Studi Prediksi Beban Jangka Pendek Menggunakan *Neural Network* Berbasis Data *Time Series* pada PT. Siantar Tara Sejati *site* Tarakan

Randi Ramdansyah[1], Ismit Mado[2], Syahfrizal Tachfulloh[3], Achmad Budiman[4], Muhammad Akbar[5], Febrian Rizky Ghifari[6], dan Nursamsiah[7]

[1,2,3,4] Teknik Elektro, Universitas Borneo Tarakan, [5,6,7] PT. Siantar Tara Sejati

Coprespondent Author : randiramdansyah10@gmail.com

***Abstract* — Electrical loads generally exhibit dynamic and fluctuating patterns that follow daily consumption characteristics. This study provides a new contribution to short-term electrical load forecasting studies based on time series data at one of the independent power plants in Tarakan. The study aims to compare two neural network (NN) approaches, namely NN without time series data processing and NN based on time series data (NN-TS). The data used consisted of historical daily electrical load data obtained from the power plant's data sourcee. The forecasting process was conducted through a stationarity stage in order to obtain the best model. Through the best NN-TS model, different NN architectures were generated. The NN model produced a 24-10-1 layer architecture, whereas the NN-TS model produced a 24-2-1 layer architecture. The result of short-term electrical load forecasting using the NN method achieved a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of 6.0846%, while the NN-TS method achieved a MAPE value of 4.33%.**

***Keyword* — Load Forecasting, MAPE, Neural Network, Time Series.**

Abstrak — Pada prinsipnya abstrak bahasa Indonesia sama dengan bahasa Inggris dari sisi isinya. Perbedaannya format karakter yang digunakan berupa poin 9 font Times New Roman Regular, bukan Bold seperti dalam bahasa Inggris. Begitu juga kata kunci yang digunakan adalah terjemahan kata kunci bahasa Inggris ke dalam bahasa Indonesia. Jika kesulitan dalam penerjemahan kata kuncinya, dapat digunakan kata kunci asli yang berasal dari bahasa Inggris. Mohon diatur sesuai urutan abjad.

Kata kunci — MAPE, Neural Network, Prediksi Beban, Time Series.

I. PENDAHULUAN

Peramalan beban listrik jangka pendek (*short-term load forecasting*) merupakan komponen krusial dalam operasional sistem tenaga listrik modern. Akurasi peramalan yang tinggi memungkinkan utilitas listrik mengoptimalkan jadwal pembangkitan, mengatur transfer beban, serta meminimalkan risiko kelebihan pasokan (*over-generation*) atau kekurangan pasokan yang berpotensi menyebabkan pemadaman [1]. Fluktuasi beban listrik dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk pola aktivitas konsumen, kondisi cuaca, dan variasi musiman harian maupun mingguan. Ketidakakuratan dalam prediksi beban tidak hanya berdampak pada inefisiensi operasional, tetapi juga meningkatkan biaya produksi dan menurunkan keandalan sistem kelistrikan secara keseluruhan.

Berbagai metode kuantitatif telah dikembangkan untuk meningkatkan akurasi peramalan beban. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa metode statistik seperti *Moving Average* (MA) dan *Autoregressive Moving Average* (ARMA) mampu menghasilkan MAPE di bawah 3% pada dataset tertentu [2]. Di sisi lain, pendekatan kecerdasan buatan seperti *Artificial Neural Network* (ANN) dengan algoritma *backpropagation* telah terbukti efektif dalam menangkap hubungan non-linier kompleks pada data beban, dengan capaian MAPE hingga 1,8% [3]. Studi terbaru oleh [4] membandingkan metode Time Series dan ANN pada peramalan beban jangka pendek, menghasilkan MAPE sebesar 5,4% untuk SARMA dan 9,32% untuk ANN [4]. Temuan tersebut mengindikasikan bahwa meskipun ANN memiliki kapasitas pemodelan yang tinggi, kinerjanya sangat bergantung pada kualitas dan karakteristik data masukan [5].

Berdasarkan tinjauan literatur, masih terdapat peluang untuk meningkatkan akurasi peramalan NN melalui prapengolahan data menggunakan pendekatan deret waktu. Pengolahan awal seperti uji stasioneritas, *differencing*, dan identifikasi model ARIMA berpotensi menyaring noise, menstabilkan pola data, serta mengekstrak komponen tren dan musiman sebelum data diproses oleh jaringan saraf. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk (1) menerapkan metode NN tanpa pengolahan *Time Series* dan NN berbasis data *Time Series* untuk meramalkan beban jangka pendek, serta (2) membandingkan tingkat akurasi kedua pendekatan tersebut menggunakan indikator MAPE. Data yang digunakan bersumber dari beban listrik historis PT. Siantar Tara Sejati *Site* Tarakan dengan resolusi per jam selama bulan Juni 2025. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan rekomendasi metode peramalan yang lebih andal untuk mendukung pengambilan keputusan operasional dan perencanaan sistem kelistrikan di tingkat perusahaan.

II. METODE DAN PRINSIP

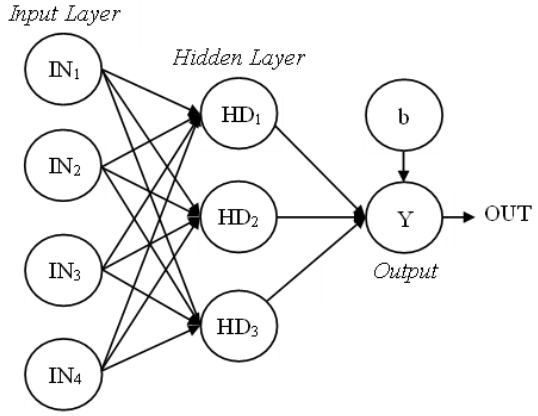
A. Artificial Neural Network

Artificial Neural Network (ANN) atau Jaringan Syaraf Tiruan merupakan salah satu metode dalam kecerdasan buatan yang terinspirasi dari cara kerja otak manusia dalam memproses informasi. NN terdiri dari sekumpulan unit pemrosesan yang disebut neuron, yang tersusun dalam beberapa lapisan (*layer*), yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. *Input layer* berfungsi sebagai penerima data masukan, *hidden layer* sebagai pemroses informasi melalui

transformasi tertentu, sedangkan output layer menghasilkan keluaran sesuai dengan tujuan yang diinginkan. Setiap neuron dalam jaringan saling terhubung melalui parameter yang disebut bobot (*weights*) dan bias, yang nilainya akan diperbarui selama proses pelatihan (*training*) [4].

Adapun suatu ANN ditentukan oleh tiga hal utama, yaitu:

1) Pola hubungan antar neuron yang dikenal sebagai arsitektur jaringan.
2) Metode penentuan bobot penghubung yang disebut training/learning.
3) Fungsi aktivasi yang digunakan dalam jaringan.



