

# Prediksi Pembayaran Tagihan Listrik Menggunakan Model Artificial Neural Network

Miftahur Rahman<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Jember  
Email: <sup>1</sup>miftahurrahman@unmuhjember.ac.id

(naskah masuk: 11 Desember 2018, diterima untuk diterbitkan: 24 Desember 2018)

## ABSTRAK

Setiap saat daya listrik yang digunakan tidak sama disebabkan penggunaan energi yang dipakai setiap konsumen berbeda. Terjadinya fluktuasi penggunaan energi listrik berdampak pada pembayaran tagihan listrik setiap bulannya. Hal ini terjadi pada pembayaran biaya tagihan listrik di Pesantren Sukorejo Jawa Timur. Biaya pembayaran yang dilakukan setiap bulan tidak menentu tergantung pemakaian dan juga terdapat kekeliruan dalam mengestimasi anggaran. Disebabkan, dalam melakukan prediksi masih belum ditemukan metode yang tepat. Sehingga, dari data yang ada ini penting untuk dilakukan analisis prediksi. Prediksi biaya tagihan listrik bertujuan untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat yang selanjutnya digunakan sebagai pedoman untuk mengetahui dan merencanakan biaya listrik kedepannya, guna meminimalisir kekeliruan dalam merencanakan anggaran. Dataset yang digunakan adalah dataset *primer time series* mulai Bulan Januari 2011 sampai Bulan Desember 2015. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah model *Artificial Neural Network (ANN)*. Setelah beberapa kali dilakukan pengujian menghasilkan *performance RMSE* 0.090 dengan waktu eksekusi 1 detik. Hasil ini membuktikan bahwa metode dengan model *ANN* dapat digunakan sebagai metode untuk melakukan prediksi terhadap pembayaran tagihan listrik secara lebih akurat.

**Kata kunci:** *Prediksi, Tagihan Listrik, Neural Network, ANN, RMSE*

## ABSTRACT

*Every time the electrical power used is not always the same due to the use and power used by each customer or client is different. Fluctuations in the use of electric power have an impact on the costs incurred to pay electricity bills every month. This happened to the payment of the electricity bill at the Pesantren Sukorejo East Java. The payment prices that are made every month are uncertain depending on usage and there are also errors in estimating the budget. Because at this time there is still no exact method in making better predictions. So, from the data, it is important to do predictive analysis. The prediction of the cost of electricity bills aims to produce more accurate predictions which will be used as a guideline to find out and plan for future electricity costs, to minimize errors in budget planning. The dataset used is the time series primary dataset from January 2011 to December 2015. In this study using the Artificial Neural Network (ANN) model. After several tests, by producing RMSE 0.090 performance with 1 second execution time. These results prove that the method with the ANN model can be used as a method to make predictions of payment of electricity bills more accurately.*

**Keywords:** *Prediction, Electricity Bill, Neural Network, ANN, RMSE*

## 1. PENDAHULUAN

Listrik adalah kebutuhan mendasar yang sangat berpengaruh terhadap seluruh aktivitas lapisan masyarakat maupun dalam pemerintah. Hampir seluruh lapisan masyarakat mulai dari tingkat bawah sampai tingkat atas, baik dalam bidang pendidikan, pemerintah, ekonomi maupun sosial dan sebagainya. Saat ini telah menggunakan peralatan berbasis IT (*information technology*) yang butuh pada sumber energi listrik sebagai sarana penunjang dalam melakukan aktivitas maupun produktivitas (Mahfud MD, 2011).

Setiap saat daya listrik yang digunakan tidak sama disebabkan penggunaan energi yang dipakai setiap konsumen berbeda. Terjadinya fluktuasi penggunaan energi listrik berdampak pada pembayaran tagihan listrik setiap bulannya. Hal ini terjadi pada pembayaran biaya listrik yang dilakukan di Pesantren Sukorejo Jawa Timur. Biaya tagihan yang dilakukan setiap bulan tidak menentu tergantung pemakaian dan juga terdapat kekeliruan dalam mengestimasi anggaran. Disebabkan, dalam melakukan prediksi masih belum ditemukan metode yang tepat. Sehingga, dari data yang ada ini penting untuk dilakukan analisis prediksi. Prediksi biaya tagihan listrik bertujuan untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat yang selanjutnya digunakan sebagai pedoman untuk mengetahui dan merencanakan biaya listrik kedepannya, guna meminimalisir kekeliruan dalam merencanakan anggaran.

