

AKURASI PERAMALAN BEBAN LISTRIK SEKTOR RUMAH TANGGA MENGGUNAKAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK DI KOTA PALANGKA RAYA

I Gede Mahendra Penyarikan¹, I Gede Dyana Arjana², I Wayan Arta wijaya²

¹Mahasiswa Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Udayana

²Dosen Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Udayana
Jl. Raya Kampus Unud Jimbaran, Kec. Kuta Sel, Kabupaten Badung, Bali 80361

Email: gedemahendra519@gmail.com

ABSTRAK

Energi listrik merupakan salah satu energi terpenting dalam kehidupan sehari-hari masyarakat kota Palangkaraya, baik dalam sektor bisnis, sosial, pemerintahan dan rumah tangga. Perencanaan energi listrik dalam kebutuhannya diperlukan untuk menghindari krisis energi, dikarenakan pertumbuhan ekonomi pada wilayah Kota Palangkaraya membutuhkan energi listrik dalam operasionalnya. Perencanaan yang dilakukan dalam penelitian tersebut dengan memprediksi kebutuhan listrik digunakan metode JST (Jaringan Syaraf Tiruan). JST yang digunakan pada tahap prediksi dalam lingkup sektor rumah tangga. Hasil JST memiliki akurasi peramalan yang baik dengan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) sebesar 7,1975%. Dengan Nilai kesalahan absolut terjadi pada Tarif R.2/3.500VA s/d 5.500VA pada bulan juli sebesar 32.2728%

Kata kunci : Kebutuhan Listrik, Kota Palangkaraya, Sektor Rumah Tangga, JST, MAPE, MSE

ABSTRACT

Electrical energy is one of the most important energies in the daily life of the people of Palangkaraya, both in business, social, government and household sects. Planning electrical energy in its needs is needed to avoid an energy crisis, because economic growth in the Palangkaraya City area requires electrical energy in its operations. The planning carried out in the study by predicting electricity demand used the ANN (Artificial Neural Network) method. ANN is used at the prediction stage within the scope of the household sector. JST results have good forecasting accuracy with MAPE (Mean Absolute Percentage Error) of 7.1975%. With an absolute error value occurred at Rates of R.2/3,500VA to 5,500VA in July amounting to 32.2728%.

Keywords: *Electricity Needs, Palangkaraya City, Household Sector, ANN, MAPE, MSE*

1. PENDAHULUAN

Tenaga listrik sangat berarti dalam kehidupan Kota Palangkaraya, digunakan oleh berbagai sektor seperti Bisnis, Industri, Sosial, Pemerintah, dan Rumah Tangga. Pertumbuhan penduduk meningkatkan permintaan energi listrik, yang harus diatur dan didistribusikan melalui sistem tenaga listrik yang terdiri dari pusat pembangkit, saluran transmisi, serta sistem distribusi. Sistem distribusi merupakan yang paling dirasakan oleh masyarakat [1]. Energi listrik di sektor rumah tangga fluktuatif karena penggunaan utamanya terjadi di malam hari. Penggunaan energi listrik di sektor rumah tangga

berlangsung sepanjang hari, hampir mencapai puncaknya selama hampir 24 jam [2].

Perencanaan ketenagalistrikan sangat penting untuk menghindari krisis energi listrik. Krisis tersebut dapat menghambat pertumbuhan ekonomi di wilayah tersebut karena sektor-sektor ekonomi memerlukan energi listrik untuk operasionalnya. Oleh karena itu, perencanaan energi listrik memungkinkan alokasi yang efisien. Untuk memprediksi kebutuhan listrik, digunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST), sebuah sistem mirip jaringan syaraf manusia. JST digunakan guna memprediksi kebutuhan listrik dalam jangka panjang dengan pendekatan efektif terhadap ketidaklinieran sistem [3]. Dalam

literatur, ada berbagai metode untuk merencanakan ketenagalistrikan, baik melalui eksperimen maupun simulasi menggunakan perangkat lunak. Terdapat Sebagian piranti lunak yang menunjang simulasi saluran distribusi [4].

