

Prakiraan Kebutuhan Energi Listrik dengan Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) Metode *Backpropagation* Tahun 2020-2025

Diah Setyowati¹ Said Sunardiyo²

^{1,2} Program Studi Pendidikan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Semarang
Email: diahsetyowati29@gmail.com, saidelektro@mail.unnes.ac.id

Abstract— The need for electrical energy is one of the main things prioritized by electricity providers. Planning is needed to meet the electrical energy needs of electricity providers every year. The study was conducted to predict the electrical energy needs of PT PLN (Persero) UP3 Semarang in 2020-2025 by developing a Backpropagation Neural Network model using MATLAB software. Some of the variables used are population, number of customers, GRDP, connected power, peak load and total electricity production. These variables are several factors that influence the increase in electrical energy needs. The results of the study resulted in a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 0.4% and Growth of Total% (GOP%) of 2.7% each year.

Index Terms— Forecast electrical energy needs, Artificial Neural Networks, Backpropagation, MATLAB Software.

Abstrak— Kebutuhan energi listrik merupakan salah satu hal utama yang diprioritaskan oleh penyedia listrik. Perlunya dilakukan perencanaan terhadap pemenuhan kebutuhan energi listrik oleh penyedia listrik setiap tahunnya. Penelitian dilakukan untuk memprediksi kebutuhan energi listrik PT PLN (Persero) UP3 Semarang tahun 2020-2025 dengan mengembangkan suatu model Jaringan Saraf Tiruan metode Backpropagation menggunakan software MATLAB. Beberapa variabel yang digunakan yaitu jumlah penduduk, jumlah pelanggan, PDRB, daya tersambung, beban puncak dan total produksi energi listrik. Variabel tersebut merupakan beberapa faktor yang mempengaruhi peningkatan kebutuhan energi listrik. Hasil penelitian menghasilkan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 0,4% dan Growth of Total % (GOT %) sebesar 2,7% setiap tahunnya.

Kata Kunci— Forecast electrical energy needs, Artificial Neural Networks, Backpropagation, MATLAB Software.

I. INTRODUCTION

Kebutuhan energi listrik dari tahun ke tahun semakin meningkat. Meningkatnya permintaan kebutuhan energi listrik sejalan dengan perkembangan berbagai sektor yang didukung oleh kemajuan teknologi dan laju pertumbuhan penduduk dan beberapa variabel lain. PLN sebagai penyedia listrik perlu melakukan prakiraan agar seimbang antara demand dan supply.

Prakiraan adalah dugaan atau peramalan mengenai terjadinya suatu kejadian atau peristiwa yang akan datang [1]. Prakiraan atau prediksi dilakukan untuk memprakirakan perilaku data berdasarkan analisis dan

pengolahan data historis (*data time series*). Analisis beban listrik adalah studi yang dilaksanakan untuk mendapatkan informasi mengenai aliran daya atau tegangan sistem dalam kondisi operasi tunak [2]. Terdapat tiga kelompok prakiraan beban berdasarkan jangka waktunya yaitu prakiraan beban jangka panjang, jangka menengah dan jangka pendek [3]. Pada penelitian ini, peneliti mengambil kelompok prakiraan beban jangka panjang. Pada prakiraan jangka panjang, beban yang dilayani oleh sistem distribusi listrik ini dibagi dalam beberapa sektor yaitu sektor perumahan, sektor industri, sektor komersial, dan sektor publik atau umum dimana masing-masing sektor mempunyai karakteristik yang berbeda [4].

Penelitian dilakukan untuk memprediksi prakiraan kebutuhan energi listrik di PT PLN (Persero) UP3 Semarang yang memiliki cakupan wilayah di Kota Semarang dan Kabupaten Kendal. Prakiraan dilakukan dengan menggunakan jaringan saraf tiruan dengan algoritma *Backpropagation*. Jaringan saraf tiruan (JST) adalah suatu model yang mencoba meniru struktur dan cara kerja jaringan saraf pada otak manusia. Jaringan saraf tiruan cocok untuk menyelesaikan masalah seperti prakiraan kebutuhan energi listrik karena dapat mengenali pola, melakukan perhitungan dan mengontrol organ-organ tubuh dengan kecepatan yang lebih tinggi dari komputer digital [5][6]. Jaringan saraf tiruan memiliki beberapa fungsi algoritma dan penulis menggunakan algoritma backpropagation dalam penelitian ini. Istilah *Backpropagation* atau propogasi balik diambil dari cara kerja jaringan ini bahwa *gradient error* unit tersembunyi diturunkan dari penyiaran kembali error-error yang diasosiasikan dengan unit-unit output. Hal ini karena nilai target untuk unit-unit tersembunyi tidak diberikan [7][8].

