



UIN SUSKA RIAU

ANALISIS PERBANDINGAN TINGKAT AKURASI *FEEDFORWARD BACKPROPAGATION* DAN *RECURRENT NN* PADA PERAMALAN DAYA TERSAMBUNG DI PROVINSI RIAU TAHUN 2025-2029

TUGAS AKHIR

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar Sarjana Teknik pada Program Studi
Teknik Elektro Fakultas Sains dan Teknologi



Oleh:

ABDI RAFIDAN SAPUTRA
12150513275

PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU
PEKANBARU
2025

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LEMBAR PERSETUJUAN

ANALISIS PERBANDINGAN TINGKAT AKURASI *FEEDFORWARD BACKPROPAGATION* DAN *RECURRENT NN* PADA PERAMALAN DAYA TERSAMBUNG DI PROVINSI RIAU TAHUN 2025-2029

TUGAS AKHIR

Oleh :

ABDI RAFIDAN SAPUTRA
12150513275

Telah diperiksa dan disetujui sebagai laporan Tugas Akhir Prodi Teknik Elektro di
Pekanbaru, pada tanggal 22 Oktober 2025

Ketua Program Studi Teknik Elektro

Pembimbing

Dr. Liliana, ST, M.Eng.
NIP. 19781012 200312 2 004

Dr. Ir. Zulfatri Aini, ST., MT.
NIP. 19722102 200604 2 001

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LEMBAR PENGESAHAN

ANALISIS PERBANDINGAN TINGKAT AKURASI FEEDFORWARD BACKPROPAGATION DAN RECURRENT NN PADA PERAMALAN DAYA TERSAMBUNG DI PROVINSI RIAU TAHUN 2025-2029

TUGAS AKHIR

Oleh :

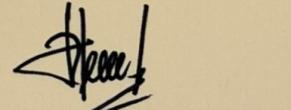
ABDI RAFIDAN SAPUTRA
12150513275

Telah dipertahankan di depan Sidang Dewan Pengaji
sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik
Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
di Pekanbaru, pada tanggal 22 Oktober 2025

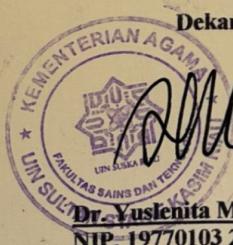
Pekanbaru, 22 Oktober 2025

Mengesahkan,

Ketua Program Studi Teknik Elektro

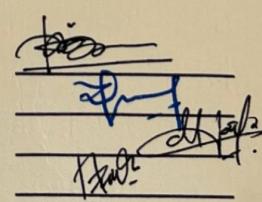


Dr. Liliana, ST, M.Eng.
NIP. 19781012 200312 2 004



Dewan Pengaji :

| | |
|------------|--|
| Ketua | : Dr. Dian Mursyitah, ST., MT. |
| Sekretaris | : Dr. Ir. Zulfatri Aini, ST., MT. |
| Anggota I | : Marhama Jelita, S.Pd., M.Sc. |
| Anggota II | : Nanda Putri Miefthawati, M.Sc., B.Sc |





UIN SUSKA RIAU

**Hak Cipta Dilindungi
Sindang
Referensi
sumbernya.**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LEMBAR ATAS HAK KEKAYAAN INTELEKTUAL

Tugas Akhir ini terdaftar dan tersedia di Perpustakaan Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau dan terbuka untuk umum dengan ketentuan hak cipta pada penulis. Referensi kepustakaan diperkenankan, dicatat, tetapi pengutipan atau ringkasan hanya dapat dilakukan seizin penulis dan harus disertai dengan kebiasaan ilmiah untuk menyebutkan sumbernya.

Penggandaan atau penerbitan sebagian atau seluruh Tugas Akhir ini harus memperoleh izin dari Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Perpustakaan meminjamkan Tugas Akhir ini untuk anggotanya diharapkan untuk mengisi nama, tanda peminjaman dan tanggal pinjam.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Abdi Rafidan Saputra
NIM : 12150513275
Tempat/Tgl. Lahir : Muara Bahan, 16 November 2003
Fakultas : Sains dan Teknologi
Prodi : Teknik Elektro
Judul Artikel :

**ANALISIS PERBANDINGAN TINGKAT AKURASI FEEDFORWARD
BACKPROPAGATION DAN RECURRENT NN PADA PERAMALAN DAYA
TERSAMBUNG DI PROVINSI RIAU TAHUN 2025-2029**

Menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa:

1. Penulis Artikel dengan judul sebagaimana tersebut di atas adalah hasil pemikiran dan penelitian saya sendiri.
2. Semua kutipan pada Karya Tulis saya ini sudah disebutkan sumbernya.
3. Oleh karena itu Artikel saya ini sah, saya nyatakan bebas dari plagiasi.
4. Apabila dikemudian hari terbukti terdapat plagiat dalam Artikel saya tersebut, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan perundang-undangan.

