

Studi Prakiraan Beban Listrik Menggunakan Metode *Artificial Neural Network*

¹Yuan Octavia D.P., ²A.N. Afandi, ³Hari Putranto

Program Studi Teknik Elektro, Universitas Negeri Malang, Malang, Jawa Timur

¹yuan.odp@gmail.com, ²an.afandi@um.ac.id, ³harput160661@gmail.com

Abstrak—Presently, electrical energy consumption continues to increase from year to year. Therefore, a short-term load forecasting is required that electricity providers can deliver continuous electrical energy to electricity consumers. With the estimation of the electrical load, the scheduling plan for operation and allocation of reserves can be managed well by the supply side. This study is focused on a forecasting of electrical loads using Artificial Neural Network (ANN) method considering a backpropagation algorithm model. The advantage of this method is to forecast the electrical load in accordance with patterns of past loads that have been taught. The data used for the learning is Actual Peak Load Period (APLP) data on the 150kV system of Buduran during 2017. Results show that the best network architecture is 5-20-10-1 for the APLP Day and Night. Moreover, the momentum setting and understanding rate are 0.85 and 0.1 for the APLP Day. In difference, 0.9 and 0.15 are belonged to the APLP Night. Based on the best network architecture, the APLP day testing process generates Mean Squared Error (MSE) around 0.04 and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) around 4.66%, while the APLP Night generates MSE in 0.16 and MAPE in 16.83%.

Keywords—Forecast; Artificial Neural Network; Electricity Load

Ringkasan—Kebutuhan masyarakat Indonesia akan energi listrik terus mengalami peningkatan dari tahun ke tahun. Oleh karena itu, diperlukan suatu prakiraan beban listrik jangka pendek agar pihak penyedia listrik dapat menyalurkan energi listrik secara kontinyu kepada konsumen listrik. Dengan adanya prakiraan beban listrik, maka rencana penjadwalan operasi dan alokasi pembangkit cadangan dapat diatur dengan baik oleh sisi *supply*. Penelitian ini dilakukan prakiraan beban listrik menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN) dengan model algoritma *backpropagation*. Kelebihan metode ini adalah dapat memprakirakan beban listrik sesuai dengan pola-pola beban masa lampau yang telah diajarkan. Data yang digunakan untuk pembelajaran adalah data aktual beban listrik Waktu Beban Puncak (WBP) Siang dan Malam pada Gardu Induk (GI) 150kV Buduran selama tahun 2017. Pada penelitian ini, prosedur yang digunakan, yaitu studi literatur, pengumpulan data, pengolahan data, analisis data yang terdiri dari perancangan model prakiraan beban listrik menggunakan ANN-backpropagation, dan penarikan kesimpulan. Berdasarkan hasil penelitian, untuk WBP Siang dan Malam, arsitektur jaringan terbaik adalah 5-20-10-1 untuk WBP Siang dan Malam, dengan pengaturan momentum dan laju pemahaman 0,85 dan 0,1 untuk WBP Siang, serta 0,9 dan 0,15 untuk WBP Malam. Berdasarkan arsitektur jaringan terbaik, proses pengujian WBP Siang

menghasilkan *Mean Squared Error* (MSE) 0,036084 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) 4,66%, sedangkan untuk WBP Malam menghasilkan MSE 0,15772 dan MAPE 16,83%.

Kata Kunci—Prakiraan, Artificial Neural Network, Beban Listrik

I. Pendahuluan

Kebutuhan masyarakat akan energi listrik terus mengalami peningkatan dari tahun ke tahun. Jumlah pelanggan Perusahaan Listrik Negara (PLN) pada tahun 2011 s.d. 2015 mengalami peningkatan lebih dari 33 persen [1]. Dengan meningkatnya jumlah pelanggan, mengharuskan PLN dapat memenuhi seluruh kebutuhan permintaan energi listrik secara kontinyu.