Sesbelumnya terdapat beberapa penelitian yang meneliti prakiraan atau peramalan kebutuhan energi listrik pada beberapa studi kasus. Wang *et al.* (2014) menganalisis pendekatan hibrida yang menggabungkan algoritma *Adaptive Differential Evolution* (ADE) dengan *Back Propagation Neural Network* (BPNN) yang dirancang untuk meningkatkan akurasi prakiraan [9]. Hasil penelitian pertama dilakukan di Timur Laut China menunjukkan bahwa ADE yang diusulkan dapat secara

efektif meningkatkan akurasi perkiraan BPNN dibanding dengan BPNN dasar. Hasil penelitian kedua dilakukan di lynx Canada menunjukkan metode ADE-BPNN yang diusulkan lebih unggul untuk metode dasar yang ada [9]. Namun, Yaqin dkk (2017) membahas tentang prakiraan beban jangka pendek untuk akhir pekan di Indonesia dengan melakukan perbandingan tiga metode yaitu metode *Artificial Neural Network*, *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) dan *Simple Econometric* menggunakan regresi linier. Dalam penelitian ini nilai kesalahan terkecil diperoleh 3,87% dengan metode *Artificial Neural Network* [10]. Namun, pada penelitian ini hanya menggunakan satu yang digunakan sebagai nilai input sekaligus nilai target.

Setiabudi, 2015 melakukan penelitian tentang sistem informasi peramalan beban listrik jangka panjang di Kabupaten Jember menggunakan *JST Backpropagation*. Penelitian ini meramalkan beban puncak listrik 10 tahun kedepan dengan hanya menggunakan historis beban listrik dan menghasilkan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) cukup tinggi yaitu 17,09% [11]. Namun, pada penelitian ini menghasilkan *error* yang cukup besar yaitu 17,09%. Dari beberapa referensi penelitian sebelumnya, penulis mengembangkan dengan menambah 6 variabel masukkan yang dapat mempengaruhi besarnya nilai kebutuhan energi listrik yang akan datang.

II. METODE PENELITIAN

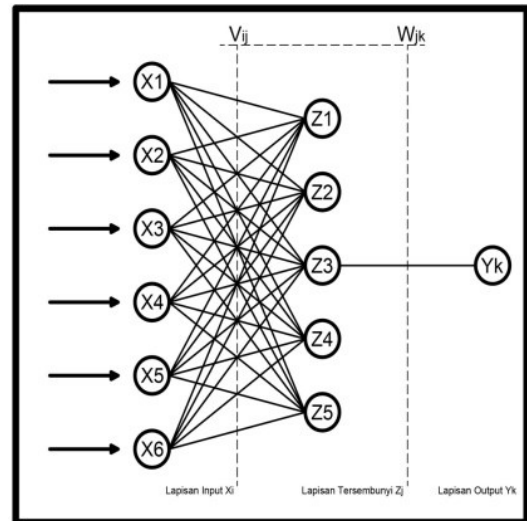
A. Alat dan Bahan Penelitian

Alat yang digunakan dalam penelitian ini adalah laptop asus X441U dengan spesifikasi Core i3 3,0 GHz, RAM 4 GB. Bahan yang digunakan dalam penelitian ini adalah Software Matlab R2017b yang digunakan untuk melakukan simulasi jaringan saraf tiruan algoritma *Backpropagation*, Microsoft Excel yang digunakan untuk memuat datasheet PT PLN (Persero) UP3 Semarang dan Badan Pusat Statistik Jawa Tengah.