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan penuh kesadaran dan tanpa paksaan dari pihak manapun juga.

Pekanbaru, 22 Oktober 2025

Yang membuat pernyataan,



Abdi Rafidan Saputra
NIM. 12150513275



LEMBAR PERSEMBAHAN

Alhamdulillahirabbil' alamin, segala puji bagi Allah SWT atas limpahan rahmat, taufik, dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik. Hanya dengan izin dan pertolongan-Nya, setiap proses yang dilalui dapat berjalan dengan lancar. Karya ini menjadi bukti nyata dari perjuangan, doa, serta ketekunan yang penulis curahkan selama menempuh pendidikan hingga tahap akhir.

Dengan penuh rasa hormat dan kasih sayang, karya sederhana ini penulis persembahkan untuk kedua orang tua tercinta yang telah menjadi sumber kekuatan dan inspirasi dalam setiap langkah hidup. Terima kasih atas segala doa, kasih, kesabaran, serta dukungan yang tiada henti mengiringi setiap perjuangan. Semoga hasil ini dapat menjadi kebanggaan dan balasan kecil atas segala pengorbanan dan cinta yang tulus diberikan.

Tak lupa, ucapan terima kasih penulis sampaikan kepada para dosen, dosen pembimbing yang selalu support penulis saat penulisan skripsi ini, dan selalu memberikan semangat kepada penulis, serta sahabat, dan teman-teman angkatan 21 seperjuangan yang selalu memberikan semangat, motivasi, serta bantuan selama proses perkuliahan hingga penyusunan skripsi ini. Kehadiran dan dukungan kalian menjadi bagian penting dalam perjalanan ini. Semoga Allah SWT membalas setiap kebaikan dengan pahala yang berlipat ganda.



KATA PENGANTAR



Alhamdulillah segala puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT atas segala rahmat, karunia serta hidayahnya, sehingga penulis dapat menyelesaikan Laporan Tugas Akhir ini dengan waktu. Atas karunia Allah SWT, Tugas Akhir dengan judul “**Analisis Perbandingan Tingkat Akurasi Feedforward Backpropagation Dan Recurrent Nn Pada Peramalan Daya Tersambung Di Provinsi Riau Tahun 2025-2029**” dapat diselesaikan penulis tepat waktu.

Dalam penulisan Tugas Akhir ini, bimbingan dan pengarahan diberikan oleh orang-orang yang memiliki pengetahuan, wawasan, dan pengalaman luar biasa, sehingga penulisan Tugas Akhir ini dapat diselesaikan dengan penuh kesederhanaan. Dalam proses penyelesaian Tugas Akhir ini, penulis menerima banyak bantuan, dorongan, dan motivasi dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penghargaan dan ucapan terima kasih yang tak terhingga disampaikan kepada :

1. Allah SWT, dengan rahmat-Nya dan hidayah-Nya, telah memberikan segala yang terbaik dan petunjuk sehingga penyusunan laporan ini dapat berjalan dengan lancar.
2. Kepada kedua orang tua ayahanda Abdul Jalal dan ibunda Yuliani. Terimakasih telah memberikan kepercayaan dan pengorbanan, cinta, do'a, motivasi semangat dan nasihat
3. Kepada saudara keluarga besar. Terimakasih atas segala doa, dan semangat nya dalam proses penulisan Tugas Akhir ini.
4. Ibu Prof. Dr. Hj. Leny Nofianti MS, SE., M.Si., Ak., CA selaku Rektor Uin Suska Riau beserta seluruh staf dan jajarannya..
5. Ibu Dr. Yuslenita Muda ,M.Sc selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Uin Suska Riau beserta kepada seluruh Staf dan jajarannya.
6. Ibu Dr. Liliana, ST. M.Eng, selaku Ketua Program Studi Teknik Elektro Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
7. Bapak Aulia Ullah, M. Eng, selaku sekretaris jurusan Teknik Elektro Fakultas Sains dan Teknologi Uin Suska Riau.
8. Ibu Dr. Ir. Zulfatri Aini, ST., MT., IPP, selaku dosen pembimbing yang telah

- Hak Cipta AlindangIndah
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

banyak meluangkan waktu serta pemikirannya dengan ikhlas dalam memberikan penjelasan dan masukan yang sangat berguna sehingga penulis menjadi lebih mengerti dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.

