



PREDIKSI BEBAN LISTRIK DI KOTA BANJARBARU MENGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN *BACKPROPAGATION*

Muhammad Nazmi Fadilah, Akhmad Yusuf, Nurul Huda

Program Studi Matematika Fakultas MIPA Universitas Lambung Mangkurat, Indonesia

Jl. A. Yani KM. 36, Banjarbaru 70714, Kalimantan Selatan

Email: muhammadnazmifadilah@gmail.com

ABSTRACT

The adequacy of electricity supply depends on the ability of electric power supply during peak loads. Because the nature of electric power that cannot be stored on a large scale so when people need electricity, the electricity must be supply at that time. The total of electricity customers at PT. PLN Banjarbaru in 2019 was 133,726 customers, while in 2018 was 126,747 customers. Artificial Neural Network backpropagation is one of artificial intelligences to identify data patterns with the Backpropagation learning algorithm that was widely used to solve problems about prediction. The Algorithm Neural Network *Backpropagation* consists of three phases, such as feedforward, backpropagation, and also the changes in the weights and biases. The objective of this study was to predict electrical load and determine the accuracy level with Backpropagation Artificial Neural Networks. *The data used were electrical energy data in Banjarbaru within a period of 9 years with 12 input layers.* The results of this study was the training phase of Artificial Neural Networks with four hidden layer simulations for having great network architecture such as architecture 12-12-1 with MAPE value is 6.597% and RMSE is 0.032222. As the testing phase, the MAPE value is 7.918% and the RMSE is 0.070479 which can be used to predict the amountof electricity load well. Moreover, the prediction phase with MAPE value is 12.366% and RMSE is 0.113272 which indicates poor prediction results due to degradation of electrical load significantly in December 2018 and January 2019.

Keyword: electricity, expenses electricity prediction, neural networks artificial, backpropagation, linear interpolation.

ABSTRAK

Kecukupan pasokan energi listrik diukur dengan melihat kemampuan pasokan daya listrik saat beban puncak. Karena sifat tenaga listrik tidak dapat disimpan dalam skala besar, sehingga kebutuhan suatu saat harus dipasok saat itu juga. Pelanggan listrik tercatat pada PT.PLN Rayon Banjarbaru pada tahun 2019 sebanyak 133.726 pelanggan, sedangkan pada tahun 2018 sebanyak 126.747. Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* adalah salah satu cabang kecerdasan buatan yang digunakan mengidentifikasi pola data menggunakan algoritma pembelajaran dalam menyelesaikan permasalahan yang berhubungan dengan prediksi. Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* terdiri tiga tahap, yaitu tahap perambatan maju, tahap perambatan-balik, serta tahap perubahan bobot dan bias. Tujuan penelitian ini adalah untuk melakukan prediksi dan mengetahui tingkat akurasi dengan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*. Data yang digunakan adalah data jumlah beban listrik yang dibangkitkan di kota Banjarbaru dalam kurun waktu 9 tahun

dengan 12 unit masukan. Hasil dari penelitian ini adalah tahap pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan dengan empat simulasi lapisan sembunyi mendapatkan arsitektur jaringan yang cukup baik yakni arsitektur 12-12-1 dengan nilai MAPE adalah 6,597% dan RMSE adalah 0,032222. Untuk tahap pengujian diperoleh nilai MAPE adalah 7,918% dan RMSE adalah 0,070479 yang dapat digunakan untuk memprediksi jumlah beban listrik dengan cukup baik. Serta tahap prediksi diperoleh nilai MAPE adalah 12,366% dan RMSE adalah 0,113272 yang menunjukkan hasil prediksi kurang baik dikarenakan terjadi penurunan jumlah beban listrik yang dibangkitkan secara signifikan pada bulan Desember 2018 dengan bulan Januari 2019.

Kata Kunci : Kelistrikan, Prediksi Beban Listrik, Jaringan Syaraf Tiruan, Backpropagation, Interpolasi Linier.