B. Variabel Penelitian

Variabel yang dipelajari dalam penelitian ini yaitu:

1. Jumlah penduduk yang ada dalam wilayah prakiraan PT PLN (Persero) UP3 Semarang yang meliputi Kabupaten Kendal dan Kota Semarang
2. Jumlah pelanggan PT PLN (Persero) UP3 Semarang
3. PDRB merupakan penjumlahan nilai output bersih perekonomian yang ditimbulkan oleh seluruh kegiatan ekonomi di suatu wilayah tertentu (provinsi dan kabupaten /Kota), dan dalam satu kurun waktu tertentu (satu tahun kelender). Kegiatan ekonomi yang dimaksud kegiatan pertanian, pertambangan, industri pengolahan, sampai dengan jasa.
4. Jumlah energi listrik yang diproduksi dan dipakai 5 tahun terakhir
5. Daya yang tersambung
6. Beban puncak
7. Kebutuhan energi listrik dari pelanggan PT PLN (Persero) UP3 Semarang



Gambar 1. Arsitektur jaringan saraf tiruan

C. Prosedur Penelitian

Pengolahan Data/Normalisasi Data

Pada algoritma *Backpropagation* ini menggunakan sigmoid biner dimana fungsi ini bernilai antara 0 sampai 1. Data perlu dinormalisasi dulu ke dalam range 0,1 sampai 0,9 menggunakan persamaan (2).

$$x' = \frac{0,8(x - x_{min})}{(x_{max} - x_{min})} + 0,1 \quad (2)$$

dimana: x' : data hasil normalisasi; x : data asli; x_{min} : nilai maksimum data asli; x_{max} : nilai minimum data asli.

Menentukan Pola Data

Data historis diambil 13 tahun ke belakang dari PT PLN (Persero) UP3 Semarang dari Badan Pusat Statistik Jawa Tengah dari tahun 2006-2018 dengan 7 variabel data yang terdiri dari 6 data input dan satu data target yang akan dicari outputnya. Data tersebut dibagi menjadi 2 jenis data yaitu data pelatihan dan data pengujian atau data prediksi. Data pelatihan terdiri dari data dari tahun 2006-2013 sedangkan data pengujian atau data prediksi terdiri dari data tahun 2014-2018.

Menentukan Arsitektur Jaringan

Arsitektur pelatihan jaringan saraf tiruan ini terdiri dari 3 buah lapisan (*layer*) yaitu *layer input*, *layer tersembunyi* dan *layer output*. Setiap *layer* memiliki jumlah neuronnya masing-masing. Pada penelitian ini peneliti menggunakan 6 variabel *input* dan satu variabel *output*. Diantara lapisan input dan output terdapat 1-5 buah *hidden layer*. Setiap *hidden layer* menentukan jumlah *neuron*. Karena lapisan *input* memiliki 6 variabel dan 1-5 *hidden layer* jadi jumlah *neuron*nya ada 6,12,18,24 dan 30. Arsitektur jaringan saraf tiruan diberikan pada Gambar 1, dimana, pola = data berpola yang menjadi *input*; X_i = *neuron* untuk masukkan berdasarkan jumlah masukkan; Z_j = *neuron* yang terletak di lapisan tersembunyi pertama; Y = keluaran dari sistem jaringan; b_1 = bias lapisan tersembunyi Z_j ; b_2 = bias lapisan output Y_k ; V_{ij} = bobot garis yang menghubungkan *neuron* Z_j dan Y_k ; W_{jk} = bobot garis yang menghubungkan *neuron* Z_j dan Y_k .

Parameter Penelitian

Parameter penelitian yang digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian/prediksi yaitu:

1. Fungsi Pembelajaran (*Learning Function*): LEARNGD dan LEARNGDM
2. Fungsi Pelatihan (*Training Function*): TRAINGD, TRAINGDM, TRAINGDA, TRAINGDX
3. *Epoch*: 10000
4. *Max Fail*: 16000

Pengulangan

Pengulangan dilakukan apabila hasil output tidak sesuai dengan nilai target yang ditentukan. Pengulangan dapat dilakukan berulang-ulang dengan tujuan untuk mencari nilai bobot yang sesuai selama proses pembelajaran sampai keluaran mendekati nilai target.