Penelitian ini menggunakan analisis *time series* menggunakan model *Artificial Neural Network (ANN)*. *ANN* sendiri adalah termasuk model dalam mengolah informasi

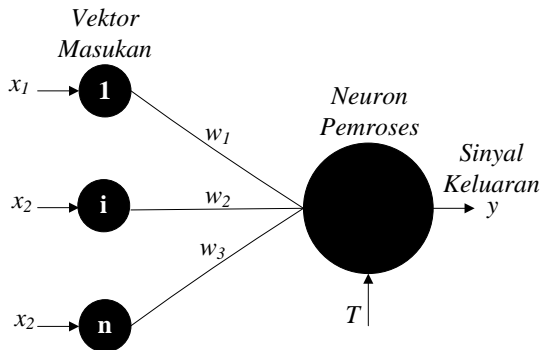
yang merepresentasi sistem kerja syaraf atau otak manusia yang saat ini sudah berkembang pesat. Juga sebagai jaringan *neuron* yang saling berhubungan (Sivanandam dan Paulraj, 2009). Metode *ANN* sering dilakukan dalam penelitian prediksi data *time series*, menunjukkan kinerjanya yang handal dalam masalah *non-linier* (Park, Lee, dan Choi, 2009). Terbukti pada penelitian yang pernah dilakukan oleh (Ikonya, Mwita, dan Wanjoya, 2014) yang meneliti tentang prediksi biaya ekspor teh di Kenya metode yang digunakan adalah mengkomparasikan model *Artificial Neural Network (ANN)* dan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)*, dengan memperoleh hasil penelitian bahwa model *ANN* lebih baik dari pada model *SARIMA* yaitu menghasilkan nilai *RMSE* 1143.4, *MAE* 1032.9, dan *MAPE* 0.4399. Dari penelitian yang sudah dilakukan dapat disimpulkan bahwa dalam penggunaan model *ANN* terbukti memperoleh hasil penelitian yang baik. Sehingga peneliti mencoba menggunakan model *ANN* pada prediksi pembayaran tagihan listrik. Berharap model yang digunakan pada penelitian ini dapat melakukan prediksi biaya listrik dengan memperoleh hasil nilai *RMSE* yang baik.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### **Artificial Neural Network (ANN)**

*Artificial neural network* atau dikenal dengan jaringan syaraf tiruan adalah termasuk model dalam mengolah informasi sebagai generalisasi dari model matematika yang meniru sistem kerja syaraf atau otak manusia yang saat ini sudah berkembang pesat. Juga sebagai

jaringan neuron yang saling berhubungan (Sivanandam dan Paulraj, 2009).



Gambar 1. Arsitektur Neural Network (Prasetyo, 2014)

### Feed Forward Propagation

Pada persamaan (1) digunakan untuk menjumlahkan semua sinyal yang masuk pada *neuron hidden*:

$$z_{net_j} = v_{j0} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji} \quad (1)$$

Menghitung *output* semua *neuron hidden j* pada *hidden layer* dengan formula:

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

Menjumlahkan semua sinyal yang masuk pada *neuron output k* menggunakan formula:

$$y_{net_k} = w_{k0} + \sum_{j=1}^l z_j w_{kj} \quad (3)$$

Hitung *output* pada semua *neuron* pada *output layer* dengan formula:

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

### Backward Propagation

Melakukan perhitungan faktor kesalahan pada *output layer* menggunakan formula:

$$\delta_k = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k) \quad (5)$$

Menghitung perubahan bobot dari *hidden layer* menggunakan formula:

$$\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k z_j \quad (6)$$

Hitung penjumlahan kesalahan dari *neuron hidden* dengan formula:

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{kj} \quad (7)$$

Hitung faktor kesalahan pada *hidden layer*:

$$\delta_j = \delta_{net_j} z_j (1 - z_j) \quad (8)$$

Hitung perubahan bobot dari *input layer*:

$$\Delta v_{ji} = \alpha \delta_j x_i \quad (9)$$

Perubahan bobot antara *hidden layer* dan *output layer* menggunakan formula:

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (10)$$

Perubahan bobot antara *input layer* dan *hidden layer* dengan formula:

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (11)$$

## 2.1 Pengukuran Performa Model

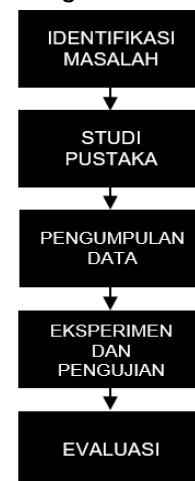
Dua buah tolak ukur kinerja digunakan untuk mengetahui performa yang diperoleh dengan model *neural network*. Indikator statistik yang dipakai adalah *Mean Square Error (MSE)* dan *Root Mean Square Error (RMSE)*, nilai *RMSE* terendah menunjukkan hasil akurasi yang terbaik, formula *MSE* dan *RMSE* dipresentasikan sebagai berikut: (Purwanto, Eswaran, dan Logeswaran, 2011).

$$MSE = \frac{1}{nPola} \sum_k^{nPola} (t_k - y_k)^2 \quad (12)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \frac{1}{nPola} \sum_k^{nPola} (t_k - y_k)^2 \quad (13)$$

## 3. METODE PENELITIAN

Berikut merupakan tahapan-tahapan metode yang diusulkan dari penelitian ini, ditunjukkan pada gambar 2:



Gambar 2. Metode Penelitian

### 3.1 Identifikasi Masalah

Identifikasi Masalah merupakan tahapan yang pertama dalam melakukan penelitian dengan cara menganalisa masalah yang ada dan menawarkan solusi yang diharapkan dapat digunakan dalam menyelesaikan masalah dimaksud.

### 3.2 Studi Pustaka

Pada tahapan ini adalah mencari sumber rujukan atau referensi. Referensi dapat berupa; jurnal, publikasi, prosiding, buku, dan sumber referensi lainnya yang berkaitan dengan penelitian ini.

### 3.3 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan dataset primer pembayaran biaya tagihan listrik Pesantren Sukorejo Jawa Timur terhitung mulai Bulan Januari 2011 s.d. Bulan Desember 2016. Total keseluruhan adalah 60 bulan/record. Data dimaksud merupakan dataset time series.

Data yang sudah terkumpul selanjutnya dilakukan normalisasi. Tujuan dilakukan normalisasi adalah supaya terjadi sinkronisasi data selain itu juga untuk mempermudah dalam proses komputasi. Normalisasi dilakukan menggunakan tools Microsoft Office Excel. Dalam melakukan penerbitan normalisasi data dapat menggunakan formula (14). (Nugraha dan Azhari, 2014).

$$\hat{N} = \frac{N - N_{min}}{N_{max} - N_{min}} \quad (14)$$

### 3.4 Eksperimen dan Pengujian

Tahap selanjutnya adalah eksperimen dan pengujian metode. Eksperimen dilakukan untuk menemukan kombinasi parameter ANN terbaik pada prediksi data pembayaran biaya tagihan listrik dengan melakukan uji coba dalam menentukan parameter *input layer*, *hidden layer*, *training cycle*, *learning rate*, dan *momentum*.

### 3.5 Evaluasi

Tahap ini adalah evaluasi, nilai yang diperoleh dari pengujian kesesuaian performa model berupa nilai *RMSE*. Nilai *RMSE* terendah menunjukkan hasil akurasi yang terbaik. Pengukuran performa ini menggunakan persamaan (13).

## 10 ASIL DAN PEMBAHASAN

Eksperimen atau pengujian parameter *Artificial Neural Network (ANN)* ini dilakukan dengan menguji setiap parameter, sehingga parameter terbaik selanjutnya digunakan untuk menguji parameter yang lain sampai terbentuk kombinasi parameter ANN terbaik.