9. Ibu Dr. Fitri Amillia, ST., MT, selaku Dosen Pembimbing Akademik selama perkuliahan penulis dari awal semester hingga akhir semester.
10. Ucapan terima kasih penulis sampaikan kepada Elmi Utari yang senantiasa mendampingi dan membantu dengan penuh kesabaran dan pengertian selama proses penyusunan skripsi ini. Terima kasih atas dukungan, doa, serta semangat yang tak pernah lelah dalam setiap langkah perjuangan penulis.
11. Penulis juga menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Tengku Reza yang selalu membantu penulis disaat kebingungan, dan memberikan motivasi selama proses penyusunan skripsi ini. Terima kasih atas segala waktu, perhatian, serta dukungan yang telah diberikan dengan tulus. Semoga ketulusan dibalas dengan berlipat ganda kebaikan.
12. Ucapan terima kasih juga saya sampaikan kepada diri sendiri, atas usaha keras dan keteguhan untuk bertahan sejauh ini. Kemampuan dalam mengatur waktu, tenaga, dan pikiran memungkinkan penyelesaian Tugas Akhir ini tepat waktu.
13. Teman-Teman seperjuangan dalam Konsentrasi Energi 2021 serta teman- teman teknik elektro angkatan 2021 lainnya yang juga telah memberikan banyak dukungan kepada penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini serta teman- teman penulis lainnya yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu yang telah membantu dan memberi dorongan, motivasi dan sumbangan pemikiran dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.

Sebagai manusia biasa penulis menyadari bahwa penulisan Tugas Akhir ini masih terdapat kekurangan dan jauh dari kata sempurna karena keterbatasan ilmu pengetahuan, kemampuan dan pengetahuan yang dimiliki penulis.

Pekanbaru, 16 Oktober 2025

Penulis

Abdi Rafidan Saputra
NIM.12150513275



ANALISIS PERBANDINGAN TINGKAT AKURASI *FEEDFORWARD BACKPROPAGATION* DAN *RECURRENT NN* PADA PERAMALAN DAYA TERSAMBUNG DI PROVINSI RIAU TAHUN 2025-2029

ABDI RAFIDAN SAPUTRA

12150513275

Tanggal Sidang : 16 Oktober 2025

Program Studi Teknik Elektro

Fakultas Sains dan Teknologi

Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau

Jl. Soebrantas KM 15 No. 155 Pekanbaru

ABSTRAK

Ketersediaan daya listrik di Provinsi Riau masih mengalami ketidakseimbangan antara kebutuhan dan kapasitas produksi, yang dapat menyebabkan defisit atau pemanfaatan kapasitas pembangkit yang kurang optimal. PT PLN menggunakan berbagai metode peramalan, seperti *regresi linear*, *time series*, dan *single exponential smoothing*, dari hasil peramalan dari berbagai metode yang digunakan PLN masih mengalami defisit listrik tiap tahunnya. Oleh karena itu, diperlukan metode peramalan daya tersambung yang andal sebagai dasar perencanaan energi. Penelitian ini membahas akurasi peramalan daya tersambung menggunakan dua metode kecerdasan buatan, yaitu *Feed Forward Backpropagation* (FFBP) dan *Recurrent Neural Network* (RNN). Data yang digunakan meliputi jumlah pelanggan PLN, konsumsi listrik, dan daya tersambung selama periode 2015–2024, yang diperoleh dari PLN dan Badan Pusat Statistik (BPS). Hasil peramalan menunjukkan bahwa FFBP menghasilkan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 6,09%, sedangkan RNN mencapai MAPE sebesar 3,63%, sehingga RNN menunjukkan tingkat akurasi lebih tinggi. Prediksi daya tersambung di Provinsi Riau untuk 2025–2029 meningkat secara bertahap, yaitu 5.538 MVA pada 2025, 6.646 MVA pada 2026, 7.758 MVA pada 2027, 8.931 MVA pada 2028, dan 10.158 MVA pada 2029. Hasilnya metode *Recurrent Neural Network* lebih baik dibandingkan metode *Feed Forward Backpropagation* yang mana mampu menghasilkan MAPE Eror lebih kecil. Maka dari itu metode *Recurrent Neural Network* direkomendasikan untuk melakukan peramalan kedepannya, serta strategi pengelolaan penyediaan energi di masa depan.