1. PENDAHULUAN

Listrik merupakan salah satu kebutuhan terpenting dalam kehidupan manusia, khususnya pada era modernisasi saat ini. Adanya gangguan pasokan energi listrik dapat mengakibatkan terganggunya rutinitas perekonomian masyarakat [1]. Jumlah konsumsi listrik yang tidak tentu dan tidak diperkirakan terlebih dahulu dapat berpengaruh pada kesiapan dari unit pembangkit untuk menyediakan pasokan listrik kepada konsumen [2]. Jika daya yang dikirim dari pembangkit tenaga listrik jauh lebih besar daripada permintaan daya pada beban listrik, maka akan timbul permasalahan pemborosan energi pada perusahaan listrik, terutama pada pembangkit termal. Sedangkan jika daya yang dibangkitkan dan dikirimkan lebih rendah atau tidak memenuhi kebutuhan beban konsumen, maka akan terjadi pemadaman lokal secara bergilir yang akibatnya merugikan pihak konsumen [3].

Penelitian menggunakan kecerdasan buatan dalam ilmu komputer banyak digunakan untuk menyelesaikan permasalahan yang berhubungan dengan prediksi, terutama yang berbasis pada data *time series* [4]. Diantaranya adalah peramalan beban listrik harian suatu perkotaan menggunakan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* diperoleh kesalahan rata – rata sebesar 1,97% [5]. Peramalan beban listrik harian menggunakan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* diperoleh hasil nilai kesalahan yaitu 7,23% [6]. Peramalan beban listrik jangka menengah dengan nilai kesalahan yang diperoleh sebesar 6,913% [7]. Prakiraan beban listrik dengan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* memperlihatkan rata – rata nilai kesalahan sebesar 5,81% [8]. Penggunaan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* untuk memprediksi beban listrik bulanan dan melihat tren permintaan beban diperoleh hasil rentang kesalahan antara nilai 2,08% - 6,99% [9].

Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* merupakan salah satu cabang kecerdasan buatan yang digunakan mengidentifikasi pola data *history* dengan

melakukan metode pelatihan. Hal yang ingin dicapai dengan melatih Jaringan Syaraf Tiruan yaitu untuk menyeimbangkan antara kemampuan memanggil kembali secara sempurna pola yang dilatih dengan kemampuan menghasilkan respons yang bisa diterima terhadap pola-pola masukan yang serupa dengan pola-pola yang sebelumnya telah dilatih [10]. Berdasarkan permasalahan di atas dan beberapa penelitian sebelumnya, penulis berharap dengan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dapat memberikan suatu nilai beban listrik yang cukup baik untuk referensi perencanaan beban listrik di Kota Banjarbaru.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Kelistrikan dan Prediksi Beban Listrik

Di dalam sebuah sistem kelistrikan terdapat 2 sisi yang sangat berbeda, yaitu sisi beban dan sisi pembangkitan. Pada sisi beban atau beban sistem tenaga listrik merupakan pemakaian tenaga listrik dari para konsumen listrik sehingga besar kecilnya beban beserta perubahannya tergantung pada kebutuhan para pelanggan akan tenaga listrik, sedangkan sisi pembangkitan merupakan bagian yang memproduksi tenaga listrik [8]. Untuk menyediakan tenaga listrik yang sesuai kebutuhan tersebut, harus ada rencana penyediaan listrik yang dilakukan cara membuat prediksi beban listrik dengan data tentang beban sistem tenaga listrik yang sudah terjadi di masa lalu [11].

2.2 Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*

Backpropagation adalah salah satu model pelatihan dari Jaringan Syaraf Tiruan guna mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan mengenali pola yang digunakan pada tahap pelatihan dan kemampuan jaringan untuk memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa dengan pola yang dipakai pada tahap pelatihan [7]. Algoritma pelatihan dari Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* yaitu :

2.2.1 Tahap Perambatan Maju

Inisialisasikan bobot (ambil nilai acak yang cukup kecil), tentukan angka pembelajaran (α), nilai toleransi *error* serta maksimal jumlah iterasi. Selama kondisi berhenti bernilai tidak terpenuhi, kerjakan tahap perambatan maju dengan setiap input dan menjumlahkan bobot sinyal masukan dengan persamaan berikut :

$$z_{net_j} = w_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i w_{ij} \quad (1)$$

lalu menerapkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluarannya dan mengirimkan sinyal tersebut ke semua unit keluaran dengan persamaan berikut :

$$z_j = f(z_{net_j}) = \frac{1}{1+e^{-z_{net_j}}} \quad (2)$$

kemudian setiap unit keluaran menjumlahkan bobot sinyal masukan dengan persamaan berikut :

$$Y_{net_k} = v_{0k} + \sum_{i=1}^p z_i v_{jk} \quad (3)$$

dan menerapkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluarannya dengan. Persamaan berikut :

$$Y_k = f(Y_{net_k}) = \frac{1}{1+e^{-Y_{net_k}}} \quad (4)$$

untuk masing-masing pasangan pelatihan, dilanjutkan dengan tahap perambatan-balik.