D. Ukuran Akurasi Peakiraan

Untuk mengetahui besarnya error hasil prakiraan energi listrik ditunjukkan oleh nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), sebagaimana diberikan pada persamaan (1).

$$\text{MAPE (\%)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N = \frac{p_A - p_F}{p_A} \times 100\% \quad (1)$$

dimana: PA = beban actual; PF = beban hasil prakiraan; N = jumlah data [4].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Pelatihan

Pada tahap pelatihan, parameter penelitian diatur sedemikian rupa agar mendapatkan nilai *Mean Square Error* (MSE) yang kecil. Semakin kecil nilai MSE maka kinerja Jaringan Saraf Tiruan dengan Algoritma Backpropagation semakin bagus. Pada tahap pelatihan ini menggunakan dua fungsi pembelajaran yaitu LEARNGD dan LEARNGDM. Tabel 1 menunjukkan nilai MSE dari hasil pelatihan menggunakan fungsi pembelajaran LEARNGD dan Tabel 2 menunjukkan nilai MSE dari hasil pelatihan menggunakan fungsi pembelajaran LEARNGDM.

TABEL I
MSE FUNGSI PEMBELAJARAN LEARNGD

Jumlah Neuron	Fungsi Pelatihan			
	TRAINGD	TRAINGDM	TRAINGDA	TRAINGDX
6	0,08%	0,09%	0,13%	0,56%
12	0,051%	0,12%	0,08%	0,17%
18	7,5%	0,22%	0,01%	0,003%
24	0,002%	0,06%	0,004%	0,2%
30	0,03%	0,005%	0,004%	0,001%

Keterangan: Presentase kesalahan terkecil

TABEL II
MSE FUNGSI PEMBELAJARAN LEARNGDM

Jumlah Neuron	Fungsi Pelatihan			
	TRAINGD	TRAINGDM	TRAINGDA	TRAINGDX
6	0,08%	0,03%	0,004%	0,01%
12	0,01%	0,11%	0,02%	0,004%
18	0,03%	0,01%	0,003%	0,003%
24	0,002%	0,03%	0,01%	0,001%
30	0,03%	0,02%	0,005%	0,002%

Keterangan: Presentase kesalahan terkecil

Untuk fungsi pembelajaran LEARNGD nilai kesalahan terkecil dimiliki oleh fungsi pelatihan

TRAINGD dengan jumlah neuron 24 dan nilai kesalahan 0,002% dan TRAINGDX dengan jumlah neuron 30 dengan presentase kesalahan 0,001%. Selain itu nilai kesalahan terkecil dimiliki oleh fungsi pembelajaran LEARNGDM dengan fungsi pelatihan TRAINGD dengan jumlah neuron 24 dan nilai kesalahan 0,002% dan TRAINGDX dengan jumlah neuron 24 dan 30 dengan presentase kesalahan 0,001% dan 0,002%.

Namun setelah dilihat kembali dari parameter hasil pelatihan yang sebelumnya dilakukan, diketahui bahwa hubungan antara iterasi/ *epoch* dan waktu pada saat pelatihan untuk fungsi pembelajaran LEARNGD dan LEARNGDM pada fungsi pelatihan TRAINGD mencapai batas iterasi (*epoch*) maksimum yaitu 10000 yang dicapai dengan waktu 22 dan 21 detik. Hal tersebut membuat fungsi pembelajaran TRAINGD tidak stabil selama menjalani proses pembelajaran karna mengalami kesulitan untuk menemukan nilai bobot sehingga saat proses pembelajaran belum selesai nilai iterasi (*epoch*) memenuhi batas maksimum terlebih dahulu. Sedangkan untuk fungsi pelatihan TRAINGDX pada fungsi pembelajaran LEARNGD dan LEARNGDM bisa menyelesaikan proses pembelajaran dengan iterasi (*epoch*) yang sedikit, nilai kesalahan *error* (MSE) sedikit dan waktu yang cepat.