2. Kajian Pustaka

2.1 Normalisasi Data

Normalisasi data berfungsi untuk memperkecil ukuran data tanpa menghilangkan karakteristik data asli, dengan perumusan sebagai berikut [5]:

$$X' = \frac{0,8(x-a)}{(b-a)} + 0,1 \dots\dots\dots(1)$$

Keterangan:

- X' = Hasil normalisasi informasi buat sigmoid biner
- X = Informasi mula
- a = Nilai minimum mula
- b = Nilai optimal mula

2.2 Denormalisasi Data

Denormalisasi data berfungsi untuk merubah data menjadi data asli sebelum dilakukan normalisasi data, dengan perumusan sebagai berikut [5]:

$$x = \frac{(x'-0,1)(b-a)}{0,8} + a \dots\dots\dots(2)$$

Keterangan:

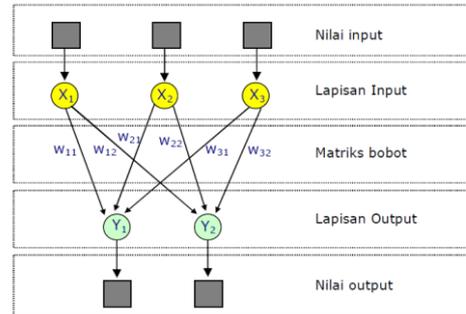
- X = Informasi mula
- X' = Hasil normalisasi informasi buat sigmoid biner
- a = Nilai minimal awal
- b = Nilai maksimum awal

2.2 Neural Network

Artificial neural network (ANN) karena algorithm ini meniru prinsip kerja jaringan syaraf manusia dalam prinsip kerjanya. Lapisan-lapisan penyusun JST dipecah jadi 3, yakni susunan *input* (*input layer*), susunan tersembunyi (*hidden layer*), serta susunan *output* (*output layer*) [6]. *Artificial neural network* ataupun jaringan syaraf tiruan menawarkan keakuratan yang tinggi dalam prediksi klasifikasi. Tiap susunan bertanggung jawab guna melaksanakan peranan yang sama bersumber pada inputan sebelumnya.

Neural network bekerja secara paralel yang terkoneksi membentuk sebuah hierarki

dalam sebuah grafik. Setiap neuron direpresentasikan sebagai node yang menerima inputan. Koneksi ini mencoba untuk meniru sistem kerja fisiologis otak manusia dalam menemukan pola-pola baru berdasarkan inputan untuk memecahkan sebuah masalah [7].



Gambar 1 Skema dasar jaringan syaraf tiruan

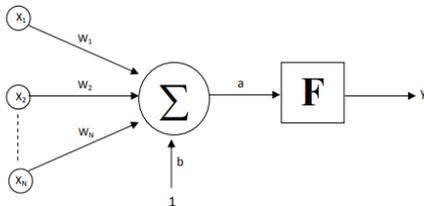
Gambar di atas adalah skema dasar dari struktur *neural network* yang terdiri dari struktur *input layer*, *hidden layer*, serta *output layer* [8]. Sistem kerja *neural network* bergantung pada tiga hal utama yaitu:

1. Hubungan Antara Neuron

Hubungan antara neuron direpresentasikan sebagai input yang berisi berbagai macam informasi yang diperlukan oleh model *neural network* untuk menyelesaikan masalah.
2. *Training learning*

Disini terjadi proses komputasi dimana informasi diolah untuk menemukan pola dari data yang telah diinputkan. Proses ini terjadi di *hidden layer* dimana bobot (*input*) yang sedang diolah akan diperbarui secara terus menerus sampai salah satu dari jumlah iterasi, error serta waktu proses sudah tercapai.
3. Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi ialah peranan yang digunakan pada jaringan syaraf guna mengaktifkan ataupun tidak mengaktifkan inputan pada neuron [8]. Fungsi aktivasi akan melakukan perhitungan terhadap input dan bobot yang akan dikeluarkan pada *layer output*.