Penyaluran energi listrik secara kontinyu merupakan hak-hak pelanggan PLN yang harus diprioritaskan oleh pihak PLN sebagai penyedia utama energi listrik di Indonesia [2]. Untuk dapat memenuhi kebutuhan energi listrik secara kontinyu, maka diperlukan keseimbangan antara *supply* dan *demand*. Dengan demikian, daya yang dibangkitkan harus selalu sama dengan daya yang dikonsumsi oleh konsumen listrik [3]. Oleh karenanya, diperlukan prakiraan beban listrik jangka pendek yang dapat memprakirakan kebutuhan beban listrik.

Prakiraan beban listrik jangka pendek bertujuan untuk memprakirakan kebutuhan listrik dalam jangka waktu menit, jam, hari, maupun mingguan. Prakiraan beban listrik jangka pendek dilakukan untuk memprakirakan kebutuhan beban pada suatu pusat beban (Gardu Induk) dan memegang peranan penting dalam *real time control* serta fungsi keamanan dari manajemen energi. Dengan prakiraan beban listrik yang akurat dapat menghemat biaya operasional dan kondisi aman, baik oleh sisi *supply* maupun *demand*. Prakiraan beban listrik jangka pendek juga dapat digunakan sebagai acuan Rencana Operasi oleh pihak PLN.

Dalam penerapannya, prakiraan beban listrik dikategorikan dalam model kausal dan model runtut waktu [4]. Model kausal prakiraan didasarkan pada

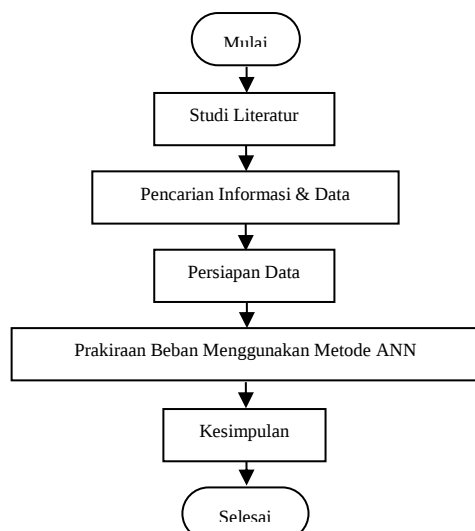
hubungan antara variabel-variabel yang terlibat, sedangkan pada model runtut waktu prakiraan didasarkan pada data historis dari variabel yang diprakirakan tanpa dipengaruhi oleh variabel lain. Prakiraan beban listrik berbasis runtut waktu mungkin untuk dilakukan karena didasarkan pada karakteristik beban yang memiliki kecenderungan pola sama dalam setiap periode waktu [5].

Prakiraan beban listrik berbasis runtut waktu dapat diterapkan menggunakan beberapa metode. Metode yang rumit, tidak menjamin tingkat akurasi yang tinggi dari hasil prakiraan [6]. Salah satu metode yang dapat diterapkan sebagai prakiraan beban adalah *Artificial Neural Network* (ANN) dengan algoritma *backpropagation* [7]. ANN- *backpropagation* dinilai cukup efektif digunakan sebagai metode prakiraan karena memiliki kemampuan komputasi yang paralel dengan cara belajar dari pola-pola yang diajarkan [8]. Hal ini dibuktikan dalam penerapannya sebagai metode prakiraan, tingkat error hasil prakiraan bernilai cukup kecil [9] [10]. Dengan demikian, memungkinkan ANN dapat melakukan prakiraan beban listrik dengan baik.

II. Metode Penelitian

A. Kerangka Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan analisis data sekunder. Gambar 1 menunjukkan blok diagram kerangka penelitian.



Gambar 1 Blok Diagram Kerangka Penelitian

B. Data Penelitian

Informasi yang digunakan merupakan data historis beban harian listrik (dalam kVA) dari PT. PLN (Persero) Area Pengatur Distribusi (APD) Jawa Timur pada hari efektif. Rentan waktu yang digunakan yaitu pada WBP Siang dan Malam. Data beban listrik yang digunakan merupakan data historis beban listrik pada Gardu Induk (GI) 150kV Buduran, Kabupaten Sidoarjo.