Gambar 1. Model Jaringan Syaraf Tiruan

B. Transformasi dan Denormalisasi Data

Sebelum meramalkan beban listrik, diperlukan transformasi data melalui proses normalisasi atau *scaling*. Transformasi ini bertujuan untuk mengubah data ke dalam rentang tertentu, seperti (0,1), (-1,1), atau skala lain sesuai kebutuhan. Pada penelitian ini digunakan fungsi sigmoid biner dengan skala antara 0 dan 1, sehingga persamaan normalisasi yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$Z' = 0{,}8\left(\frac{Z-Z_{min}}{Z_{max}-Z_{min}}\right) + 0{,}1 \quad (1)$$

dimana Z' merupakan transformasi data, historis data ditandai dengan Z, serta Z_{min} dan Z_{max} merupakan nilai mininum dan maksimum historis data.

Denormalisasi data adalah proses pengembalian dan normalisasi data aktual atau nilai asli yang menjadi tahapan setelah mendapatkan nilai prediksi, persamaan denormalisasi data dapat dideskripsikan dengan persamaan (2) (Ekojono, dkk).

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

Keterangan:
Z' = Transformasi Data
Z = Historis Data
Z_{max} = Nilai Minimum Historis Data
Z_{min} = Nilai Maksimum Historis Data

C. Perancangan Model ANN

Perancangan model ANN dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu menentukan struktur jaringan yang terdiri dari *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*, menetapkan bobot dan bias, menentukan nilai laju pembelajaran, koefisien momentum, serta jumlah epoch. Selain itu, ditetapkan juga threshold atau fungsi aktivasi yang berperan dalam mengubah input menjadi output. Setelah itu dilakukan proses verifikasi dan validasi terhadap rancangan model. Untuk memperoleh model terbaik dari berbagai kombinasi yang dilatih dan diuji, digunakan evaluasi berdasarkan nilai MSE dengan persamaan sebagai berikut.

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(Z_t - F_t)^2 \quad (3)$$

dimana Z_t adalah data historis pada waktu ke t serta data peramalan ditandai dengan F_t.

D. Data Berbasis Pola Time Series

Time Series adalah kumpulan observasi atas suatu variabel yang dicatat secara berurutan sesuai urutan waktu dengan interval pencatatan yang seragam. Data *time series* adalah data yang diperoleh melalui pencatatan atau observasi secara berurutan dalam suatu rentang waktu tertentu. Periode observasi ini bisa berupa tahunan, kuartalan, bulanan, mingguan, bahkan harian atau per jam. Analisis time series digunakan untuk memperkirakan nilai di masa depan serta mendukung pengelolaan operasional dan penyusunan perencanaan. Konsep analisis deret waktu yang diperkenalkan oleh [6] hingga kini masih menjadi acuan dalam berbagai bidang penerapan.

1) Stasioneritas:Stasioneritas mengacu pada kondisi data yang tidak mengalami perubahan drastis dari waktu ke waktu. Secara umum, sebagian besar deret waktu bersifat *non stasioner*, sedangkan parameter AR, MA, maupun ARMA dalam model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) hanya dapat digunakan pada deret waktu yang stasioner [4]. Oleh karena itu, deret waktu yang belum stasioner perlu ditransformasi terlebih dahulu menjadi data stasioner, baik dalam hal rata-ratanya (*mean*) maupun *variance*. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk memodifikasi data agar menjadi stasioner, khususnya jika data tidak stasioner dalam rata-rata, adalah dengan metode pembedaan (*differencing*). Proses ini dapat dilakukan sekali atau lebih, tergantung pada tingkat stasioneritas dari deret waktu yang digunakan dalam peramalan. Pembedaan bertujuan untuk menstabilkan nilai rata-rata deret waktu dengan cara menghitung perubahan atau selisih antar nilai observasi. Persamaan *differencing* dapat dituliskan sebagai berikut [4]:

$$X'_t = X_t - BX_t \quad (4)$$

Keterangan:
X'_t = Orde Pembeda
X_t = Nilai deret berkala setelah *differencing*
B = Nilai deret berkala pada waktu *t*

2) Fungsi Autokorelasi dan Fungsi Autokorelasi Parsial:Fungsi ACF merupakan hubungan yang terjadi antar anggota dalam data *time series*, yang digunakan untuk melihat sifat kestasioneran sekaligus menunjukkan adanya hubungan linear antara Z_t dengan Z_{t+k}. Apabila data tidak memiliki autokorelasi, maka data tersebut dapat dikatakan bersifat acak (random) atau tidak memiliki pola tertentu. Secara umum, fungsi autokorelasi dapat dirumuskan sebagai berikut [7]:

$$p_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(Z_t-\bar{Z})(Z_{t+k}-\bar{Z})}{\sum_{t=1}^{n}(Z_t-\bar{Z})^2}, k = 1,2,3, \dots K \quad (3)$$

dimana p_k menyatakan nilai autokorelasi pada lag ke-k, Z_t merupakan nilai data pada waktu ke- t, Z_{t+k} adalah data yang dipisahkan oleh waktu ke- k, $\bar{Z}$ menyatakan rata-rata data, k merupakan lag atau jarak waktu antar data, dan n jumlah data yang digunakan. Untuk mendapatkan nilai $\bar{Z}$ digunakan persamaan (2.11):

$$\bar{Z} = \frac{\sum_{t=1}^{n} Z_t}{n} \quad (4)$$

Fungsi PACF adalah model yang digunakan untuk mengukur tingkat keeratan hubungan antara Z_t dengan Z_{t+k} setelah pengaruh lag di antaranya dieliminasi. Fungsi ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\phi_{kk} = \frac{p_k - \sum_{j=1}^{k-1}\phi_{k-1,p_{k-j}}}{1-\sum_{j=1}^{k-1}\phi_{k-1,p_{k-j}}}, k = 1,2,3, \dots K \quad (5)$$

dimana ϕ_{kk} menyatakan nilai PACF pada lag ke-k merupakan koefisien PACF pada lag ke- k, dan j adalah iterasi yang digunakan dalam perhitungan.

3) Proses Pembentukan ARIMA secara umum, model ARIMA dituliskan sebagai ARIMA (p, d, q), yang berarti model ARIMA dengan orde autoregresif (p), orde pembeda (d), dan *orde moving average* (q). Proses pembentukan model ini dilakukan secara iteratif melalui beberapa langkah, yaitu:

a) Identifikasi Model

Tahapan pertama yang harus dilihat apakah time series bersifat stasioner atau non stasioner dan bahwa aspek-aspek AR dan MA dari model ARIMA hanya berkenan dengan *time series* yang stasioner. Identifikasi model untuk pemodelan data time series dilihat dari ACF dan PACF, petunjuk pemilihan model ARIMA [8]:

- Jika ACF menunjukkan pola menurun secara eksponensial atau *dying down*, dan PACF menunjukkan *cut-off*, maka dapat dikatakan model ARIMA berupa AR murni.
- Jika ACF menunjukkan *cut-off*, dan PACF menunjukkan *dying down*, maka dapat dikatakan model ARIMA berupa MA murni.
- Jika ACF dan PACF menunjukkan *dying down* maka dapat dikatakan model ARIMA berupa gabungan AR dan MA.