Gambar 2 Fungsi Aktivasi Pada Jaringan Syaraf Sederhana

W atau *weight* merupakan bobot dari setiap inputan. Bobot hendak diperbarui secara terus-menerus dalam rangka penyesuaian struktur *neural network* yang pas [9].

2.4 Performasi Model

Dalam pemodelan jaringan syaraf tiruan dilakukan validasi dengan tujuan mengetahui error pada output jaringan [10]. Ketepatan model diukur secara relatif dengan pengukuran, yaitu:

1. MSE (*Mean Squared Error*)

MSE menyatakan besarnya kesalahan rata-rata kuadrat dari suatu metode peramalan, dapat dihitung dengan persamaan 3.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left(\frac{y_t - y'_t}{y_t} \right)^2 \dots\dots\dots(3)$$

2. MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)

MAPE dihitung dengan memakai kesalahan mutlak pada masing-masing periode dipecah dengan nilai obsevasi yang nyata sesuatu dalam periode dengan merata-ratakan nilai kesalahan

mutlak tersebut, bisa dihitung dengan persamaan 4.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - y'_t}{y_t} \right| \dots\dots\dots(4)$$

Keterangan:

y_t = Nilai actual data ke -t

y'_t = Nilai prediksi data ke -t

N = Banyaknya data yang diprediksi

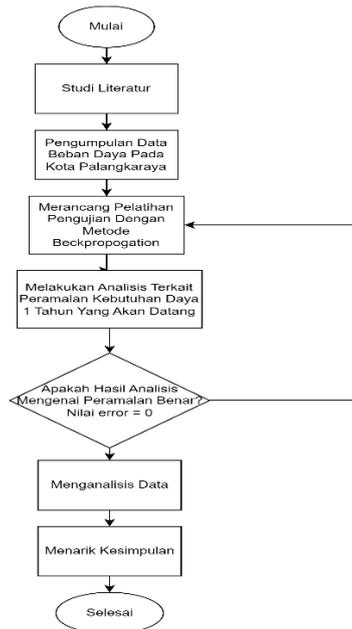
MAPE mengindikasi seberapa besar kesalahan dalam meramal yang dibanding dengan nilai nyata, terus menjadi rendah nilai MAPE, hingga bisa dikatakan model peramalan mempunyai keahlian yang baik [11]. Range nilai dibuat MAPE bisa dilihat pada table berikut.

Tabel 1 Keterangan Nilai MAPE

| No | MAPE | Keterangan |
|----|-----------|---------------------------------|
| 1 | < 10% | Kemampuan peramalan sangat baik |
| 2 | 10% - 20% | Kemampuan peramalan baik |
| 3 | 20% - 50% | Perlu ditinjau Kembali |
| 4 | >50% | Tidak akurat |

3. METODOLOGI PENELITIAN

Riset ini dilaksanakan di Labolatorium Riset Manajemen Energi Listrik Kampus Teknik Elektro Universitas Udayana dengan informasi dari PT. PLN (Persero) UP3 Palangka Raya, Kota Palangka Raya, Kalimantan Tengah. Waktu penerapan diawali dari bulan Mei hingga Juli 2022. Analisis data bisa dilihat pada Gambar 3:



Gambar 3. Diagram alir riset

Berikut uraian pada Gambar 3:

Langkah 1. Studi Literatur

Pembahasan dan pengolahan informasi yang dicoba dengan membaca literatur yang berhubungan dengan jaringan syaraf tiruan serta peramalan/proyeksi beban listrik pada sektor rumah tangga di kota Palangka Raya.

Langkah 2. Pengumpulan Data

Pengumpulan data-data teknis sektor rumah tangga pada kota Palangka Raya sebagai referensi penelitian, diantaranya:

- a. Data tarif rumah tangga di kota palangka raya tahun 2020 dan 2021
- b. Data konsumsi bulanan area Palangka Raya tahun 2020 dan 2021.