Kata kunci : Daya tersambung, peramalan listrik, *Feed Forward Backpropagation* (FFBP), *Recurrent Neural Network* (RNN), MAPE, Provinsi Riau 2025-2029



COMPARATIVE ANALYSIS OF FEEDFORWARD BACKPROPAGATION AND RECURRENT NN ACCURACY LEVELS IN CONNECTED POWER FORECASTING IN RIAU PROVINCE IN 2025-2029

ABDI RAFIDAN SAPUTRA
12050513275

Sidang Date: 16 October, 2025

Electrical Engineering Study Program

Faculty of Science and Technology

University Sultan Syarif Kasim State Islamic, Riau

Jl. Soebrantas KM 15 No. 155, Pekanbaru

ABSTRACT

Electricity availability in Riau Province continues to experience an imbalance between demand and production capacity, which can lead to deficits or suboptimal utilization of generating capacity. PT PLN (State Electricity Company) uses various forecasting methods, such as linear regression, time series, and single exponential smoothing. Based on these forecasting methods, PLN still experiences electricity deficits annually. Therefore, a reliable connected power forecasting method is needed as a basis for energy planning. This study discusses the accuracy of connected power forecasting using two artificial intelligence methods, namely Feed Forward Backpropagation (FFBP) and Recurrent Neural Network (RNN). The data used include the number of PLN customers, electricity consumption, and connected power during the 2015–2024 period, obtained from PLN and the Central Statistics Agency (BPS). The forecasting results show that FFBP produces a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 6.09%, while RNN achieves a MAPE of 3.63%, thus RNN shows a higher level of accuracy. The prediction of connected power in Riau Province for 2025–2029 increases gradually, namely 5,538 MVA in 2025, 6,646 MVA in 2026, 7,758 MVA in 2027, 8,931 MVA in 2028, and 10,158 MVA in 2029. The results show that the Recurrent Neural Network method is better than the Feed Forward Backpropagation method which is able to produce a smaller MAPE Error. Therefore, the Recurrent Neural Network method is recommended for future forecasting, as well as energy supply management strategies in the future.

Keywords: *Connected load, electricity forecasting, Feed Forward Backpropagation (FFBP), Recurrent Neural Network (RNN), MAPE, Riau Province 2025-2029*

- Hak Cipta Dilindungi Undang
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber.
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



DAFTAR ISI

| | Halaman |
|--|-------------|
| LEMBAR PERSETUJUAN | i |
| LEMBAR PENGESAHAN | ii |
| LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL | iii |
| LEMBAR PERYATAAN | iv |
| LEMBAR PERSEMBAHAN | v |
| KATA PENGANTAR | vi |
| ABSTRAK | ix |
| ABSTRACT | x |
| DAFTAR ISI | xi |
| DAFTAR GAMBAR | xiii |
| DAFTAR TABEL | xiv |
| DAFTAR RUMUS | xv |
| DAFTAR SINGKATAN | xvi |
| BAB I PENDAHULUAN | I-1 |
| 1.1 Latar Belakang..... | I-1 |
| 1.2 Rumusan Masalah..... | I-5 |
| 1.3 Tujuan Penelitian | I-5 |
| 1.4 Batasan Penelitian..... | I-5 |
| 1.5 Manfaat Penelitian..... | I-6 |
| BAB II TINJAUAN PUSTAKA | II-1 |
| 2.1 Studi Literatur..... | II-1 |
| 2.2 Landasan Teori..... | II-4 |
| 2.2.1 Energi Listrik | II-4 |
| 2.2.2 Peramalan Energi Listrik | II-5 |
| 2.2.3 Metode Peramalan | II-5 |
| 2.2.4 <i>Artificial Neural Network</i> | II-6 |
| 2.2.5 Arsitektur Neuron ANN..... | II-7 |
| 2.2.6 Fungsi Aktivasi ANN..... | II-8 |
| 2.2.7 Normalisasi Data | II-9 |
| 2.2.8 Metode <i>feed forward backpropagation</i> | II-9 |

- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



| | | |
|--------|--|-------|
| 2.2.9 | Metode <i>Recurrent Neural Network</i> (RNN) | II-13 |
| 2.2.10 | <i>Mean Absolute Percentage Error</i> (MAPE) | II-16 |
| 2.2.11 | Metode <i>Regresi Polinomial</i> Untuk Peramalan | II-17 |
| 2.2.12 | Denormaliasasi Data..... | II-18 |

BAB III METODE PENELITIAN..... III-1

| | | |
|--|---|--------|
| | Jenis Penelitian | III-1 |
| | Lokasi Penelitian | III-1 |
| | Tahap Penelitian..... | III-1 |
| | Identifikasi Masalah | III-3 |
| | Studi Literatur..... | III-5 |
| | Pengumpulan Data..... | III-5 |
| | <i>Cleaning</i> Data | III-6 |
| | Normalisasi Data | III-8 |
| | Simulasi <i>Feed Forward Backpropagation Neural Network</i> | III-9 |
| | Simulasi <i>Recurrent Neural Network</i> | III-13 |
| | Perhitungan Tingkat Akurasi (MAPE)..... | III-16 |
| | Prediksi Daya Tersambung Diprovinsi Riau Tahun 2025-2029 | III-17 |
| | Analisa Hasil..... | III-17 |