b) Estimasi Parameter Model

Pada tahap estimasi parameter model ini atau dugaan sementara menetapkan model sementara. Beberapa model yang telah ditetapkan sementara ini nantinya akan dilakukan dengan cara menaikkan salah satu nilai AR atau MA, karena tidak disarankan menaikkan atau menurunkan langsung keduannya. Pada model-model tersebut akan dibandingkan nilai *Mean Squared* (MS) yang merupakan kuadrat rata-rata dari residual model yang didapatkan dari nilai *Sum of Square* (SS) dibagi nilai *Degrees of Freedom* (DF), dan ketiga nilai ini akan ditampilkan pada hasil simulasi dari model yang ditentukan, adapun persamaan dari MS ini dapat ditulis:

$$MS = \frac{SS}{DF} \quad (6)$$

c) Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik dilakukan untuk memastikan bahwa model yang digunakan sudah memadai serta menentukan model terbaik bagi peramalan. Tahap ini juga berfungsi untuk mengevaluasi apakah pemilihan parameter (p, d, q) sudah tepat. Pemeriksaan dapat dilakukan dengan melihat residual dari model, apakah sudah membentuk proses *white noise* atau belum. Caranya adalah dengan mengecek nilai P-*Value*, yang harus lebih besar daripada nilai (a) yang ditetapkan, yaitu 5% atau 0,05. Salah satu uji yang sering digunakan adalah uji statistik *Ljung-Box Pierce*, yang dapat menguji apakah fungsi autokorelasi residual berbeda dari nol atau tidak [8].

E. Tahapan Pengujian Metode Peramalan

Akurasi peramalan akhir dihitung menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), yang dihitung dengan persamaan:

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{Z_t - F_t}{Z_t}\right| \times 100\% \quad (8)$$

Berdasarkan rumus tersebut, nilai MAPE diperoleh dari rata-rata selisih absolut antara data aktual dan hasil peramalan, kemudian dibagi dengan nilai aktual. Karena nilai absolut digunakan, maka hasil perhitungan MAPE akan selalu bernilai positif [9].

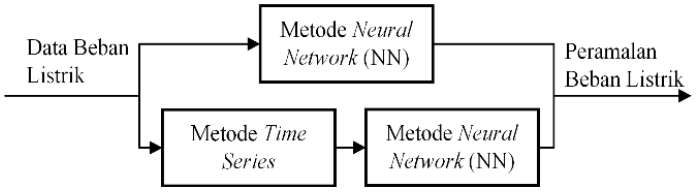
TABEL I
RANGKUMAN PENGATURAN FORMAT PENULISAN

Nilai MAPE (%)	Interpretasi Akurasi
< 10	Hasil Peramalan Sangat Akurat
10 – 20	Hasil Peramalan Baik
20 – 50	Hasil Peramalan Layak (Cukup Baik)
> 50	Hasil Peramalan Tidak Akurat

F. Metode

1) Data dan Sumber Data: Data yang digunakan adalah data historis beban listrik (dalam satuan kW) PT. Siantar Tara Sejati site Tarakan selama tiap jam dalam 1 bulan dari tanggal 01 – 30 Juni 2025.

2) Alur Metode Penelitian: Penelitian ini termasuk dalam jenis penelitian kuantitatif dengan pendekatan eksperimen, yang data beban listriknya dari PT. Siantar Tara Sejati *Site* Tarakan yang nantinya akan disimulasikan pada Software. Fokus penelitian ini adalah membandingkan hasil peramalan beban listrik jangka pendek menggunakan metode (NN) tanpa *Time Series* dan NN berbasis pengolahan data *Time Series* untuk mengetahui metode mana yang lebih akurat dari kesalahan atau error dengan pengujian MAPE.



Gambar 2. Diagram Blok

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Peramalan dengan Metode NN Tanpa Time Series

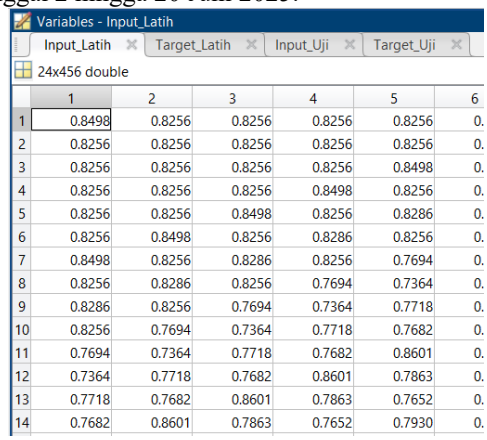
1) Pengolahan Data Historis NN

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data beban listrik per jam selama 29 hari dari 30 hari, yaitu mulai tanggal 1 sampai dengan 29 Juni 2025. Data historis tersebut selanjutnya dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (*training*) dan data uji (*testing*), dengan perbandingan 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji. Pembagian ini bertujuan agar model dapat mempelajari pola dari sebagian besar data, kemudian diuji menggunakan data yang belum pernah dilatih untuk mengetahui kemampuan generalisasinya.

Sebelum data digunakan dalam proses simulasi, terlebih dahulu dilakukan normalisasi. Proses ini bertujuan untuk mengubah skala data ke dalam rentang tertentu sehingga sesuai dengan fungsi aktivasi yang digunakan pada jaringan. Pada penelitian ini digunakan fungsi aktivasi *Sigmoid Biner* (*logsig*), sehingga data dinormalisasikan ke dalam rentang 0 hingga 1, atau lebih spesifik pada range 0,1 sampai 0,9 untuk menghindari nilai ekstrem yang dapat mempengaruhi proses pelatihan jaringan. Transformasi data dilakukan menggunakan Persamaan (1). Adapun nilai maksimum dan minimum adalah $Z_{max} = 2646$ dan $Z_{min} = 0$ pada data yang digunakan dalam penelitian ini. Setelah daya telah ditransformasikan, selanjutnya data akan dibagi menjadi 2 dengan perbandingan 70%:30%, berikut pembagian datanya.

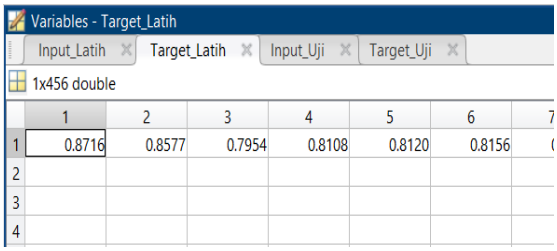
a) Data Pelatihan (*Training*)

Data untuk pelatihan menggunakan sekitar 70% dari data historis yang tersedia, yaitu data dari tanggal 1 hingga 20 Juni 2025. Data ini dibagi menjadi dua bagian dengan metode *sliding window*. *Sliding window* adalah teknik transformasi data deret waktu menjadi data masukan dan target dengan menggunakan sejumlah data historis sebelumnya sebagai input untuk memprediksi nilai pada periode berikutnya. Proses pembentukan data dilakukan dengan cara menggeser jendela data secara bertahap sepanjang rangkaian data, sehingga pola hubungan antar waktu dapat dipelajari oleh model peramalan. Pertama sebagai data latih (*Input*) yang berisi data setiap jam dari tanggal 1 hingga 19 Juni 2025, dan kedua, sebagai target latih (Target) yang berisi data setiap jam dari tanggal 2 hingga 20 Juni 2025.