Langkah 4. Merancang Model Neural Network

Variabel input berisi data beban puncak sektor rumah tangga dan jumlah kWh terjual serta outputnya adalah data peramalan beban di tahun berikutnya selama 12 bulan dari bulan januari sampai december.

Langkah 5. Analisis Hasil Peramalan

Proses pengujian dicoba dengan memakai informasi pengujian yang sudah ditetapkan lebih dahulu serta berbeda dengan informasi pelatihan. Pengujian

dicoba buat memandang kinerja jaringan dalam generalisasi terhadap informasi baru yang diberikan. Tingkatan kinerja jaringan dinilai bersumber pada MSE (*Mean Squared Error*) serta MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*).

Langkah 6. Menganalisis Data

Pada sesi ini dicoba analisis informasi dari hasil peramalan beban terhadap kebutuhan daya listrik sektor rumah tangga di kota Palangka Raya. Semakin kecil nilai error yang didapatkan dari peramalan beban, maka menunjukkan bahwa model ANN yang dibangun memiliki tingkat akurasi sangat tinggi.

Langkah 7. Menarik Kesimpulan

Pada tahap ini, penulis menyimpulkan hasil yang diperoleh berupa data peramalan kebutuhan daya listrik sektor rumah tangga di Kota Palangka Raya hingga tahun 2022.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Karakteristik UP3 Palangkaraya

Wilayah Palangkaraya memiliki 4.207 Gardu induk yang berfungsi untuk mensuplai energi listrik. Wilayah tersebut memiliki 5 sektor sebagai inti penyuplai diantaranya, sektor bisnis, sektor industry, sektor sosial, sektor pemerintah, dan sektor rumah tangga. Panjang saluran pada wilayah Palangkaraya pada keseluruhannya memiliki Panjang 5.126 Km.

4.2 Hasil Analisis Skenario Riset Penelitian Analisis Peramalan Kebutuhan Listrik Kurun Waktu 1 Tahun

Berikut plotingan data yang akan dijabarkan pada Tabel 2 sebagai data training dan Tabel 3 sebagai data testing. Perhitungan normalisasi data pada pelanggan R.1/450VA.

$$\begin{aligned}
 X' &= \frac{0,8(x-a)}{b-a} + 0,1 \\
 &= \frac{0,8(7,736,428-7,319,221)}{10,119,916-7,319,221} + 0,1 = 0,2192
 \end{aligned}$$

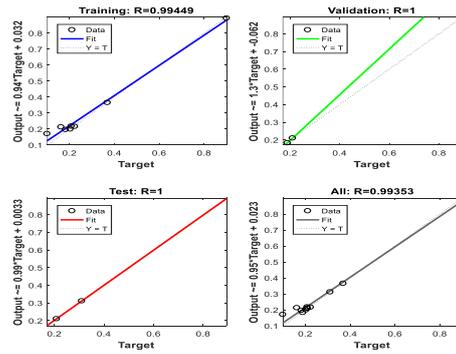
Tabel 2 Data Training

| R.1/450 VA | | |
|------------|------------------------|------------------|
| Bulan | Konsumsi Bulanan (KWH) | Normalisasi Data |
| Januari | 7,736,428 | 0,2192 |
| Februari | 7,319,221 | 0,1000 |
| Maret | 7,853,443 | 0,2526 |
| April | 10,119,916 | 0,9000 |
| Mei | 9,513,501 | 0,7268 |
| Juni | 9,290,145 | 0,6630 |
| Juli | 9,177,137 | 0,6307 |
| Agustus | 9,280,985 | 0,6604 |
| September | 8,975,537 | 0,5731 |
| Oktober | 9,058,041 | 0,5967 |
| November | 9,015,556 | 0,5845 |
| Desember | 9,040,657 | 0,5917 |