B. Hasil Pengujian/Prediksi

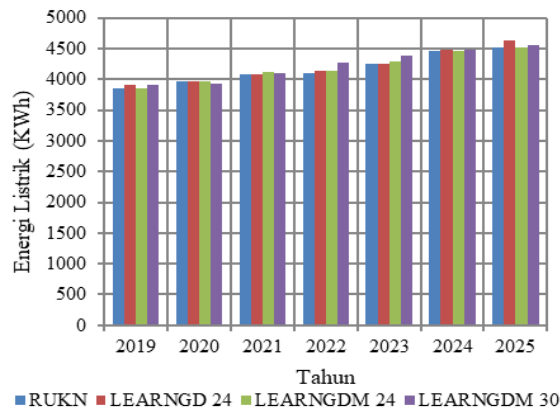
Dari hasil pelatihan diketahui model pelatihan terbaik yang digunakan pada proses prediksi. Pada proses pengujian/prediksi digunakan data tahun 2013-2018 untuk memprediksi data 2019-2025 menggunakan menu Simulate pada Software Matlab. Setelah mendapatkan hasil prediksi kebutuhan energi listrik dengan fungsi pembelajaran dan model terbaik untuk proses prediksi, selanjutnya adalah membandingkan hasil prediksi menggunakan jaringan saraf tiruan metode *backpropagation* dengan data RUKN (Rencana Umum Kelistrikan Negara) untuk mengetahui hasil *error* prediksi yang bisa dilihat pada tabel 3 dan 4.

TABEL III
PERBANDINGAN RUKN PT PLN (PERSERO) UP3 SEMARANG DENGAN HASIL PREDIKSI

Tahun	RUKN (MWh)	Hasil Prediksi (MWh)		
		LEARNGD 24 Neuron	LEARNGDM 24 Neuron	LEARNGDM 30 Neuron
2019	3854,49	3916,96	3856,04	3913,11
2020	3965,11	3966,50	3975,00	3926,4
2021	4083,17	4089,60	4120,16	4109,44
2022	4106,72	4136,77	4144,90	4279,77
2023	4256,50	4257,24	4295,19	4383,33
2024	4456,81	4479,80	4462,31	4471,79
2025	4521,63	4629,08	4523,86	4553,70

TABEL IV
TABEL SELISIH (ERROR) RUKN PT PLN (PERSERO) UP3 SEMARANG DENGAN HASIL PREDIKSI

Tahun	RUKN (MWh)	Fungsi Pembelajaran		
		LEARNGD 24 Neuron	LEARNGDM 24 Neuron	LEARNGDM 30 Neuron
2019	3854,49	1,6%	0,04%	1,5%
2020	3965,11	0,03%	0,24%	-0,9%
2021	4083,17	0,15%	0,9%	0,6%
2022	4106,72	0,73%	0,9%	4,2%
2023	4256,5	0,01%	0,9%	2,9%
2024	4456,81	0,51%	0,12%	0,3%
2025	4521,63	2,3%	0,4%	0,7%
Rata-rata		0,7%	0,4%	1,3%



Gambar 2. Perbandingan RUKN PT PLN (PERSERO) UP3 Semarang dengan hasil prediksi

Gambar 2 menunjukkan grafik perbandingan RUKN PT PLN (Persero) UP3 Semarang dengan hasil prediksi menggunakan jaringan saraf tiruan metode *backpropagation*. Hasil prediksi dari model TRAINGDX 24 dengan fungsi pembelajaran LEARNGDM memiliki selisih yang sangat kecil dengan RUKN PT PLN (Persero) UP3 Semarang. Dapat dilihat juga dari Tabel 4 menunjukkan nilai *error* dari perbandingan RUKN PT PLN (Persero) UP3 Semarang dengan hasil prediksi yang diperoleh dari persamaan (1).