	1	2	3	4	5	6
1	0.8498	0.8256	0.8256	0.8256	0.8256	0.
2	0.8256	0.8256	0.8256	0.8256	0.8256	0.
3	0.8256	0.8256	0.8256	0.8256	0.8498	0.
4	0.8256	0.8256	0.8256	0.8498	0.8256	0.
5	0.8256	0.8256	0.8498	0.8256	0.8286	0.
6	0.8256	0.8498	0.8256	0.8286	0.8256	0.
7	0.8498	0.8256	0.8286	0.8256	0.7694	0.
8	0.8256	0.8286	0.8256	0.7694	0.7364	0.
9	0.8286	0.8256	0.7694	0.7364	0.7718	0.
10	0.8256	0.7694	0.7364	0.7718	0.7682	0.
11	0.7694	0.7364	0.7718	0.7682	0.8601	0.
12	0.7364	0.7718	0.7682	0.8601	0.7863	0.
13	0.7718	0.7682	0.8601	0.7863	0.7652	0.
14	0.7682	0.8601	0.7863	0.7652	0.7930	0.

Gambar 3. Tampilan Data *Input Training*



	1	2	3	4	5	6	7
1	0.8716	0.8577	0.7954	0.8108	0.8120	0.8156	(
2							
3							
4							

Gambar 4. Tampilan Data *Target Training*

b) Data Uji (*Testing*)

Data untuk pengujian menggunakan sekitar 30% dari total data historis yang tersedia, yaitu data dari tanggal 20 hingga 29 Juni 2025. Data tersebut kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu sebagai data uji (*Input*) yang berisi data setiap jam dari tanggal 20 hingga 28 Juni 2025, serta sebagai target uji (Target) yang berisi data setiap jam dari tanggal 21 hingga 29 Juni 2025.

2) Perancangan *Model NN*

Untuk merancang pemodelan NN, ada beberapa hal yang perlu ditentukan, yaitu Penentuan Struktur NN, Menentukan Bobot dan Bias NN, Menentukan Nilai Laju Pembelajaran (*Learning Rate*), Penentuan Koefisien Momentum dan *Epoch*, Fungsi Aktivasi dan Verifikasi dan Validasi Rancangan Model. Dibawah ini merupakan tabel rancangan arsitektur NN, terlihat pada Tabel 2.

TABEL II
ARSITEKTUR NN

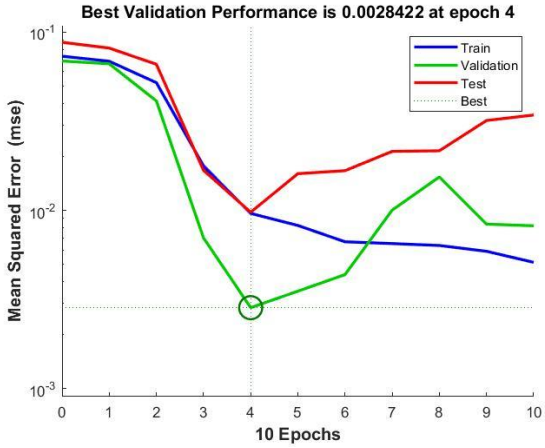
Parameter	Spesifikasi/Nilai
Input Layer	24
Hidden Layer (HL)	1
Kombinasi Jumlah HL	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, dan 10
Output Layer	1
Epoch	1000
Training Function	TRAINLM
Adaption Learning Function	LEARNGDM
Laju Pembelajaran	$\alpha = 0{,}01$
Goal	0
Momentum	0,9
Bobot dan Bias	Acak
Fungsi Aktivasi HL	*Sigmoid Biner*
Fungsi Aktivasi *Output Layer*	*Purelin*

3) *Pelatihan dan Pengujian NN*

a) Pelatihan

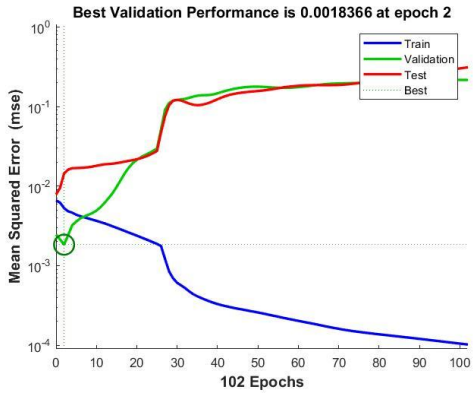
Pada pelatihan ini digunakan data latih dan target latih, untuk pelatihan pertama akan ditentukan jumlah *neuron* pada HL, jumlah *neuron* HL yang terbaik ditentukan melalui percobaan. Berdasarkan hasil pelatihan percobaan dengan 10 kombinasi, akurasi terbaik ditunjukkan oleh percobaan 10 yang memiliki nilai MSE terkecil dengan kombinasi arsitektur 24-10-1 dimana terdapat 24 *input*-an, pada *layer* 1 merupakan HL menggunakan 10 *neuron* dengan *Transfer Function Logsig*, dan pada *layer* 2 merupakan *Output Layer* dengan *Transfer Function Purelin*. Oleh karena itu, model tersebut dipilih pada tahap pelatihan selanjutnya. Proses

training kemudian dilakukan secara berulang hingga diperoleh hasil pelatihan yang sesuai dengan kriteria performa yang diinginkan.

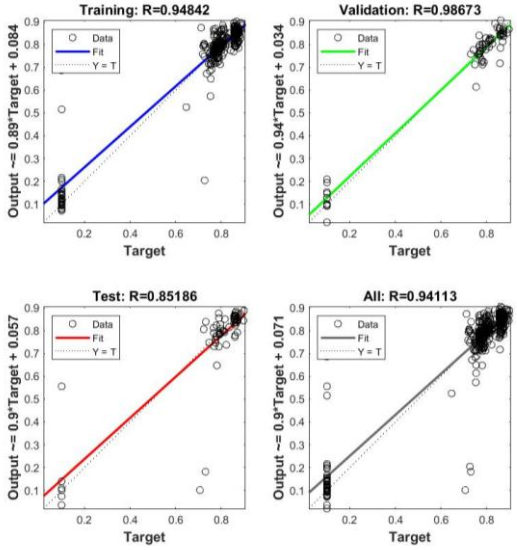


Gambar 5. *Training* Awal Jaringan NN

Setelah training dilakukan beberapa kali, diketahui bahwa performa terbaik terjadi pada *training* ke-09 di *Epoch* ke-2 dengan nilai sebesar 0.0018366.