2.2.2 Tahap Perambatan-Balik

Setiap unit keluaran menerima sinyal pola target yang sesuai dengan pola masukan pelatihan, kemudian hitung *error* dengan persamaan berikut :

$$\delta_k = (t_k - Y_k) f'(Y_{net_k}) = (t_k - Y_k)(Y_k(1 - Y_k)) \quad (5)$$

kemudian hitung koreksi bobot untuk memperbaiki v_{jk} dengan persamaan berikut:

$$\Delta v_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (6)$$

dan menghitung koreksi bias untuk memperbaiki v_{0k} sekaligus mengirimkan δ_k ke unit – unit yang ada di lapisan paling kanan dengan persamaan berikut :

$$\Delta v_{0k} = \alpha \delta_k \quad (7)$$

lalu setiap unit tersembunyi menjumlahkan δ input dengan persamaan berikut :

$$\delta_{net_j} = \sum_{i=1}^p \delta_k v_{jk} \quad (8)$$

untuk menghitung informasi kesalahan, kalikan nilai ini dengan turunan dari fungsi aktivasinya :

$$\delta_j = \delta_{net_j} f'(z_{net_j}) = \delta_{net_j} (z_j(1 - z_j)) \quad (9)$$

Kemudian hitung koreksi bobot dengan persamaan berikut :

$$\Delta w_{ij} = \alpha \delta_k x_i \quad (10)$$

Setelah itu, hitung juga koreksi bias dengan persamaan berikut :

$$\Delta w_{0j} = \alpha \delta_j \quad (11)$$

2.2.3 Tahap Perubahan Bobot dan Bias :

Dilakukan perubahan bobot dan bias dengan persamaan berikut :

$$w_{ij}(\text{baru}) = w_{ij}(\text{lama}) + \Delta w_{ij} \quad (12)$$

$$v_{jk}(\text{baru}) = v_{jk}(\text{lama}) + \Delta v_{jk} \quad (13)$$

setelah tahap tersebut selesai, pelatihan kondisi berhenti [12].

2.3 Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi yang dipakai harus memenuhi beberapa syarat yaitu kontinu, terdifferensial dengan mudah dan merupakan fungsi yang tidak turun. Fungsi yang digunakan fungsi *sigmoid biner*. Secara matematis, fungsi *sigmoid biner* dituliskan sebagai berikut [13] :

$$y = f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (14)$$

$$f'(x) = f(x)(1 - f(x)) \quad (15)$$

2.4 Pengukur Akurasi Prediksi

Penelitian ini menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk mengevaluasi hasil prediksi dan kinerja arsitektur jaringan yang optimal. Persamaan untuk MAPE sebagai berikut [14] :

$$e_k = t_k - Y_k \quad (16)$$

$$APE_k = \frac{|e_k|}{|t_k|} \cdot 100\% \quad (17)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n APE_k \quad (18)$$

persamaan untuk RMSE sebagai berikut [6] :

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (e_k)^2 \quad (19)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (20)$$

Apabila semakin kecil nilai MAPE dan RMSE, maka semakin optimal model prediksi dengan perhitungan yang lebih dekat data sebenarnya. Nilai bobot optimum dengan nilai MAPE dan RMSE terkecil akan disimpan untuk pembentukan struktur arsitektur jaringan yang akan digunakan pada tahap prediksi [15]. Secara umum, Perusahaan Listrik akan menerima kesalahan ramalan sebesar 10%. untuk ramalan beban jangka panjang [16].