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN IV-1

| | | |
|-----|---|------|
| 4.1 | Hasil MAPE <i>Feed Forward Backpropagation</i> | IV-1 |
| 4.2 | Hasil MAPE <i>Recurrent Neural Network</i> | IV-3 |
| 4.3 | Perbandingan Tingkat Akurasi Metode FFBP dan RNN | IV-6 |
| 4.4 | Hasil Peramalan Daya Tersambung Diprovinsi Riau 2025-2029 | IV-7 |

BAB V PENUTUP V-1

| | | |
|-----|-----------------|-----|
| 4.1 | Kesimpulan..... | V-1 |
| 4.2 | Saran | V-2 |

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN A

DAFTAR RIWAYAT HIDUP

**Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

DAFTAR GAMBAR**Gambar**

| | Halaman |
|--|----------------|
| 2.1 Model Neuron ANN | II-7 |
| 2.2 Proses <i>Recurrent Neural Network(RNN)</i> | II-14 |
| 3.1 <i>Flowchart</i> Penelitian | III-2 |
| 3.2 <i>Flowchart Cleaning Data</i> | III-8 |
| 3.3 Proses <i>Cleaning Data</i> pada Matlab..... | III-8 |
| 3.4 Proses Normalisasi data pada Matlab..... | III-10 |
| 3.5 Import data Inputan dan Target | III-11 |
| 3.6 Pemanggilan GIU <i>nntool</i> | III-12 |
| 3.7 Arsitektur <i>Recurrent Neural Network</i> | III-12 |
| 3.8 Arsitektur <i>Feed Forward Backpropagation</i> | III-16 |
| 4.1 Validasi Simulasi <i>Feed Forward Backpropagation</i> | IV-1 |
| 4.2 Perbandingan MAPE Akurasi dan Data Aktual <i>Feed Forward Backpropagation</i> . IV-2 | IV-2 |
| 4.3 Validasi Simulasi MAPE <i>Recurrent Neural Network</i> | IV-3 |
| 4.4 Perbandingan MAPE Akurasi dan Data Aktual <i>Recurrent Neural Network</i> | IV-4 |

DAFTAR TABEL

| Tabel | Halaman |
|--|----------------|
| 2.1 Akurasi Prediksi MAPE | II-17 |
| 3.1 Data Jumlah Pelanggan PLN Provinsi Riau 2015-2024..... | III-6 |
| 3.2 Konsumsi Listrik Provinsi Riau Tiap Sektor dalam GWH 2015-2024..... | III-6 |
| 3.3 Daya Tersambung Provinsi Riau Tiap Sektor dalam MVA 2015-2024 | III-7 |
| 3.4 Parameter Algoritma FFBP | III-13 |
| 3.5 Data Jumlah Pelanggan PLN Provinsi Riau Tahun 2015-2024..... | III-20 |
| 3.6 Konsumsi Listrik Provinsi Riau Tiap Sektor dalam GWh 2015-2024 | III-20 |
| 3.7 Hasil Normalisasi Variabel Inputan Matriks 10 x 10 | III-21 |
| 3.8 Hasil Normalisasi Target | III-22 |
| 3.9 Hasil MAPE <i>Feed Forward Backpropagation</i> | III-22 |
| 3.10 Hasil MAPE <i>Reccurent Neural Network</i> | III-24 |
| 4.1 Hasil MAPE <i>Feed Forward Backpropagation</i> | IV-1 |
| 4.2 Hasil MAPE <i>Reccurent Neural Network</i> | IV-2 |
| 4.3 Input Baru Dengan Regresi Polinomial | IV-3 |
| 4.2 Hasil Simulasi Daya Tersambung Diprovinsi Riau 2025-2029 | IV-4 |
| 4.2 Hasil Denormalisasi Daya Tersambung 2025-2029 | IV-5 |

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



DAFTAR RUMUS

- 2.1 Fungsi Ativasi ANN
- 2.2 Normalisasi Data
- 2.3 Sinyal Input Terbobot
- 2.4 Sinyal Input Terbobot Pada *Hidden Layer* Teraktivasi
- 2.5 Sinyal Output Pengiriman
- 2.6 Sinyal Output Teraktivasi
- 2.7 Error Pada Lapisan Output
- 2.8 Koreksi Bobot di Output
- 2.9 Koreksi Bias di Output
- 2.10 Akumulasi Input yang dikirimkan dari Output ke *Hidden Layer*
- 2.11 Error lapisan *Hidden Layer*
- 2.12 Koreksi Bias Pada *Hidden Layer*
- 2.13 Perubahan Bobot dan Bias dari *Hidden Layer* ke Output
- 2.14 Perubahan Bobot dan Bias Baru dari Input ke *Hidden Layer*
- 2.15 MAPE