C. Pengolahan Data Awal

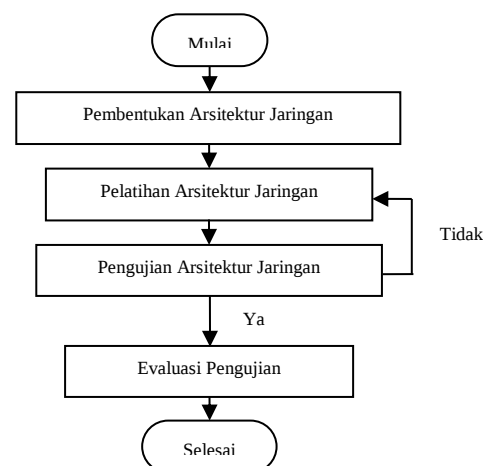
Pada penelitian ini, prakiraan beban dilakukan menggunakan metode ANN-*backpropagation* yang mana fungsi aktivasi yang digunakan adalah sigmoid biner [8]. Maka diharuskan mentransformasi data untuk menyesuaikan range keluarannya menjadi (0,1). Persamaan 1 adalah persamaan transformasi data.

$$x' = \frac{0.8(x-a)}{b-a} + 0.1 \dots\dots\dots (1)$$

Nilai a adalah data minimum, b adalah data maksimum, x adalah data transformasi, x' adalah hasil transformasi.

D. Analisis Data

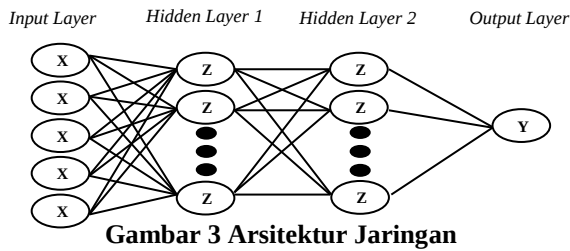
Gambar 2 menunjukkan tahapan prakiraan beban.



Gambar 2 Tahapan Prakiraan Beban

1. Pembentukan Arsitektur Jaringan

Pembentukan arsitektur jaringan terbaik didasarkan pada model kuantitatif manakah yang paling mudah beradaptasi pada setiap kemungkinan. Pemodelan ANN-*backpropagation* yang digunakan pada penelitian ini media bantu *software* aplikasi. Gambar 3 menunjukkan arsitektur jaringan. Tabel 1 menunjukkan susunan arsitektur jaringan.



Tabel 1 Arsitektur ANN-backpropagation

Parameter	Jumlah	Deskripsi
Input Layer	5 neuron	Data Beban Harian
Hidden Layer (HL)	HL 1-2 Hidden neuron dilakukan percobaan	Hasil Percobaan
Output Layer	1 neuron	Prakiraan Beban
Epoch	10.000 epoch	Setting epoch maksimum
Fungsi Training	Trainidx	-
Fungsi Aktivasi	Sigmoid Biner	-

2. Pelatihan dan Pengujian Arsitektur Jaringan

Hasil pelatihan yang didapatkan berupa pembaruan bobot jaringan yang akan digunakan dalam tahapan pengujian. Hasil pelatihan diterapkan pada pola data pengujian. Hal ini untuk melihat apakah bobot dan bias dapat digunakan dan menunjukkan hasil baik untuk data diluar data input pelatihan. Pada pengujian hanya diterapkan fase *feedforward*. Tabel 2 menunjukkan penyusunan pola *input* dan target pada penelitian ini.

Tabel 2 Pola Data Input dan Target

Pola	Data Masukan	Target
1.	X_1 - X_5 adalah data beban hari Senin selama 5minggu, diminggu ke 1-5	Data beban pada hari Senin diminggu ke 6
2.	X_1 - X_5 adalah data beban hari Selasa selama 5 minggu, diminggu ke 1-5	Data beban pada hari Selasa diminggu ke 6
.	.	.
6.	X_1 - X_5 adalah data beban hari Senin selama 5 minggu, diminggu ke 6 -10	Data beban pada hari Selasa diminggu ke 6
.	.	.
20.	X_1 - X_5 adalah data beban hari Jumat selama 5 minggu, diminggu ke 16-20	Data beban pada hari Jumat diminggu ke 21

3. Evaluasi Pengujian

Untuk menguji tingkat akurasi, digunakan dua jenis pengujian, yaitu Mean Squared Error (MSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). MSE digunakan untuk menguji tingkat error dari arsitektur jaringan dalam prakiraan, sedangkan MAPE digunakan untuk menguji akurasi dari hasil prakiraan. Persamaan 2 menunjukkan persamaan MAPE [12].

$$MAPE = \frac{\sum \frac{|y_i - f_i|}{y_i} \times 100}{n} \dots \dots \dots (2)$$

Nilai y_i menunjukkan nilai sebenarnya, nilai f_i menunjukkan hasil peramalan, dan nilai n menunjukkan jumlah data.

