK*, pp. 83-89, 2018.