Hasil perhitungan selisih nilai *error* menunjukkan model TRAINGDX 24 dengan fungsi pembelajaran LEARNGD memiliki rata-rata *error* 0,7%, model TRAINGDX 24 dengan fungsi pembelajaran LEARNGDM memiliki rata-rata *error* 0,4% dan model TRAINGDX 30 dengan fungsi pembelajaran LEARNGDM memiliki rata-rata *error* 1,3%. Dengan demikian model TRAINGDX 24 neuron dengan fungsi pembelajaran LEARNGDM menjadi model terbaik dengan nilai selisih *error* 0,4%. Hasil prediksi dari model TRAINGDX 24 neuron dengan fungsi pembelajaran LEARNGDM memiliki rata rata peningkatan 2,7% setiap tahunnya sedangkan untuk RUKN PT PLN (Persero) UP3 Semarang memiliki rata rata peningkatan sebesar 3,2%. Hal ini diketahui berdasarkan selisih antara tahun ke-n dengan tahun sebelumnya dan nilainya diubah menjadi bentuk persen.

IV. KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan Jaringan Saraf Tiruan metode *Backpropagation* dapat menjadi salah satu alternatif cara untuk memprediksi kebutuhan energi listrik untuk masa yang akan datang. karena dapat mengenali pola, melakukan perhitungan dan mengontrol organ-organ tubuh dengan kecepatan yang lebih tinggi dari komputer digital. Untuk meningkatkan akurasi pada penelitian prakiraan konsumsi energi listrik jangka panjang menggunakan Jaringan Saraf Tiruan ini, perlu menambahkan historis data masukan saat pelatihan. Pada penelitian ini menggunakan 6 variabel data input dan data target. Data yang digunakan adalah data tahunan yaitu data historis dari tahun 2006-2018 dengan total 15 data per variabel. Oleh karena itu hasil penelitian selanjutnya diharapkan akan lebih baik lagi jika menggunakan data yang lebih banyak.

REFERENSI

- [1] Syafruddin, M., L. Hakim, dan D. Despa. 2014. Metode Regresi Linier untuk Prediksi Kebutuhan Energi Listrik Jangka Panjang (Studi Kasus Provinsi Lampung). *Jurnal Universitas Lampung*:2
- [2] Sunardiyo, S. 2009 Studi Analisis Aliran Beban (Load Flow) Sistem Tenaga Listrik Implementasi Pada Jaringan Kelistrikan Di UNNES. *Jurnal Teknik UNISFAT*.
- [3] Dwisatya, R., M.R. Kirom, A. G. Abdullah. 2015. Prediksi Beban Listrik Jangka Pendek Berbasis Algoritma Feed Forward Back Propagation Dengan Mempertimbangkan Variasi Tipe Hari. *E-Proceeding of Engineering* 2(3).
- [4] Emidiana. 2016. Prediksi Beban Listrik Jangka Pendek Wilayah Sumbagsel Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan. *Jurnal Ampere* 1(1).
- [5] Ekonomou, L., C.A. Christodoulou, dan V. Mladenov. 2016. A Short-Term Load Forecasting Method Using Artificial Neural Networks And Wavelet Analysis. *International Journal of Power Systems* 1:64-68.
- [6] Kochak, A. dan S. Sharma. 2015. Demand Forecasting Using Neural Network For Supply Chain Management. *International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research* 4(1): 96-104.
- [7] Ramadhan, H.A. 2018. Peramalan Kebutuhan Beban Listrik Jangka Menengah Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *Backpropagation*.
- [8] Burger, E.M. dan S.J. Moura. 2015. Gated Ensemble Learning Method For Demand-Side Electricity Load Forecasting. *Energy and Buildings*: 23-24.
- [9] Wang, L., Y. Zeng dan T. Chen. 2014. Backpropagation Neural network With Adaptive Differential Evolution Algorithm For Time Series Forecasting. *Expert System with Applications*
- [10] Yaqin, E.N, A.G. Abdullah, D. Chandra, T.A. Pratiwi, S. Adhigunarto, A.M. Shidiq, A.J. Ramadhan, R.P. Putra, A.F. Alfaridzi, M.F.A. Muttaqin dan A.B.D. Nandiyanto. 2017. Short Term Load Forecasting For Weekends In Indonesia : Comparison Of Three Methods. *Annual Applied Science And Engineering Conference (AASEC)*.
- [11] Setiabudi, D. 2015. Sistem Informasi Peramalan Beban Listrik Jangka Panjang di Kabupaten Jember Menggunakan JST *Backpropagation*. *SMARTICS Journal* 1(1): 1-2