Gambar 6. Tampilan *Performance Training* Ke-09



Gambar 7. Tampilan *Regression Training* Ke-09

Sehingga dapat diketahui nilai MSE pada data Pelatihan, namun hasil pelatihan yang diperoleh didenormalisasikan menggunakan persamaan (2) untuk mengembalikan nilai ke skala aslinya, lalu menghitung nilai MSE menggunakan persamaan (3) yang terlihat hasilnya pada Tabel 3.

TABEL III
NILAI MSE DATA PELATIHAN

Indikator	*Training*
MSE	67105,66

b) Pengujian

Setelah dilakukan pelatihan, maka selanjutnya akan diuji dengan data uji dan target uji yang sudah ditetapkan, dengan model percobaan yang sama sehingga dapat dibandingkan nilai MSE antara hasil Pelatihan dan Pengujian.

TABEL IV
PERBANDINGAN NILAI MSE *TRAINING* DAN *TESTING*

Indikator	*Training*	*Testing*
MSE	67105,66	7438,02

Berdasarkan Tabel 4, MSE dari *Testing* lebih kecil daripada MSE *Training* dan dari hasil tersebut prediksi atau peramalan bisa dilakukan.

4) Peramalan *NN*

Melalui pelatihan dan pengujian yang sudah dilakukan maka model NN tersebut sudah bisa digunakan untuk memprediksi, sehingga didapatkan nilai MAPE nya dengan menghitung menggunakan rumus (8) adalah 6,0846%.

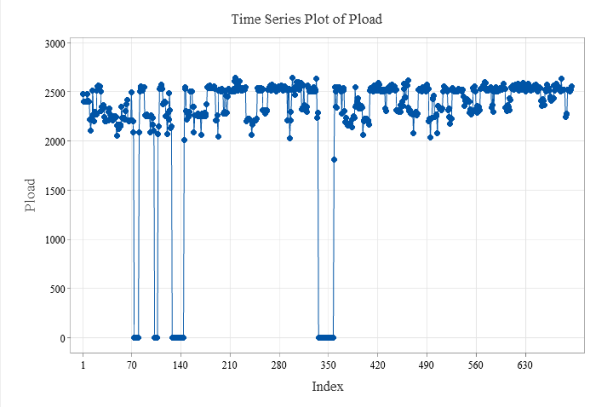
TABEL V
HASIL PERAMALAN NN

Waktu	Senin, 30 Juni 2025		
	Beban Listrik Aktual	Hasil Peramalan	*Absolute Percentage Error*
10.00	2518	2532,55	0,5779
11.00	2536	2527,59	0,3316
12.00	2516	2569,60	2,1302
13.00	2513	2532,88	0,7912
14.00	2555	2504,11	1,9918
15.00	2555	2509,73	1,7718
16.00	2553	2490,55	2,4462
17.00	2218	2493,52	12,4222
18.00	2226	2481,95	11,4981
19.00	2228	2474,67	11,0714
20.00	2186	2485,59	13,7048
21.00	2224	2468,39	10,9886
22.00	2231	2433,99	9,0986
23.00	2217	2357,26	6,3264
00.00	2098	2328,15	10,9699
01.00	2314	2277,54	1,5754
02.00	2288	2306,65	0,8151
03.00	2308	2318,23	0,4431
04.00	2285	2362,22	3,3793
05.00	2299	2408,19	4,7495

06.00	2280	2460,45	7,9144
07.00	2291	2492,20	8,7822
08.00	2258	2516,02	11,4267
09.00	2287	2534,54	10,8237
MAPE			6,0846

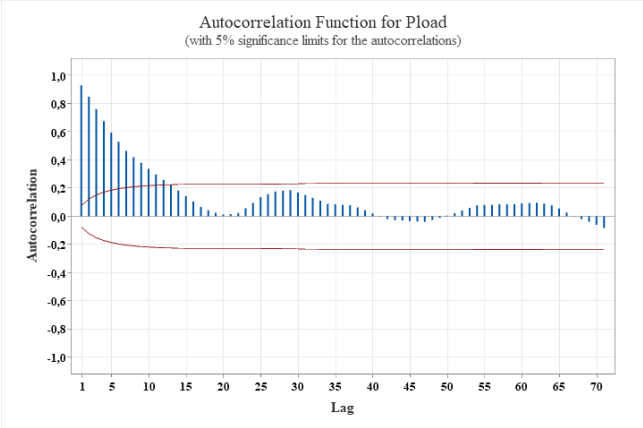
B. Peramalan Menggunakan Metode NN Berbasis Time Series

1) Identifikasi Data



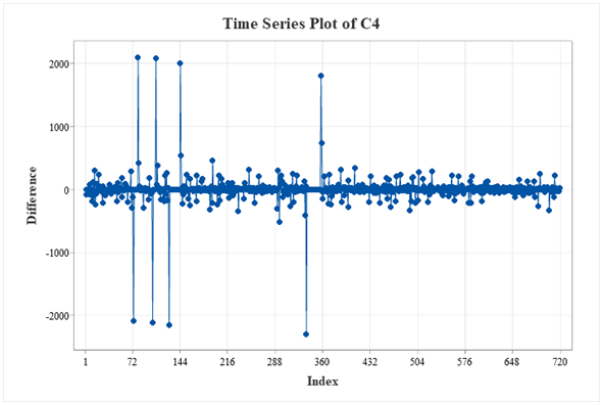
Gambar 8. *Plot Time Series*

Identifikasi data dilakukan untuk mengetahui apakah data bersifat stasioner atau nonstasioner. Apabila data belum memenuhi kondisi stasioner, maka akan dilakukan proses differencing untuk mencapai ke-stasioneran.

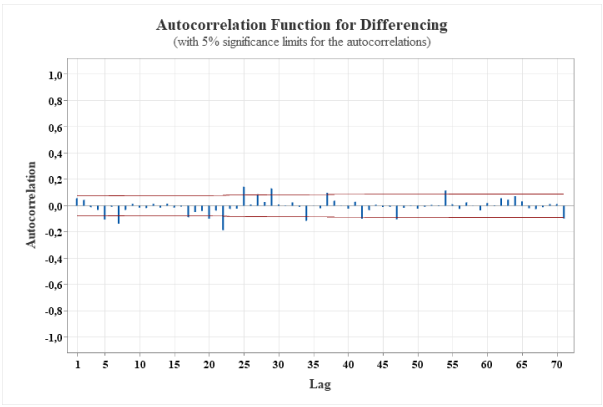


Gambar 9. *Plot* ACF

Berdasarkan plot ACF pada Gambar 9, terlihat bahwa pola yang terbentuk menunjukkan pola *dying down*, yaitu nilai autokorelasi yang menurun secara perlahan seiring bertambahnya nilai lag. Hal ini mengindikasikan bahwa data belum bersifat stasioner. Kondisi tersebut juga dapat dilihat pada nilai ACF di beberapa lag yang masih relatif besar dan menurun secara lambat menuju nilai nol. Berdasarkan Gambar 9, nilai ACF baru mendekati nol pada lag ke-20 dengan nilai sebesar 0,01338. Penurunan yang lambat ini menunjukkan bahwa data masih memiliki ketergantungan yang kuat antar periode, sehingga dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner dan diperlukan proses *differencing* untuk mencapai kondisi stasioner. Data yang tidak stasioner, maka dilakukan proses *differencing* menggunakan Persamaan (4).