Hasil MAPE kemudian dilihat tingkat akurasi hasil prakiraan. Tabel 3 menunjukkan parameter akurasi MAPE dalam prakiraan [13].

Tabel 3 Parameter MAPE Untuk Prakiraan

Nilai MAPE	Akurasi Prediksi
$MAPE \leq 10\%$	Tinggi
$10 < MAPE \leq 20$	Baik
$20 < MAPE \leq 50$	Reasonable
> 50	Rendah

III. Hasil dan Pembahasan

Berdasarkan penyusunan matrik input dan target seperti pada tabel 2 dengan ketentuan jaringan seperti pada tabel 1, diperoleh susunan arsitektur jaringan terbaik hasil pelatihan dan pengujian, yaitu untuk WBP Siang dan Malam adalah 5-10-5-1 dengan pengaturan goal 10^{-6} . Pengaturan momentum dan laju pemahaman adalah 0,85 dan 0,1 untuk WBP Siang, serta 0,9 dan 0,15 untuk WBP Malam. Berikut adalah hasil penelitian:

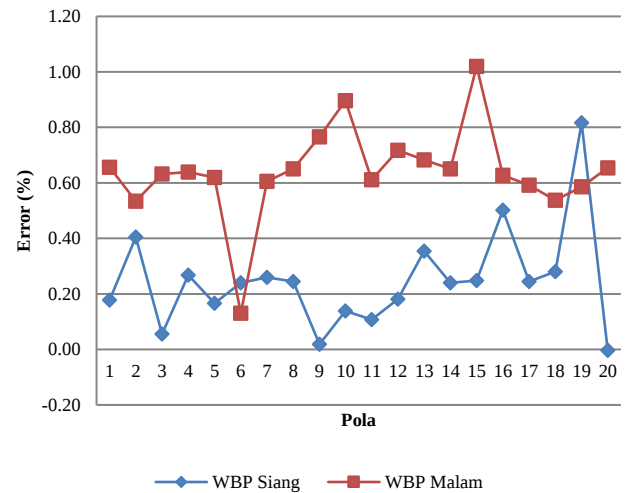
Tabel 4 Hasil Pelatihan WBP Siang

X1	X2	X3	X4	X5	T	JST	Error
114.90	110.85	109.47	120.48	115.77	120.03	119.243	0.66
120.76	120.59	106.59	119.37	119.17	137.07	136.342	0.53
110.75	121.24	113.73	121.87	118.47	123.91	123.128	0.63
118.82	112.69	114.87	116.32	122.39	119.58	118.816	0.64
118.99	115.98	140.75	110.96	120.72	123.84	123.075	0.62
120.03	128.24	121.07	120.93	119.93	118.37	118.214	0.13
137.07	119.58	122.91	111.51	122.63	126.09	125.33	0.61
123.91	122.04	128.86	124.43	136.17	122.49	121.694	0.65
119.58	120.83	119.13	121.80	118.75	93.81	93.0896	0.77
123.84	126.27	119.58	120.48	121.45	118.37	117.307	0.90
118.37	127.69	120.62	119.23	108.32	115.70	114.994	0.61
126.09	130.67	123.18	118.30	114.80	122.87	121.99	0.72
122.49	130.80	122.91	124.74	115.77	119.30	118.489	0.68
93.81	129.56	124.36	124.74	114.32	117.57	116.807	0.65
118.37	125.82	122.56	121.35	119.62	118.33	117.127	1.02
115.70	113.31	117.54	125.33	122.04	122.73	121.963	0.63
122.87	121.76	120.03	121.07	123.29	125.82	125.071	0.59
119.30	123.74	128.17	120.38	124.29	128.97	128.276	0.54