2.5 Interpolasi Linier

Interpolasi linier merupakan cara untuk mencari nilai atau data yang hilang diantara beberapa titik data yang telah diketahui. Untuk mencari data yang hilang menggunakan interpolasi sebagai berikut [17]:

$$I_1(a) = I_1(b_0) + \frac{I(b_1) - I(b_0)}{b_1 - b_0} (a - b_0) \quad (21)$$

2.6 Normalisasi dan Denormalisasi

Sebelum dimasukkan ke dalam JST *Backpropagation*, data terlebih dahulu di transformasi ke dalam bentuk data interval. Data tersebut dinormalisasi ke dalam selang [0,1 ; 0,9] agar memperoleh data dengan ukuran yang lebih kecil yang mewakili data yang asli tanpa kehilangan karakteristik. Normalisasi menggunakan rumus Min-Max Normalisasi dengan persamaan sebagai berikut [18]:

$$\hat{x} = \frac{0,8 \cdot (x - x_{Min})}{x_{Max} - x_{Min}} + 0,1 \quad (22)$$

Denormalisasi merupakan proses pengembalian ukuran data yang telah dinormalisasi sebelumnya untuk mendapatkan data yang asli. Untuk persamaan denormalisasi sebagai berikut [18]:

$$x = \frac{(x_{Max} - x_{Min}) \cdot (\hat{x} - 0,1)}{0,8} + x_{Min} \quad (23)$$

3. PROSEDUR PENELITIAN

Adapun prosedur yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

- a. Mengumpulkan data jumlah beban listrik yang dibangkitkan per bulan pada tahun 2011-2019 di kota Banjarbaru dari PT. PLN (Persero) wilayah Kalimantan Selatan & Kalimantan Tengah rayon Banjarbaru dengan jumlah data ada 108 buah.
- b. Menentukan data yang akan dilatih dan data yang akan diuji.
- c. Melakukan interpolasi linier pada data yang hilang.
- d. Menormalisasi data jumlah beban listrik yang dibangkitkan per bulan.
- e. Melatih data dengan beberapa arsitektur jaringan pada perubahan unit-unit layar tersembunyi agar mendapatkan arsitektur jaringan yang optimal menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* pada algoritma pelatihan *backpropagation* yang dilihat dari hasil MAPE dan RMSE terkecil.
- f. Menguji arsitektur jaringan dari hasil tahap pelatihan.
- g. Memprediksi data jumlah beban listrik yang dibangkitkan per bulan pada tahun 2019 di kota Banjarbaru menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*.
- h. Menganalisis tingkat akurasi dari hasil prediksi jumlah beban listrik yang dibangkitkan per bulan di Kota Banjarbaru dengan MAPE dan RMSE.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data pengamatan yang digunakan adalah data jumlah beban listrik yang dibangkitkan di kota Banjarbaru dari PT. PLN (Persero) wilayah Kalimantan Selatan & Kalimantan Tengah Rayon Banjarbaru. Data jumlah beban listrik yang dibangkitkan per bulan dicatat selama rentang waktu 9 tahun yaitu sejak bulan Januari 2011 sampai Desember 2019. Dari data 9 tahun tersebut data dari bulan Januari 2011 sampai Desember 2016 tersebut disebut dengan data latih. Data dari bulan Januari 2017 sampai Desember 2018 disebut dengan data uji. Sedangkan data dari bulan Januari 2019 sampai Desember 2019 disebut dengan data prediksi. Berikut adalah data yang akan dianalisis menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* setelah dinormalisasi :

Tabel 1. Data jumlah beban listrik yang dibangkitkan per bulan di kota Banjarbaru setelah di normalisasi.

Bulan/Tahun	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Januari	0,1466	0,2047	0,2617	0,3736	0,3225	0,5859	0,6842	0,7826	0,4839
Februari	0,1000	0,1691	0,2281	0,3426	0,2706	0,5100	0,6082	0,7063	0,4631
Maret	0,1520	0,2076	0,3012	0,4162	0,3619	0,5516	0,6954	0,8392	0,5226
April	0,1471	0,2205	0,2930	0,3216	0,3523	0,5813	0,7027	0,8242	0,5118
Mei	0,1764	0,2649	0,3281	0,3477	0,3873	0,6127	0,7564	0,9000	0,5801
Juni	0,1703	0,2322	0,3318	0,3198	0,3591	0,5540	0,6688	0,7836	0,4674
Juli	0,1746	0,2275	0,3106	0,3320	0,3640	0,5734	0,7053	0,8372	0,5365
Agustus	0,1968	0,2250	0,3244	0,3377	0,3821	0,6070	0,7324	0,8579	0,5533
September	0,1749	0,2401	0,3576	0,3562	0,3838	0,5965	0,7178	0,8391	0,5667
Oktober	0,2148	0,2570	0,4035	0,3925	0,4200	0,6201	0,7425	0,8648	0,6250
November	0,1956	0,2660	0,3569	0,3596	0,3746	0,6149	0,7455	0,8760	0,5979
Desember	0,1987	0,2544	0,3779	0,3619	0,3973	0,6047	0,7318	0,8589	0,6037