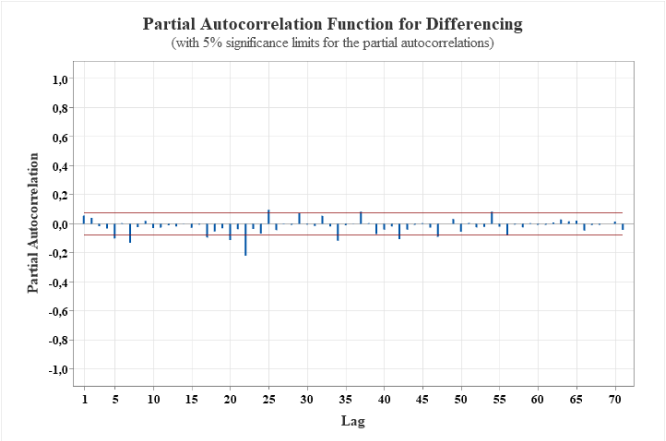


Gambar 10. *Plot Time Series Difference*



Gambar 11. *Plot* ACF *Data Difference*

Dari Gambar 11 Plot ACF Data *Differencing* menunjukkan bahwa data sudah stasioner dan menunjukkan pola *dying down*, karena plot data ACF yang turun mendekati 0 secara cepat, ditunjukkan pada lag – lag awal yaitu lag kedua atau ketiga, karena data sudah stasioner maka model yang dipakai adalah ARIMA.



Gambar 12. *Plot* PACF *Data Difference*

Pada Gambar 12, menunjukkan pola *dying down* yang ditandai dengan menurunnya secara bertahap menuju 0 dengan nilai dari Lag 1 dan 2 PACF (0,92756) dan (-0,0962) yang tidak signifikan setelah lag pertama sama polanya

dengan Gambar 11 sehingga nilai AR dan MA tidak murni. Sehingga penulis mengindikasikan AR (p) = 1 dan 2, serta MA (q) = 1 dan 2.

Pada Grafik ACF dan PACF diatas tidak menunjukkan adanya indikasi musiman atau *Seasonal* ARIMA (SARIMA). Hal ini dibuktikan dengan tidak adanya lag yang signifikasi berulang pada lag – lag tertentu, sehingga dapat langsung menguji hasil uji model ARIMA. Berdasarkan hasil uji model ARIMA yang memenuhi kriteria (estimasi parameter model dan pemeriksaan *diagnostic*) adalah model ARIMA (2,1,2).

2) Pengolahan *Data NN Berbasis Time Series*

Penggunaan data pada metode ini menggunakan data hasil pengolahan *Time Series* dengan model ARIMA (2,1,2). Data yang digunakan merupakan data beban listrik per jam selama 29 hari, yaitu mulai tanggal 1 sampai dengan 29 Juni 2025. Data tersebut kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (*training*) dan data uji (*testing*) dengan perbandingan 70% dan 30%. Selanjutnya, proses normalisasi data dilakukan dengan cara yang sama seperti pada metode sebelumnya menggunakan fungsi aktivasi *Sigmoid Biner* (*logsig*) pada data beban listrik karena skala nilai normalisasi yang dipakai di skala 0,1 sampai dengan 0,9.

3) Perancangan *Model NN Berbasis Time Series*

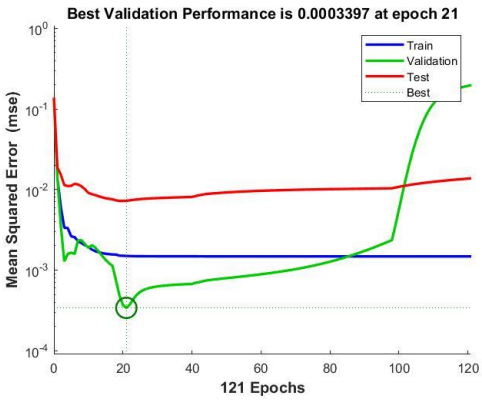
Pemodelan NN pada penelitian ini menggunakan tahapan yang serupa dengan metode sebelumnya. Arsitektur jaringan terdiri dari tiga lapisan, yaitu input layer, *hidden layer*, dan *output layer*. *Input layer* memiliki 24 *neuron* yang merepresentasikan data masukan. Jumlah neuron pada hidden layer ditentukan melalui *trial and error* berdasarkan nilai MSE terbaik.

Bobot dan bias diinisialisasi secara acak dan diperbarui selama pelatihan hingga mencapai error minimum. Parameter yang digunakan meliputi laju pembelajaran α = 0,01, momentum 0,9, dengan 1000 *epoch* dan *target error* 0. Fungsi pelatihan yang digunakan adalah TRAINLM dengan fungsi pembelajaran LEARNGDM. Fungsi aktivasi pada hidden layer menggunakan logsig, sedangkan pada output layer menggunakan purelin.

Proses verifikasi dan validasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi dengan data aktual serta mengevaluasi akurasi menggunakan MSE dan MAPE.

4) Pelatihan *dan Pengujian NN Berbasis Time Series*

a) Pelatihan

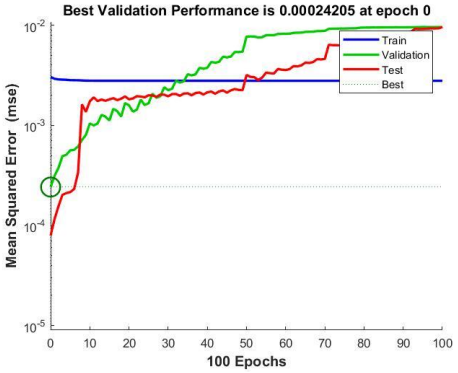


Gambar 13. Training Awal Jaringan NN Berbasis *Time Series*

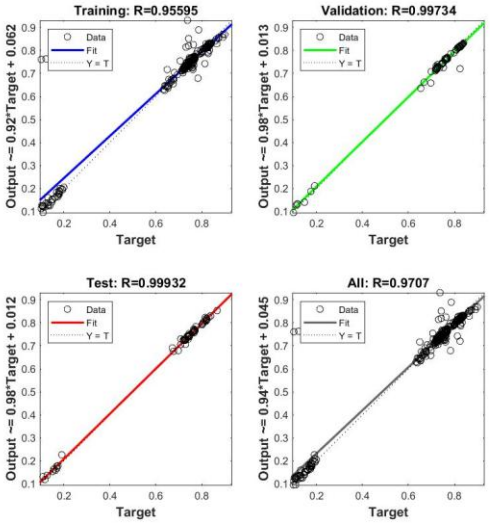
Pada pelatihan ini digunakan data latih dan target latih, untuk pelatihan pertama akan ditentukan jumlah *neuron* pada HL, jumlah *neuron* HL yang terbaik ditentukan melalui percobaan, dibawah ini adalah hasil pelatihan dengan 10 kombinasi *neuron* HL yang berbeda dengan menggunakan data hasil pengolahan *Time Series*.