117.57	123.74	121.00	118.65	122.80	124.33	123.598	0.59
118.33	119.17	121.76	118.33	118.33	122.39	121.587	0.65

Tabel 5 Hasil Pelatihan WBP Malam

X1	X2	X3	X4	X5	T	JST	Error
148.71	136.49	135.48	121.66	142.27	135.48	135.241	0.18
151.73	140.89	140.54	135.55	129.94	129.97	129.446	0.41
150.48	140.30	141.06	144.21	144.73	88.13	88.078	0.06
142.65	134.48	141.61	141.20	143.31	135.62	135.982	0.27
145.35	144.00	136.73	138.77	143.31	138.25	138.022	0.17
135.48	129.35	130.74	133.75	130.63	115.91	115.631	0.24
129.97	138.91	141.96	124.92	146.15	147.33	146.945	0.26
88.13	135.00	140.82	145.25	140.95	131.15	130.830	0.25
135.62	134.96	148.02	145.98	139.29	139.74	139.768	0.02
138.25	139.46	137.70	128.31	142.89	134.68	134.498	0.14
115.91	138.25	134.86	147.85	139.08	145.80	145.648	0.11
147.33	146.64	148.37	151.24	151.03	142.03	141.771	0.18
131.15	144.14	148.99	152.11	151.97	146.77	146.254	0.35
139.74	136.94	148.75	155.05	148.51	148.26	147.908	0.24
134.68	130.94	140.23	163.40	147.50	149.61	149.244	0.25
145.80	139.22	137.04	144.18	136.62	142.58	141.867	0.50
142.03	111.47	145.53	131.43	142.06	144.70	144.341	0.24
146.77	139.19	143.17	139.64	112.90	153.43	152.994	0.28
148.26	137.84	145.28	138.91	145.91	149.30	148.084	0.82
149.61	145.35	139.33	139.64	126.51	148.30	148.304	0.00



Gambar 4 Grafik Error Pelatihan

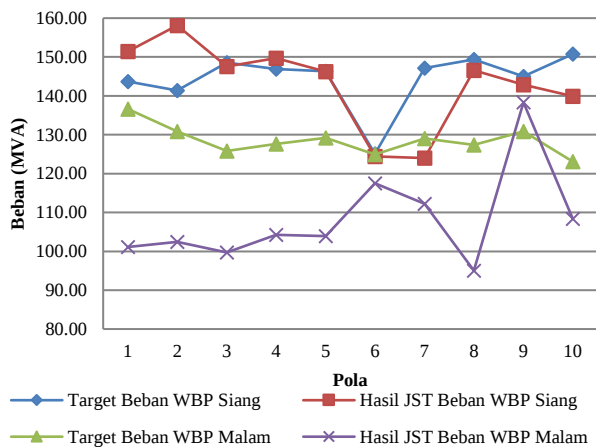
Tabel 6 Hasil Pengujian WBP Siang

X1	X2	X3	X4	X5	T	JTS	Error
133.33	120.86	134.48	131.25	147.16	143.73	151.395	5.34
143.62	141.09	140.05	112.20	119.68	141.37	158.128	11.85
137.91	135.86	134.75	140.92	148.85	148.58	147.554	0.69
142.06	136.73	136.83	144.18	145.73	146.88	149.72	1.93
142.62	131.71	136.38	136.76	147.16	146.29	146.212	0.05
143.73	138.25	152.28	154.98	143.62	125.09	124.396	0.55
141.37	149.27	151.66	150.13	116.05	147.19	123.993	15.76
148.58	144.66	153.91	146.95	150.72	149.34	146.609	1.83
146.88	151.94	122.73	142.82	141.34	144.97	142.887	1.44
146.29	149.55	153.70	112.86	115.80	150.76	139.941	7.17
JUMLAH							46.62
MAPE							4.66%