4.1 Tahap Pelatihan

Perhitungan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* akan dilakukan 4 simulasi.arsitektur untuk parameter unit lapisan tersembunyi yang bertujuan untuk mendapatkan arsitektur yang optimal dalam memprediksi. Berikut adalah hasil tahap pelatihan pada metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*

menggunakan Program Matlab untuk empat simulasi lapisan tersembunyi pada 12 data masukan :

Tabel 2. Simulasi dengan arsitektur 12-12-1 untuk tahap pelatihan.

Arsitektur Jaringan	Pola	t_k	Y_k	e_k	APE_k	MAPE	MSE	RMSE
12-12-1	1	0,2047	0,2115	-0,0068	3,3219	6,597%	0,001038	0,032222
	2	0,1691	0,2022	-0,0331	19,5742			
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮			
	59	0,6149	0,6456	-0,0307	4,9927			
	60	0,6047	0,5906	0,0141	2,3317			

Tabel 3. Simulasi dengan arsitektur 12-9-1 untuk tahap pelatihan.

Arsitektur Jaringan	Pola	t_k	Y_k	e_k	APE_k	MAPE	MSE	RMSE
12-9-1	1	0,2047	0,2008	0,0039	1,9052	6,711%	0,001187	0,034450
	2	0,1691	0,2071	-0,0380	22,4719			
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮			
	59	0,6149	0,6104	0,0045	0,7318			
	60	0,6047	0,5980	0,0067	1,1080			

Tabel 4. Simulasi dengan arsitektur 12-6-1 untuk tahap pelatihan.

Arsitektur Jaringan	Pola	t_k	Y_k	e_k	APE_k	MAPE	MSE	RMSE
12-6-1	1	0,2047	0,2262	-0,0215	10,5032	8,448%	0,001462	0,038242
	2	0,1691	0,2126	-0,0435	25,7244			
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮			
	59	0,6149	0,6210	-0,0061	0,9920			
	60	0,6047	0,6079	-0,0032	0,5291			

Tabel 5. Simulasi dengan arsitektur 12-3-1 untuk tahap pelatihan.

Arsitektur Jaringan	Pola	t_k	Y_k	e_k	APE_k	MAPE	MSE	RMSE
12-3-1	1	0,2047	0,1763	0,0284	13,8740	7,608%	0,001391	0,037293
	2	0,1691	0,2030	-0,0399	23,5955			
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮			
	59	0,6149	0,6291	-0,0142	2,3093			
	60	0,6047	0,6129	-0,0082	1,3560			

4.2 Tahap Pengujian

Langkah – langkah tahap pengujian dilakukan menggunakan metode yang sama dengan yang telah diuraikan pada tahap pelatihan dan arsitektur jaringan yang telah dilatih sebelumnya. Arsitektur yang digunakan untuk tahap pengujian adalah

arsitektur 12-12-1. Hasil tahap pengujian pada metode Jaringan Syaraf Tiruan dengan program Matlab sebagai berikut :

Tabel 6. Tahap pengujian arsitektur jaringan data masukan dengan target sebagai data pengujian.

Arsitektur Jaringan	Pola	t_k	Y_k	e_k	APE_k	MAPE	MSE	RMSE
12-12-1	1	0,6842	0,7289	-0,0447	6,5332	7,918%	0,004967	0,070479
	2	0,6082	0,7249	-0,1167	19,1878			
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮			
	22	0,8648	0,8828	-0,0180	2,0814			
	23	0,8760	0,8816	-0,0056	0,6393			

4.3 Tahap Prediksi

Sesudah melakukan tahap pengujian dengan arsitektur 12-12-1, kemudian tahap ini melakukan prediksi jumlah beban listrik menggunakan *feedforward* yang telah diuraikan pada tahap pelatihan dengan arsitektur 12-12-1. Hasil tahap prediksi pada metode Jaringan Syaraf Tiruan menggunakan program Matlab dan perbandingan antara hasil prediksi dengan data riil untuk jumlah beban listrik yang dibangkitkan pada bulan Januari 2019 sampai Desember 2019 sebagai berikut:

Tabel 7. Tahap prediksi arsitektur jaringan data masukan dengan target sebagai data prediksi.