1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

DAFTAR SINGKATAN

- ANN : *Artificial Neural Network*
FFBP : *Feed Forward Backpropagation*
RNN : *Reccurent Neural Network*
GWh : *Giga Watt Hour*
JST : *Jaringan Syaraf Tiruan*
MAPE : *Mean Absolute Percentage Error*
PLN : *Perusahaan Listrik Negara*
ULP : *Unit Layanan Pengadaan*

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Seluruh aktivitas manusia saat ini, baik secara langsung maupun tidak langsung, sangat bergantung pada ketersediaan listrik [1]. Listrik memegang peranan yang sangat penting dalam perekonomian karena berkontribusi besar terhadap produksi dan konsumsi energi di berbagai negara [2]. Permintaan listrik terus meningkat seiring dengan bertambahnya pendapatan rumah tangga, elektrifikasi tiap sektor kehidupan dan pertumbuhan digitalisasi [3]. Energi listrik juga memiliki peran penting dalam pembangunan berkelanjutan, sehingga pemilihan sumber energi rendah karbon dan ramah lingkungan menjadi prioritas utama bagi banyak negara [4]. Di Indonesia, konsumsi listrik juga mengalami peningkatan yang cukup besar, dengan total produksi PLN di tahun 2023 mencapai 323.320,62 GWh yang menunjukkan tingginya kebutuhan energi listrik di dalam negeri [5].

Dalam beberapa tahun terakhir, konsumsi listrik di Provinsi Riau mengalami peningkatan, tetapi produksi listrik menunjukkan fluktuasi yang cukup drastis [6]. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik, pada tahun 2021 produksi listrik tercatat sebesar 207,412 GWh, kemudian menurun menjadi 192,037 GWh pada tahun 2022 [7][8]. Pada tahun 2023, produksi mengalami sedikit peningkatan menjadi 196,828 GWh sebelum akhirnya melonjak signifikan menjadi 426,709 GWh pada tahun 2024 [9][10]. Sementara itu, data aktual konsumsi listrik menunjukkan tren yang terus meningkat, yakni 6,108 GWh pada tahun 2021, 7,692 GWh pada tahun 2022, 8,213 GWh pada tahun 2023, dan mencapai 8,815 GWh pada tahun 2024. ketidakseimbangan antara kebutuhan dan produksi ini mencerminkan adanya potensi defisit listrik yang dapat mengganggu keseimbangan sistem kelistrikan di Provinsi Riau [11]-[13].

Kondisi kebutuhan dan produksi listrik di Provinsi Riau menunjukkan ketidakseimbangan yang signifikan dalam beberapa tahun terakhir, dengan konsumsi yang terus meningkat sementara produksi mengalami fluktuasi. Ketidakseimbangan ini berpotensi menimbulkan defisit listrik yang dapat mengganggu kestabilan sistem kelistrikan di wilayah Riau sendiri. PT PLN menggunakan berbagai metode peramalan, seperti *regresi linear*, *time series*, dan *single exponential smoothing*, dari hasil peramalan dari berbagai metode yang digunakan PLN masih mengalami defisit listrik tiap tahunnya. Maka dari itu dibutuhkan

metode peramalan yang adaptif dan akurat agar PLN dapat merencanakan pasokan listrik secara tepat, meminimalkan risiko kekurangan, dan menjaga kestabilan sistem kelistrikan di Provinsi Riau [13]. Untuk mengatasi ketidakseimbangan ini, diperlukan sistem tenaga listrik yang mampu menyediakan daya yang cukup serta berkualitas baik agar kebutuhan listrik masyarakat dapat terpenuhi [14]. Dalam sistem kelistrikan, daya yang dihasilkan harus selalu seimbang dengan daya yang dikonsumsi oleh pengguna agar sistem tetap stabil dan beroperasi dengan optimal. Apabila daya tidak mencukupi dengan kebutuhan konsumen maka menyebabkan pemandaman bergilir. Sedangkan apabila kapasitas daya berlebihan akan mengakibatkan kapasitas terpasang yang ada tidak termanfaatkan secara maksimal [15]. Oleh karena itu, peramalan daya tersambung menjadi langkah penting dalam memastikan pasokan listrik yang andal serta meminimalkan risiko gangguan akibat ketidakseimbangan daya [14]. Dengan metode peramalan yang akurat, kapasitas daya tersambung dapat diprediksi dengan lebih baik sehingga memungkinkan perencanaan distribusi energi yang lebih efisien.