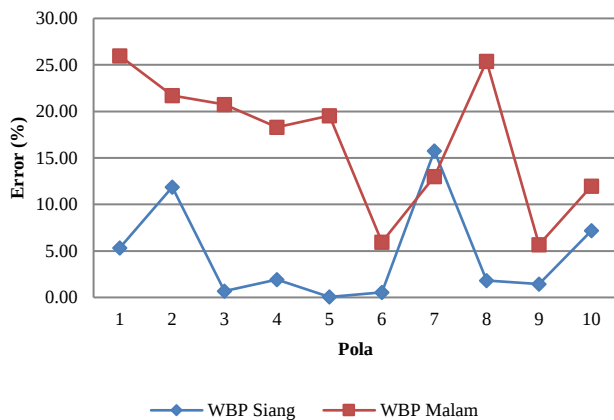
Tabel 7 Hasil Pengujian WBP Malam

X1	X2	X3	X4	X5	T	JST	Error
120.03	115.49	120.79	138.11	139.98	136.62	101.141	25.9715
117.05	118.02	119.48	134.72	129.59	130.84	102.451	21.697
120.34	119.41	122.32	137.28	139.29	125.85	99.7304	20.755
116.15	117.02	122.18	139.29	131.81	127.65	104.28	18.3091
121.76	115.74	118.61	135.65	130.53	129.18	103.92	19.5518
136.62	128.14	120.93	119.93	118.37	124.95	117.534	5.93564
130.84	128.45	111.51	122.63	126.09	129.04	112.236	13.0205
125.85	126.06	124.43	136.17	122.49	127.41	95.0507	25.3975

127.65	131.50	121.80	118.75	93.81	130.87	138.304	5.6774
129.18	123.81	120.48	121.45	118.37	123.08	108.359	11.9602
JUMLAH							168.27
MAPE							16.82%



Gambar 5 Grafik Beban Hasil Pengujian



Gambar 6 Grafik Error Hasil Pengujian

Berdasarkan hasil penelitian, arsitektur jaringan terbaik menghasilkan MSE 0,036084 dan MAPE 4,66% untuk WBP Siang, serta MSE 0,15772 dan MAPE 16,83% untuk WBP Malam. Jaringan dapat beradaptasi dengan baik dan dapat menghasilkan prakiraan yang cukup akurat. Hal ini ditunjukkan berdasarkan hasil MAPE, untuk WBP Siang prakiraan memiliki tingkat akurasi yang tinggi, dan untuk WBP Malam tingkat akurasinya baik.

Tingkat akurasi pada WBP Siang lebih tinggi daripada WBP Malam, karena supai dari GI 150kV Buduran yang sebagian besar untuk sektor industri [14].

Pola karakteristik beban pada sektor industri memiliki kecenderungan pembebanan yang hampir sama [5], dan sektor industri mendominasi kegiatan di siang hari, oleh karenanya, pola beban yang digunakan sebagai masukan pada JST memiliki kecenderungan pola yang sama, sehingga jaringan lebih mudah dalam mempelajari pola, sehingga hasil dari prakiraan memiliki tingkat akurasi yang tinggi.

Sebaliknya, hasil tingkat akurasi pada WBP Malam lebih rendah daripada WBP Siang, karena pada saat malam hari pembebanan didominasi oleh sektor rumah tangga. Pola karakteristik beban pada sektor rumah tangga memiliki fluktuasi yang cukup besar, hal ini disebabkan karena konsumsi energi listrik dipengaruhi oleh pola perilaku masyarakat yang berubah-ubah bergantung dengan faktor eksternal (cuaca, teknologi dan lain sebagainya) [5]. Hal ini menyebabkan pola masukan untuk jaringan juga fluktuatif sehingga mempengaruhi hasil prakiraan. Akurasi prakiraan pada WBP Malam, dapat ditingkatkan dengan menambahkan faktor eksternal sebagai variabel masukan, sehingga jaringan lebih dapat belajar dengan lebih baik.

iv. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, prakiraan beban listrik untuk WBP Siang dan Malam di GI 150kV Buduran dapat dilakukan dengan menggunakan metode *Artificial Neural Network* dengan model algoritma *backpropagation*. Arsitektur jaringan terbaik prakiraan adalah 5-20-10-1 untuk WBP Siang dan Malam, dengan pengaturan momentum dan laju pemahaman 0,85 dan 0,1 untuk WBP Siang, serta 0,9 dan 0,15 untuk WBP Malam. Berdasarkan arsitektur jaringan terbaik, proses pengujian WBP Siang menghasilkan MSE 0,036084 dan MAPE 4,66%, sedangkan untuk WBP Malam menghasilkan MSE 0,15772 dan MAPE 16,83%. Hasil MSE dibawah satu menunjukkan jika jaringan dapat digunakan sebagai metode prakiraan beban dengan baik. Sedangkan hasil MSE menunjukkan jika prakiraan pada WBP Siang memiliki tingkat akurasi yang tinggi, dan untuk prakiraan pada WBP Malam memiliki tingkat akurasi yang baik.