Berdasarkan hasil pelatihan percobaan dengan 10 kombinasi, akurasi terbaik ditunjukkan oleh percobaan 2 yang memiliki nilai MSE terkecil dengan kombinasi arsitektur 24-2-1 dimana terdapat 24 *input*-an, pada *layer* 1 merupakan HL menggunakan 2 *neuron* dengan *Transfer Function Logsig*, dan pada *layer* 2 merupakan *Output Layer* dengan *Transfer Function Purelin*. Oleh karena itu, model tersebut dipilih pada tahap pelatihan selanjutnya. Proses *training* kemudian dilakukan secara berulang hingga diperoleh hasil pelatihan yang sesuai dengan kriteria performa yang diinginkan.

Setelah training dilakukan beberapa kali, diketahui bahwa performa terbaik terjadi pada *training* ke-02 di *Epoch* ke-0 dengan nilai sebesar 0.00024205.



Gambar. 14 Tampilan Hasil *Performance* NN Berbasis *Time Series*



Gambar 15. Tampilan Hasil *Regression* NN Berbasis Time Series

Sehingga dapat diketahui nilai MSE pada data Pelatihan, namun hasil pelatihan yang diperoleh didenormalisasikan menggunakan persamaan (2) untuk mengembalikan nilai ke skala aslinya, lalu menghitung nilai MSE menggunakan persamaan (3) yang terlihat hasilnya pada Tabel 5.

TABEL VI
NILAI DATA PELATIHAN BERBASIS *TIME SERIES*

Indikator	*Training*
MSE	660477,04

b) Pengujian

Setelah dilakukan pelatihan, maka selanjutnya akan diuji dengan data uji dan target uji yang sudah ditetapkan, dengan model percobaan yang sama sehingga dapat dibandingkan nilai MSE antara hasil Pelatihan dan Pengujian.

TABEL VII
PERBANDINGAN NILAI MSE *TRAINING* DAN *TESTING* BERBASIS *TIME SERIES*

Indikator	*Training*	*Testing*
MSE	660477,04	16206,32

Berdasarkan Tabel 6, MSE dari Testing lebih kecil daripada MSE Training dan dari hasil tersebut prediksi atau peramalan bisa dilakukan.

5) Peramalan *NN Berbasis Time Series*

Model yang telah terpilih adalah ARIMA (2, 1, 2), dan model ini digunakan untuk melakukan peramalan beban listrik selama 24 jam pada hari Senin, 30 Juni 2025. Hasil peramalan yang diperoleh kemudian dibandingkan dengan nilai beban listrik aktual. Perbandingan antara hasil peramalan dan nilai aktual tersebut dapat dihitung MAPE nya dengan menggunakan persamaan rumus (8) adalah 4,33%.

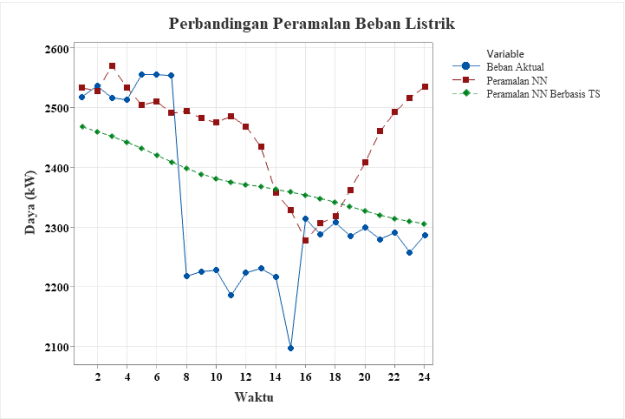
TABEL VII
HASIL PERAMALAN BERBASIS TIME SERIES

Waktu	Senin, 30 Juni 2025		
	Beban Listrik Aktual	Hasil Peramalan	*Absolute Percentage Error*
10.00	2518	2467,72	1,9970
11.00	2536	2459,69	3,0090
12.00	2516	2451,67	2,5569
13.00	2513	2442,25	2,8154
14.00	2555	2431,78	4,8226
15.00	2555	2420,27	5,2732
16.00	2553	2409,10	5,6363
17.00	2218	2398,29	8,1285
18.00	2226	2388,87	7,3167
19.00	2228	2381,19	6,8759
20.00	2186	2375,26	8,6580
21.00	2224	2371,08	6,6132
22.00	2231	2367,94	6,1379
23.00	2217	2363,05	6,5879
00.00	2098	2358,52	12,4174
01.00	2314	2353,63	1,7128
02.00	2288	2348,05	2,6246
03.00	2308	2341,77	1,4632
04.00	2285	2334,45	2,1639
05.00	2299	2327,12	1,2231
06.00	2280	2320,14	1,7606
07.00	2291	2314,21	1,0131
08.00	2258	2309,68	2,2885
09.00	2287	2305,84	0,8237
MAPE			4,33

C. Perbandingan Peramalan Beban Listrik

TABEL IX
PERBANDINGAN NILAI MAPE NN DAN NN BERBASIS *TIME SERIES*

Waktu	Senin, 30 Juni 2025				
	Beban Listrik Aktual	Peramalan NN Tanpa *Time Series*	APE	Peramalan NN Berbasis *Time Series*	APE
10.00	2518	2532,5	0,57	2467,7	1,99
11.00	2536	2527,5	0,33	2459,6	3,01
12.00	2516	2569,6	2,13	2451,6	2,55
13.00	2513	2532,8	0,79	2442,2	2,81
14.00	2555	2504,1	1,99	2431,7	4,82
15.00	2555	2509,7	1,77	2420,2	5,27
16.00	2553	2490,5	2,44	2409,1	5,63
17.00	2218	2493,5	12,4	2398,2	8,12
18.00	2226	2481,9	11,4	2388,8	7,31
19.00	2228	2474,6	11,1	2381,1	6,87
20.00	2186	2485,5	13,7	2375,2	8,65
21.00	2224	2468,3	10,9	2371,0	6,61
22.00	2231	2433,9	9,09	2367,9	6,13
23.00	2217	2357,2	6,32	2363,0	6,58
00.00	2098	2328,1	10,9	2358,5	12,41
01.00	2314	2277,5	1,57	2353,6	1,71
02.00	2288	2306,6	0,81	2348,0	2,62
03.00	2308	2318,2	0,44	2341,7	1,46
04.00	2285	2362,2	3,37	2334,4	2,16
05.00	2299	2408,1	4,74	2327,1	1,22
06.00	2280	2460,4	7,91	2320,1	1,76
07.00	2291	2492,2	8,78	2314,2	1,01
08.00	2258	2516,0	11,4	2309,6	2,28
09.00	2287	2534,5	10,8	2305,8	0,82
MAPE		6,0846		4,33	



Gambar. 16 Grafik Perbandingan Peramalan Beban Listrik

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian mengenai peramalan beban listrik jangka pendek pada data beban listrik PT. Siantar Tara Sejati *Site* Tarakan dengan menggunakan metode NN tanpa *Time Series* dan NN berbasis *Time Series*, maka dapat diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Peramalan menggunakan metode NN tanpa *Time Series* menghasilkan nilai peramalan yang cukup mendekati data aktual. Hal ini dibuktikan dengan nilai MAPE sebesar 6,0846%, yang termasuk dalam kategori peramalan sangat akurat karena nilai MAPE yang dihasilkan berada di bawah 10%.
2. Peramalan menggunakan NN berbasis *Time Series* dengan model ARIMA (2,1,2) menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik. Hal ini ditunjukkan oleh nilai MAPE sebesar 4,33%, yang juga termasuk dalam kategori peramalan sangat akurat karena nilai MAPE yang diperoleh berada di bawah 10%.