Peramalan daya tersambung yang akurat sangat penting untuk memastikan keseimbangan antara pasokan dan konsumsi listrik, sehingga sistem tenaga listrik dapat beroperasi secara stabil dan efisien [14] [15]. Ketidakakuratan dalam peramalan dapat menyebabkan kesalahan dalam perencanaan infrastruktur kelistrikan yang berpotensi mengakibatkan ketidakseimbangan antara produksi dan permintaan daya [16]. Jika daya yang tersedia tidak mencukupi kebutuhan, maka dapat terjadi pemandaman listrik bergilir [17]. Sebaliknya, apabila daya yang dipasok melebihi kebutuhan aktual, maka kapasitas pembangkit yang tidak terpakai menjadi kurang efisien dan menyebabkan pemborosan sumber daya [18]. Dengan demikian, metode peramalan yang digunakan harus memiliki tingkat akurasi yang tinggi agar kesalahan prediksi dapat diminimalkan dan keputusan strategis dalam pengelolaan sistem kelistrikan dapat diambil secara optimal [19].

Metode peramalan secara umum dapat dikategorikan menjadi tiga kelompok utama, yaitu metode deret waktu, metode kausal atau korelasi, dan metode berbasis kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) [20]. Metode deret waktu memanfaatkan data historis untuk mengidentifikasi pola dan tren yang dapat digunakan dalam peramalan, seperti metode smoothing, dan box-jenkins [21]. Kemudian, metode kausal atau korelasi mengamati hubungan antara variabel yang diprediksi dengan variabel lain yang mempengaruhinya, termasuk metode regresi dan korelasi, model ekonometrik, serta model *input-output* [21]. Selain itu, metode berbasis kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) mengandalkan

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber.

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

algoritma pembelajaran mesin untuk mengolah data secara otomatis dan menghasilkan prediksi yang lebih adaptif serta akurat dengan menggunakan teknik seperti jaringan saraf tiruan (*Artificial Neural Networks*) dan model *deep learning* [22]. Berdasarkan metode yang ada metode menggunakan (*Artificial Intelligence*) memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dengan error kecil dalam peramalan, dengan demikian peramalan ini sering digunakan dalam penelitian-penelitian terdahulu [23]-[29].

Dalam metode berbasis kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) terdapat algoritma *Feed Forward Backpropagation* dan *Recurrent Neural Network*. Metode algoritma ini telah digunakan oleh penelitian-penelitian terdahulu dengan tingkat akurasi yang sangat baik [23]-[29]. Pada algoritma, *Feed Forward Backpropagation*, penelitian [23] menunjukkan bahwa model *Backpropagation* yang dikombinasikan fitur ekstraksi dan PSO memiliki kinerja yang lebih unggul dibandingkan dengan model lainnya dalam melakukan peramalan permintaan listrik. Berdasarkan hasil evaluasi, model ini menghasilkan nilai RMSE sebesar 0.5344, MAPE sebesar 0.1773, dan SI sebesar 0.0003. Penelitian [24] menunjukkan bahwa model ANN dengan *Backpropagation* mampu memberikan prediksi beban listrik jangka panjang yang lebih akurat dibandingkan metode tradisional. Dengan MAPE sebesar 0.045, yang merupakan hasil terbaik dibandingkan dengan metode lainnya. Penelitian [25] diperoleh model jaringan saraf tiruan terbaik dengan struktur 10 unit pada lapisan input dan 4 unit pada lapisan tersembunyi. Model ini memiliki nilai kesalahan kuadrat rata-rata (MSE) terkecil sebesar 0.000145, yang menunjukkan bahwa model ini mampu melakukan prediksi dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah. Penelitian [26] menunjukkan bahwa metode TLBO-FFBNN memiliki tingkat akurasi yang sangat tinggi dalam peramalan beban listrik jangka panjang. Dengan nilai MAPE rata-rata sebesar 0.000004936%.

Sedangkan, pada algoritma, *Recurrent Neural Network*, Penelitian [27] menunjukkan bahwa model hibrida NARX-GAs-K Mean Clustering memiliki kinerja terbaik dalam peramalan konsumsi listrik dibandingkan dengan model lainnya. Model ini mencatat nilai RMSE sebesar 0.08759 yang menunjukkan keseimbangan terbaik dalam peramalan jangka panjang dengan tingkat kesalahan paling rendah. Penelitian [28] menunjukkan bahwa model LSTM-RNN yang dikembangkan memiliki tingkat akurasi yang sangat tinggi dalam peramalan beban listrik. Untuk peramalan beban listrik per jam, model ini berhasil mencapai MAPE sebesar 1,5% sedangkan untuk peramalan beban tahunan, model memperoleh MAPE sebesar 1,77%. Penelitian [29] menunjukkan bahwa model T2V-GRU yang diusulkan memiliki tingkat akurasi tertinggi dalam peramalan daya angin dibandingkan model lainnya.