Arsitektur Jaringan	Pola	t_k	Y_k	e_k	APE_k	MAPE	MSE	RMSE
12-12-1	1	0,7826	0,8399	-0,0573	7,3217	12,366%	0,012831	0,113272
	2	0,7063	0,8280	-0,1217	17,2306			
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮			
	23	0,5979	0,6061	-0,0082	1,3715			
	24	0,6037	0,6535	-0,0498	8,2491			

Tabel 8. Perbandingan hasil prediksi jaringan syaraf tiruan *backpropagation* dengan data riil jumlah beban listrik yang dibangkitkan pada bulan Januari 2019 sampai Desember 2019.

No.	Waktu Prediksi	Hasil Prediksi (KWh)	Data Riil (KWh)	Selisih	Error
1.	Januari 2019	43.335.712	28.619.543	14.716.169	0,4003
2.	Februari 2019	36.259.023	27.854.199	8.404.824	0,2286
3.	Maret 2019	30.307.252	30.043.558	263.694	0,0072
4.	April 2019	32.773.984	29.644.878	3.129.106	0,0851
5.	Mei 2019	35.395.116	32.157.746	3.237.370	0,0881
6.	Juni 2019	33.590.101	28.012.915	5.577.186	0,1517
7.	Juli 2019	29.156.601	30.553.981	1.397.380	-0,0380
8.	Agustus 2019	31.932.133	31.171.530	760.603	0,0207
9.	September 2019	30.421.214	31.665.119	1.243.905	-0,0338
10.	Oktober 2019	36.861.920	33.803.635	3.058.285	0,0831
11.	November 2019	33.112.194	32.810.473	301.721	0,0082
12.	Desember 2019	34.854.714	33.024.705	1.830.009	0,0498
	Jumlah	407.999.964	369.362.282	43.920.252	1,0510
	Rata - rata	33.999.997	30.780.190	3.660.021	0,1617

5. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan dari penelitian sehingga diperoleh kesimpulan antara lain :

1. Berdasarkan perhitungan dalam melakukan prediksi menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* bahwa :
 - a. Hasil prediksi pada bulan Januari 2019 dan Februari 2019 cukup jauh berbeda dengan data riil dikarenakan terjadi penurunan jumlah beban

- listrik yang dibangkitkan secara signifikan pada bulan Desember 2018 dengan bulan Januari 2019.
- b. Hasil prediksi beban puncak terjadi pada Januari 2019 sedangkan dalam data riil beban puncak terjadi pada Oktober 2019 dengan perbedaan sebesar 9.532.077 KWh.
 - c. Total selisih dari jumlah hasil prediksi dengan jumlah data riil sebesar 43.920.252 KWh dengan durasi prediksi 12 bulan yakni Januari – Desember 2019.
2. Pada tahap pelatihan arsitektur jaringan memperoleh arsitektur jaringan yang cukup baik, yakni arsitektur 12-12-1 dengan nilai MAPE adalah 6.597% dan RMSE adalah 0.032222. Pada tahap pengujian dengan arsitektur jaringan yang sebelumnya telah di latih, yakni arsitektur 12-12-1 diperoleh nilai MAPE adalah 7.918% dan RMSE adalah 0.070479 yang dapat digunakan untuk memprediksi jumlah beban listrik dengan cukup baik. Pada tahap prediksi menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dengan arsitektur 12-12-1 diperoleh nilai MAPE adalah 12,366% dan RMSE adalah 0.113272 yang menunjukkan hasil prediksi kurang baik dikarenakan terjadi penurunan jumlah beban listrik yang dibangkitkan secara signifikan pada bulan Desember 2018 dengan bulan Januari 2019.

5.2 Saran

Saran yang dapat penulis berikan adalah pada penelitian berikutnya diharapkan memperhatikan variabel – variabel lain (selain beban riil), menggunakan metode gabungan misalnya Metode Jaringan Syaraf Tiruan dengan *Fuzzy Clustering*, Metode Jaringan Syaraf Tiruan dengan *Fuzzy Inference System*, Metode Jaringan Syaraf Tiruan dengan Regresi Interval, serta menggunakan data jumlah beban listrik yang dibangkitkan dengan jangka waktu yang lebih panjang.