Penambahan variabel dengan faktor eksternal yang mempengaruhi pembebanan kemungkinan dapat meningkatkan akurasi prakiraan, khususnya untuk wilayah yang didominasi oleh sektor rumah tangga.

Daftar Pustaka

- [1] Direktorat Jendral Ketenagalistrikan. 2016. *Statistik Ketenagalistrikan Tahun Anggaran 2016*. Jakarta: Kementrian Energi dan Sumber Daya Mineral.
- [2] *Undang-undang Republik Indonesia Pasal 29 Nomor 30 Tahun 2009 tentang Sistem Kelistrikan*. (online), (<http://djke.esdm.go.id/>), diakses 29 September 2017.
- [3] Marsudi, D. 1990. *Operasi Sistem Tenaga Listrik*. Jakarta: ISTN.
- [4] Mukhyi, M, A. 2008. *Forecasting*, (Online), (mukhyi.staff.gunadarma.ac.id/Downloads/files/9309/FORECASTING.pdf), diakses 5 Oktober 2017.
- [5] Suswanto, D. 2009. *Sistem Distribusi Tenaga Listrik*, Edisi Pertama, Diktat kuliah: Universitas Negeri Padang.
- [6] Fitriani, B. E., Ispriyanti, D., & Prahutama, A. 2015. Peramalan Beban Pemakaian Listrik Jawa Tengah dan Daerah Istimewa Yogyakarta Dengan Menggunakan Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average – Neural Network. *Jurnal Gaussian*, Vol: 4 (No. 4). Dari <http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/gaussian>.
- [7] Kuldeep, S., & Anitha, G. S. 2018. Short Term Load Forecasting Using Time Series Neural Network. *Proceedings of Conference for 3rd International Conference*. Dari http://researchgate.net/publication/319903506_SHORT_TERM_LOAD_FORECASTING_METHODS_A_COMPARATIVE_STUDY.
- [8] Sutojo, T., Mulyanto, E., & Suhartono, V. 2014. *Kecerdasan Buatan*. Yogyakarta: Andi.
- [9] Triwulan, Y., Hariyanto, N., & Anwari, S. 2013. Peramalan Beban Puncak Listrik Jangka Pendek Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan. *Jurnal Reka Elkomika*. Dari <http://jurnalonline.itenas.ac.id>.
- [10] Mataram, I. M. 2008. Peramalan Beban Hari Libur Menggunakan Artificial Neural Network. *Jurnal Teknologi Elektro*, Vol: 7 (No.2). Dari <http://ojs.uud.ac.id>.
- [11] Siang, J. J. 2005. *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi.
- [12] Vanajakshi, L., & Rilett, I. R. 2004. A Comparison Of The Performance Of Artificial Neural Network And Support Vector Machines For The Prediction Of Traffic Speed. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp. 194-199.
- [13] Gustriansyah, R. 2017. Analisis Metode Single Exponential Smoothing dengan Brown Exponential Smoothing pada Studi Kasus Memprediksi Kuantiti Penjualan Produk Farmasi di Apotek. *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia 2017*. Dari <http://researchgate.net/publication/314237520>.
- [14] PT. PLN (Persero) Distribusi Jawa Timur Area Pengatur Distribusi. 2018. *Laporan Bulanan Data Pengusahaan APD Jatim Januari 2018*. Surabaya: Kementrian Badan Usaha Milik Negara.
- [15] Stevenson, W. D. 1983. *Analisis Sistem Tenaga Listrik*. Terjemahan Kamal Idris. Jakarta: Erlangga. Tanpa tahun.
-