Tabel 3 Data Testing

| R.1/450 VA | | |
|------------|------------------------|------------------|
| Bulan | Konsumsi Bulanan (KWH) | Normalisasi Data |
| Januari | 14,320,358 | 0,9000 |
| Februari | 8,697,190 | 0,3106 |
| Maret | 9,253,197 | 0,3689 |
| April | 6,688,096 | 0,1000 |
| Mei | 7,669,248 | 0,2028 |
| Juni | 7,474,873 | 0,1825 |
| Juli | 7,719,563 | 0,2081 |
| Agustus | 7,864,178 | 0,2233 |
| September | 7,282,931 | 0,1623 |
| Oktober | 7,725,168 | 0,2087 |
| November | 7,537,584 | 0,1890 |
| Desember | 7,736,441 | 0,2099 |

Analisis pada Performance, Training State dan Regression, dimana pada nilai regression harus diatas 0,95 sebagai data yang baik untuk melakukan pengujian seperti pada gambar 4.



Gambar 4 Hasil Regression

Setelah mendapatkan nilai sebagai acuan untuk mendapatkan nilai peramalan yang akan dilakukan, langkah selanjutnya ialah denormalisasi data kemudian menganalisis nilai peramalan. Berikut hasil nilai peramalan pada Tahun Target 2022 pada Tabel 4. Perhitungan denormalisasi data pada pelanggan R.1/450VA.

$$X = \frac{(x' - 0.1)(x_{max} - x_{min})}{0.8} + x_{min}$$

$$X = \frac{(0,1798 - 0.1)(10,119,916 - 7,319,221)}{0.8} + 7,319,221$$

$$= 7,598,590$$

Tabel 4 Hasil Peramalan Tarif R.1/450VA Tahun 2022

| Peramalan Tarif R.1/ 450VA Tahun 2022 | | |
|---------------------------------------|-----------------|---------------------|
| Bulan | Hasil Peramalan | Denormalisasi (KWH) |
| Januari | 0,1798 | 7,598,590 |
| Februari | 0,2668 | 7,903,166 |
| Maret | 0,4303 | 8,475,558 |
| April | 0,606 | 9,090,661 |
| Mei | 0,8015 | 9,775,080 |
| Juni | 0,8862 | 10,071,604 |
| Juli | 0,8955 | 10,104,162 |
| Agustus | 0,8962 | 10,106,613 |
| September | 0,8948 | 10,101,711 |

| | | |
|----------|--------|------------|
| Oktober | 0,892 | 10,091,909 |
| November | 0,8933 | 10,096,460 |
| Desember | 0,8937 | 10,097,861 |

Analisis yang akan dilakukan selanjutnya ialah mengetahui nilai MSE dan MAPE sebagai nilai error pada proses peramalan yang dilakukan pada penjelasan subbab 4.4, Sehingga dapat kita perhatikan nilai MSE dan MAPE pada Tahun 2022 yang dijelaskan pada Tabel 5.

Tabel 5 Estimasi Konsumsi Energi Listrik 2022

| Tarif R.1/450 VA | | | | |
|------------------|--------------|-----------------|--------|-----------|
| Bulan | Aktual (KWH) | Peramalan (KWH) | Error | Error (%) |
| Januari | 7,736,428 | 7,598,590 | 0,0178 | 1,7817% |
| Februari | 7,319,221 | 7,903,166 | 0,0798 | 7,9782% |
| Maret | 7,853,443 | 8,475,558 | 0,0792 | 7,9216% |
| April | 10,119,916 | 9,090,661 | 0,1017 | 10,1706% |
| Mei | 9,513,501 | 9,775,080 | 0,0275 | 2,7496% |
| Juni | 9,290,145 | 10,071,604 | 0,0841 | 8,4117% |
| Juli | 9,177,137 | 10,104,162 | 0,1010 | 10,1015% |
| Agustus | 9,280,985 | 10,106,613 | 0,0890 | 8,8959% |
| September | 8,975,537 | 10,101,711 | 0,1255 | 12,5472% |
| Oktober | 9,058,041 | 10,091,909 | 0,1141 | 11,4138% |
| November | 9,015,556 | 10,096,460 | 0,1199 | 11,9893% |
| Desember | 9,040,657 | 10,097,861 | 0,1169 | 11,6939% |
| | | | 0,0880 | 8,8046% |
| | | | MSE | MAPE |