REFERENSI

- [1] Ayuningtyas, P., Triyanto, D., & Rismawan, T. 2016. Prediksi Beban Listrik pada PT.PLN Menggunakan Regresi Interval dengan Neural Fuzzy. *Jurnal Coding UNTAN*, 04(1), 1–10.
- [2] Fadillah, M.B., Sukma, D.Y., & Nurhalim. 2015. Analisis Prakiraan Kebutuhan Energi Listrik Tahun 2015-2024 Wilayah PLN Kota Pekanbaru dengan Metode Gabungan. *JOM FTEKNIK*, 2(2), 1–10.
- [3] Dwisatya, R., Kirom, M. R., & Abdullah, A. G. 2015. Prediksi Beban Listrik Jangka Pendek Berbasis Algoritma Feed Forward Backpropagation dengan Mempertimbangkan Variasi Tipe Hari. *E-Proceeding of Engineering*, 2(3), 7315–7322.
- [4] Arifah, N., Murnomo, A., & Suryanto, A. 2019. Implementasi Neural Network pada Matlab untuk Prakiraan Konsumsi Beban Listrik Kabupaten Ponorogo Jawa Timur. *Jurnal Teknik Elektro*, 9(1), 7–12.
- [5] M. Beccali, M Cellura, V. Lo Brano, A. Marvuglia. 2004. Forecasting Daily Urban Electric Load Profiles Using Artificial Neural Networks. *Energy*

- Conversion and Management*, 45, 2879-2900.
- [6] Maulidin, M. S., & Luqman Assaffat. 2014. Jaringan Syaraf Tiruan sebagai Metode Peramalan Beban Listrik Harian di PT. PISMATEX Pekalongan. *Media Elektrika*, 7(2), 36–44.
- [7] Muslimin. 2015. Peramalan Beban Listrik Jangka Menengah pada Sistem Kelistrikan Kota Samarinda. *Jurnal Ilmiah Teknk Industri*, 14(09), 113–121.
- [8] Hasim, A. 2008. *Prakiraan Beban Listrik Kota Pontianak dengan Jaringan Syaraf Tiruan (Artificial Neural Network)*. Sekolah Pascasarjana, Institut Pertanian Bogor, Bogor.
- [9] Eva Gonza ‘lez-Romera, Miguel Angel Jaramillo-Mora, Diego Carmona-Ferna’ndez. 2007. Forecasting of The Electric Energy Demand Trend and Monthly Fluctuation with Neural Network. *Computer & Industrial Engineering*, 52, 336-343.
- [10] Puspitaningrum, D. 2006. *Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan*. Andi Offset, Yogyakarta.
- [11] Marsiana, S., Dwijanto, & Alamsyah. 2014. Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dalam Peramalan Beban Puncak Distribusi Listrik di Wilayah Pemalang. *UNNES Journal of Mathematics*, 3(1), 3–8.
- [12] Sutojo, T., Mulyanto, E. g& Suhartono, V. 2011. *Kecerdasan Buatan*. Andi Offset, Yogyakarta.
- [13] Siang, J.J. 2005. *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemogramannya menggunakan Matlab*. Edisi Ke-1. Andi Offset, Yogyakarta.
- [14] Makridakis, S., Wheelwright, S.C. & McGee, V.E. (1983). *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Edisi Ke-2, diterjemahkan oleh Untung Sus Andriyanto. Erlangga, Jakarta.
- [15] Chang, P. C., & Wang, Y. W. 2006. Fuzzy Delphi and Backpropagation Model for Sales Forecasting in PCB Industry. *Expert Systems with Applications*, 30(4), 715–726.
- [16] Kermanshahi, B., & Iwamiya, H. 2002. Long-Term Load Forecasting Using Neural Nets. *Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 24(9), 787–797.
- [17] Chapra, S.C. & Canale, R.P. 2005. *Numerical Methods for Engineers*. 5th Edition. The McGraw-Hill Companies, New York.
- [18] Prasetyo, E. 2014. *Data Mining Mengolah Data Menjadi Informasi menggunakan Matlab*. Edisi Ke-1. Andi Offset, Yogyakarta.