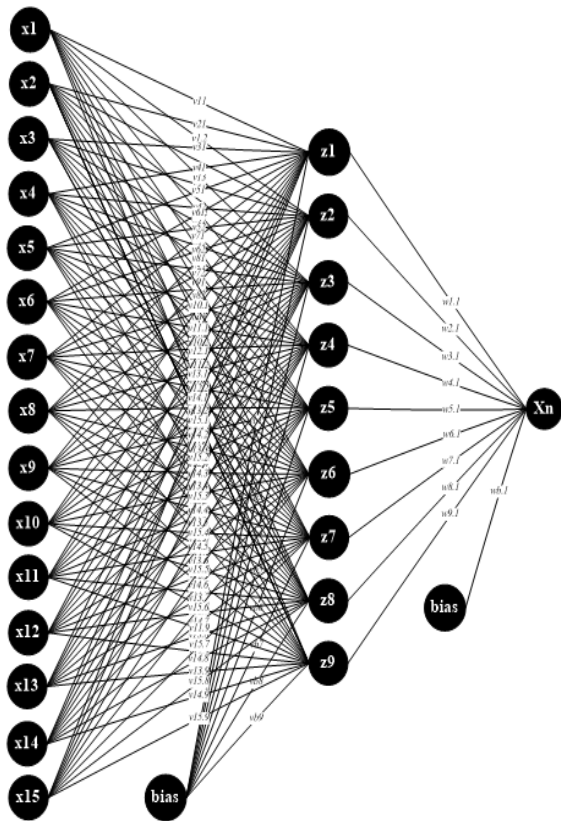
Penentuan terbaik pada *neuron input layer* dengan melakukan uji coba antara 12 *input* sampai dengan 21 *input*, *neuron* pada lapisan *hidden layer* yang di uji coba antara 3 sampai 20 dengan 1 *hidden layer*, *training cycle* 100 sampai dengan 1800, *learning rate* dari 0.1 hingga 0.5, dan *momentum* dari 0.1 hingga 0.9, sehingga dihasilkan parameter terbaik. Pengujian dilakukan dengan dibantu dengan tools *RapidMiner*.

Dari tahapan uji coba yang sudah dilakukan diperoleh hasil kombinasi parameter ANN terbaik berikut ini:

Tabel 1. Parameter ANN Terbaik

Parameter	Value
Input Layer	15
Neuron Hidden Layer	9
Training Cycle	200
Learning Rate	0.1
Momentum	0.2
Hasil RMSE	0.090
Waktu Eksekusi	1 Detik

Berikut ini adalah ilustrasi model arsitektur model *Artificial Neural Network (ANN)* pada penelitian yang dilakukan:



Gambar 3. Model ANN Terbaik

Pengujian atau eksperimen yang sudah dilakukan sebelumnya untuk mencari model yang terbaik dari model ANN dalam menghasilkan *RMSE* yang terbaik sehingga model ini selanjutnya digunakan untuk memprediksi pembayaran tagihan listrik pada bulan mendatang. Sebagai sampel peneliti mencoba memprediksi Bulan Januari 2016. Untuk memprediksi diperlukan data hasil pembayaran tagihan listrik pada 15 bulan sebelumnya dan data tersebut dinormalisasikan.

Data hasil normalisasi selanjutnya digunakan sebagai nilai *input* terhadap model ANN sehingga menghasilkan sebuah prediksi untuk Bulan Januari 2016. Kemudian untuk menghitung prediksi pada Bulan Februari 2016 menggunakan nilai input hasil pembayaran 15 bulan sebelumnya yaitu hasil pembayaran tagihan listrik pada Bulan Nopember 2014

sampai dengan Bulan Desember 2015 yang ditambah dengan hasil prediksi Bulan Januari 2016. Tabel 2 merupakan hasil prediksi, sebagai berikut:

Tabel 2. Hasil Prediksi 2 Bulan Mendatang

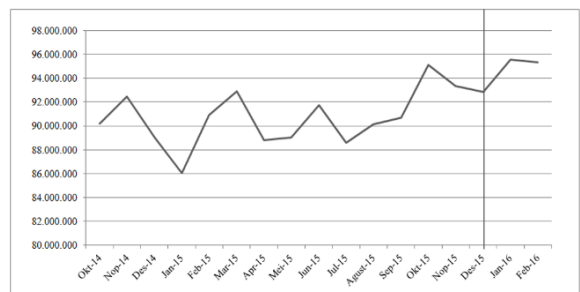
Bulan/Tahun	Hasil Prediksi
Januari 2016	1,0098875
Februari 2016	1,0051101