Hasil MSE dan MAPE dalam peramalan menggunakan metode ANN didapatkan nilai MAPE tertinggi terjadi pada Tarif R.2 / 3.500VA s/d 5.500VA pada bulan Juli sebesar 32.2728%. Nilai MAPE terendah terjadi pada beberapa tarif, diantaranya, tarif R.1 / 900VA pada bulan Mei dan tarif R.1/1.300 VA pada bulan Mei sebesar 0%. Dan memiliki rata-rata akurasi peramalan yang diukur dengan MAPE sebesar 7.1975%.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan analisa dalam melakukan prediksi dengan metode JST, dapat disimpulkan:

ANN bisa digunakan buat peramalan serta mempunyai ketelitian yang lumayan baik. Perihal ini bisa dilihat pada akurasi peramalan yang diukur dengan MAPE ialah sebesar 7.1975%. Nilai kesalahan absolut tertinggi terjadi pada Tarif R.2/3.500VA s/d 5.500VA pada bulan Juli yaitu sebesar 32.2728%. Hal tersebut dikarenakan estimasi energi pada saat waktu tersebut bersifat dinamis serta relatif susah buat diprediksi. Nilai kesalahan mutlak terendah berlangsung pada beberapa tarif, diantaranya Tarif R.1/900VA pada bulan Mei dan Tarif R.1/1300VA pada bulan Mei sebesar 0%, hal tersebut mengakibatkan mengkonsumsi tenaga relatif normal serta gampang diprediksi

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Nurrachman. P. A., Setiawan. A. A., Ridwan. K. M. 2012. Analisis Proyeksi Kebutuhan Listrik Sektor Rumah Tangga Menggunakan Bottom Up Model (Studi Kasus : Kota Yogyakarta). Yogyakarta. Indonesia.
- [2] Setiawan. H. 2021. Peramalan Kebutuhan Beban Listrik Sektor Rumah Tangga Area Distribusi Jawa Timur Menggunakan Metode Analisis Time Series : Model Exponential Growth Curve Dan Model Linier. Surabaya. Indonesia.
- [3] Jong Jek, S. 2005. *Jaringan Syaraf Tiruan Dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Andi. Yogyakarta. Indonesia.
- [4] S. Mohchamad. 2014. *Pengenalan Matlab dan Simulink*. Sekolah Tinggi Teknologi Mandala. Bandung Jawa Barat. Indonesia.
- [5] Fadhilah. N. R., Ginardi. H. V. R. 2017. Penentuan Harga Dengan Metode Back Propagation pada Aplikasi E-Commerce Cari Kos Berbasis Web. Surabaya. Indonesia.
- [6] Warsito. B., Santoso. R., Suparti, Yasin. H. 2018. Cascade Forward Neural Network for Time Series Prediction. Semarang. Indonesia.
- [7] Handayani. I., Alimudin, Suhendar. 2012. Peramalan Beban Tenaga Listrik Jangka Pendek Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan. Banten. Indonesia.

- [8] Muslimin. 2016. Peramalan Beban Listrik Jangka Menengah Pada Sistem Kelistrikan Kota Samarinda (Vol. 14 No. 2)
- [9] Iswani. N., Setiawan. I., Miftahuddin. 2018. Penerapan Neural Network Backpropagation dengan Transformasi Wavelet Morlet Pada Data Pasang Surut Air Laut Di Pantai Ulee Lheue. Banda Aceh. Indonesia.
- [10] Maricar. A. M. 2019. Analisa Perbandingan Nilai Akurasi Moving Average dan Exponential Smoothing untuk Sistem Peramalan Pendapatan pada Perusahaan XYZ, Bali. Indonesia.
- [11] Sungkawa. I., Megasari. T. R. 2011. Penerapan Ukuran Ketepatan Nilai Ramalan Data Deret Waktu Dalam Seleksi Model Peramalan Volume Penjualan PT Satria Mandiri Citra Mulia. Jakarta. Indonesia.