Berdasarkan hasil perbandingan nilai MAPE dari kedua metode tersebut, diketahui bahwa metode NN berbasis Time Series dengan model ARIMA (2,1,2) memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode NN tanpa Time Series. Dengan demikian, metode NN berbasis *Time Series* lebih baik dalam melakukan peramalan beban listrik jangka pendek pada data beban listrik historis PT. Siantar Tara Sejati *Site* Tarakan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada PT. Siantar Tara Sejati *Site* Tarakan atas dukungan dan penyediaan data dalam penelitian ini. Apresiasi juga disampaikan kepada sumber-sumber referensi yang digunakan, sebagaimana tercantum dalam daftar acuan.

REFERENSI

[1] F. R. Rizqulloh, S. Prasetyono, and W. Cahyadi, "Analisis perbandingan peramalan beban listrik jangka pendek antara metode backpropagation neural network dengan metode regresi linear," J. Arus Elektro Indones., vol. 6, no. 3, p. 69, 2020, doi: 10.19184/jaei.v6i3.19210.

[2] S. A. Sani, "Perbandingan metode peramalan beban listrik jangka pendek menggunakan metode moving average, single exponential smoothing dan autoregressive moving average di Yogyakarta," Undergraduate Thesis, Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta, Indonesia, 2018.

[3] F. A. Rahman, "Peramalan beban listrik jangka pendek menggunakan jaringan syaraf tiruan," Undergraduate Thesis, Universitas Indonesia, Depok, Indonesia, 2012.

[4] O. Gratia, "Studi peramalan beban listrik jangka pendek menggunakan metode time series dan artificial neural network pada PLTU Lati-PT Indo Pusaka Berau, Kabupaten Berau," Undergraduate Thesis, Universitas Borneo Tarakan, Tarakan, Indonesia, 2024.

[5] K. A. Fakhryza, "Penerapan jaringan syaraf tiruan untuk peramalan beban dan umur transformator pada jaringan sistem tenaga listrik 50 kV," Undergraduate Thesis, Universitas Islam Sultan Agung, Semarang, Indonesia, 2024.

[6] G. E. P. Box and G. M. Jenkins, Time Series Analysis: Forecasting and Control, rev. ed. San Francisco, CA, USA: Holden-Day, 1976.

[7] P. S. C. Cowpertwait and A. V. Metcalfe, Introductory Time Series with R. New York, NY, USA: Springer, 2009.

[8] W. W. S. Wei, Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods, 2nd ed. New York, NY, USA: Oxford Univ. Press, 2006.

[9] R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, Forecasting: Principles and Practice, 3rd ed. Melbourne, Australia: OTexts, 2021. [Online]. Available: https://otexts.com/fpp3/

[10] A. T. Al-Sultan, A. Al-Rubkhi, A. Alsaber, and J. Pan, "Forecasting air passenger traffic volume: Evaluating time series models in long-term forecasting of Kuwait air passenger data," Adv. Appl. Stat., vol. 70, no. 1, pp. 69–89, 2021, doi: 10.17654/as070010069.

[11] M. Ibrahim, "Peramalan kebutuhan energi listrik dan beban listrik sektor rumah tangga di Sumatera Selatan dengan metode analisis time series: Proyeksi tren dan analisis regresi," Undergraduate Thesis, Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta, Indonesia, 2018.

[12] I. Mado, A. Rajagukguk, A. Triwiyatno, and A. Fadllullah, "Short-term electricity load forecasting model based DSARIMA," Int. J. Electr. Energy Power Syst. Eng., vol. 5, no. 1, pp. 6–11, 2022, doi: 10.31258/ijeepse.5.1.6-11.

[13] A. Jierula, S. Wang, and T. Oh, "Study on accuracy metrics for evaluating the predictions of damage locations in deep piles using artificial neural networks with acoustic emission data," Appl. Sci., vol. 11, no. 23, Art. no. 11078, 2021, doi: 10.3390/app112311078.

[14] J. T. Mentzer, "Qualitative sales forecasting," in Sales Forecasting Management: A Demand Management Approach, 2nd ed. Thousand Oaks, CA, USA: SAGE Publications, 2004, pp. 45–78.

[15] R. W. Purnamasari, "Backpropagation sebagai sistem deteksi penyakit tuberculosis (TBC)," Undergraduate Thesis, Universitas [lengkapi nama institusi], Indonesia, 2013.

[16] S. Shah, H. N. Nagraja, and J. Chakravorty, "ANN and ANFIS for short term load forecasting: A comparative study," Int. J. Eng. Technol., vol. 8, no. 2, pp. 2818–2820, 2018.

[17] I. Mado, A. Budiman, and A. Triwiyatno, "Short-term forecasting daily electricity loads using seasonal ARIMA patterns of generation units at PT. PLN (Persero) Tarakan City," J. Ilm. Kursor, vol. 12, no. 2, pp. 93–100, 2023, doi: 10.21107/kursor.v12i2.348.

[18] A. H. Wijaya, "Artificial neural network untuk memprediksi beban listrik dengan menggunakan metode backpropagation," J. CoreIT, vol. 5, no. 2, pp. 61–70, 2019.

[19] M. Zhao, "Time series analysis: Detrend a time series," 2019. [Online]. Available: https://ming-zhao.github.io/Business-Analytics/html/docs/time_series/components.html

[20] I. Mado, A. Soeprijanto, and Suhartono, "Applying of double seasonal ARIMA model for electrical power demand forecasting at PT. PLN (Persero) Gresik Indonesia," Int. J. Electr. Comput. Eng., vol. 8, no. 6, pp. 4892–4901, 2018, doi: 10.11591/ijece.v8i6.pp4892-4901.

[21] A. Kristiana, Y. Wilandari, and A. Prahutama, "Peramalan beban puncak pemakaian listrik di area Semarang dengan metode hybrid ARIMA–ANFIS (Studi kasus di PT PLN (Persero) Distribusi Jawa Tengah dan DIY)," J. Gaussian, vol. 4, no. 4, pp. 715–723, 2015. [Online]. Available: http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/gaussian