Hasil prediksi pada tabel 2 masih berbentuk sebagai data normalisasi, sehingga untuk dapat berupa jumlah nominal yang sebenarnya maka perlu dinormalisasikan dengan menggunakan formula (15).

$$x_t = y(x_{max} - x_{min}) + x_{min} \quad (15)$$

$$x_{t+1} = 1.0098875 * (95.142.100 - 51.098.200) + 51.098.200 = 95.577.586$$

$$x_{t+2} = 1.0051101 * (95.142.100 - 51.098.200) + 51.098.200 = 95.367.171$$



Gambar 4. Grafik Hasil Prediksi 2 Bulan Mendatang

Pada penelitian ini dilakukan prediksi 2 bulan mendatang, seperti pada gambar 4, gambar grafik tersebut dapat ditarik sebuah kesimpulan bahwa prediksi pembayaran tagihan listrik pada bulan Januari 2016 mengalami peningkatan sedangkan pada bulan Februari 2016 mengalami sedikit penurunan.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan dari penelitian ini bahwa pengujian yang sudah dilakukan dengan

model *Artificial Neural Network (ANN)* untuk memprediksi pembayaran tagihan listrik dapat dihasilkan kombinasi parameter terbaik yaitu pada *neuron input layer* dengan memasukkan nilai 15, nilai 9 *neuron* pada 1 *hidden layer*, jumlah *training cycle* 200, nilai 0.1 pada *learning rate* dan 0.2 pada *momentum*, sehingga diperoleh hasil *RMSE* terendah yaitu 0.090 dengan waktu eksekusi 1 Detik.

Berdasarkan nilai *RMSE* yang diperoleh dapat ditarik sebuah kesimpulan bahwa model *ANN* dapat digunakan sebagai metode dalam melakukan prediksi pembayaran biaya tagihan listrik lebih akurat.

Saran pada penelitian yang sudah dilakukan berharap pada penelitian selanjutnya dapat dikembangkan menggunakan *algoritma* seperti *Neuro-Fuzzy* yang merupakan *algoritma* gabungan dari *Artificial Neural Network* dan *Fuzzy Logic*. Untuk optimasi dapat menggunakan *Algoritma Evolutionary Programming (EP)*, *Algoritma Genetika (GA)* dan sebagainya.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Ikonya, M., Mwita, P., dan Wanjoya, A., 2014. Modeling Export Price of Tea in Kenya: Comparison of Artificial Neural Network and Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average. *Am. J. Theor. Appl. Stat.*, vol. 3, no. 6, pp. 211–216.
- Mahfud MD., M., 2011. “Undang-Undang Dasar Negara Republik Indonesia Tahun 1945, Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 24 Tahun 2003 Tentang Mahkamah Konstitusi Sebagaimana Telah Diubah Dengan Undang-Undang Nomor 8 Tahun 2011 Tentang Perubahan Atas Undang-Undang Nomor 24 Tahun 2003 Tentang Mahkamah Konstitusi”, cetakan pertama, penerbit Sekretariat Jenderal dan Kepaniteraan Mahkamah Konstitusi RI, Jakarta.
- Nugraha, H. G., dan Azhari. SN., 2014. Optimasi Bobot Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Particle Swarm Optimization. *IJCCS*, vol. 8, no. 1, pp. 25–36.
- Park, T.S., Lee, J.H., dan Choi, B., 2009. Optimization for Artificial Neural Network with Adaptive Inertial Weight of Particle Swarm Optimization. *IEEE ICCL*, pp. 481–485.
- Prasetyo, E., 2014. *Data Mining: Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi.
- Purwanto, Eswaran, dan Logeswaran, 2011. Improved Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for HIV/AIDS Time Series Prediction. *ICIEIS*, vol. 253, no. 3, pp. 1–13.
- Sivanandam, S.N. dan Paulraj, M., 2009. *Introduction to Artificial Neural Networks*. New Delhi: Vikas Publishing House PVT LTD.