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Model ini mencapai akurasi maksimum sebesar 93,12%, dengan nilai MAE sebesar 286,10 kW dan RMSE sebesar 489,54 kW, yang merupakan tingkat kesalahan peramalan terendah diantara semua model yang diuji.

Dalam penelitian sebelumnya, perbandingan metode *Feed Forward Backpropagation* dan *Recurrent Neural Network* telah banyak dilakukan untuk berbagai jenis peramalan, seperti peramalan konsumsi energi. Namun, penelitian-penelitian tersebut umumnya berfokus pada variabel yang berbeda. Pengembangan penelitian ini memiliki *gap* dengan menjadikan daya tersambung sebagai objek dalam analisis perbandingan kedua metode ini, dimana sebelumnya belum ditemukan studi dengan variabel daya tersambung yang dibandingkan dengan metode *Feed Forward Backpropagation* dan *Recurrent Neural Network* dalam memprediksi daya tersambung khususnya di Provinsi Riau.

Berdasarkan tingkat akurasi yang baik melalui metode *Feed Forward Backpropagation* dan *Recurrent Neural Network*, penelitian ini akan melakukan analisis perbandingan antara kedua algoritma tersebut dalam peramalan daya tersambung di Provinsi Riau. Setelah melakukan analisis perbandingan kedua metode tingkat akurasi peramalan maka langkah selanjutnya adalah melakukan prediksi daya tersambung di Provinsi Riau dengan metode terbaik dari kedua metode yang ada. Metode yang digunakan dalam penelitian ini mencakup pengumpulan data historis daya tersambung (MVA) di Provinsi Riau tahun 2015-2024 sebagai data *target* dan data input berupa jumlah pelanggan PLN dan Konsumsi Energi (GWh) dengan masing-masing sektor rumah tangga, industri, komersial, sosial dan gedung pemerintahan. Dengan demikian akan membentuk data input matriks 10×10 . Kemudian dilanjutkan dengan normalisasi data menggunakan sigmoid bipolar, dan dilanjutkan dengan dilansimulasi kedua metode melalui *software Matlab*. Selanjutnya, hasil peramalan dari kedua algoritma akan dievaluasi berdasarkan tingkat akurasi melalui Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Setelah itu, membandingkan hasil evaluasi ini, untuk mengidentifikasi algoritma yang memberikan tingkat akurasi tertinggi dalam peramalan daya tersambung. Setelah dilakukan prediksi daya tersambung dengan metode yang terbaik melalui daya inputan menggunakan metode polinomial linear menggunakan *network* yang sudah dilatih sebelumnya. Sehingga hasilnya dapat menjadi rekomendasi dalam perencanaan sistem tenaga listrik terutama bagi pemangku *stakeholder* seperti PT. PLN.

Berdasarkan temuan kondisi aktual, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis tingkat akurasi metode *Feed Forward Backpropagation*, tingkat akurasi metode *Recurrent Neural Network* dan melakukan perbandingan akurasi antara kedua algoritma *Feed Forward*

Backpropagation dan Recurrent Neural Network dan meramalkan daya tersambung di Provinsi Riau tahun 2025-2029. Dengan membandingkan hasil evaluasi ini, maka dapat mengidentifikasi algoritma yang memberikan tingkat akurasi terbaik dalam peramalan daya tersambung. Dengan demikian, penulis tertarik untuk mengkaji penelitian dengan judul **“Analisis Perbandingan Tingkat Akurasi Feed Forward Backpropagation dan Recurrent NN pada Peramalan Daya Tersambung di Provinsi Riau Tahun 2025-2029”**.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, rumusan masalah yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Berapa tingkat akurasi metode *Feed Forward Backpropagation* dan *Recurrent Neural Network* pada peramalan daya tersambung di Provinsi Riau?
2. Bagaimana analisis perbandingan akurasi metode *Feed Forward Backpropagation* dan metode *Recurrent Neural Network* pada peramalan daya tersambung di Provinsi Riau?
3. Berapa hasil prediksi daya tersambung di Provinsi Riau untuk tahun 2025-2029?

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah:

1. Menghitung tingkat akurasi metode *Feed Forward Backpropagation* dan *Recurrent Neural Network* pada peramalan daya tersambung di Provinsi Riau.
2. Menganalisis analisis perbandingan akurasi metode *Feed Forward Backpropagation* dan metode *Recurrent Neural Network* mana yang lebih baik pada peramalan daya tersambung di Provinsi Riau.
3. Menganalisis hasil prediksi daya tersambung di Provinsi Riau untuk tahun 2025-2029.

1.4. Batasan Penelitian

Adapun batasan penelitian terhadap objek penelitian diantaranya sebagai berikut:

1. Penelitian ini menggunakan data jumlah pelanggan PLN pada Provinsi Riau melalui website resmi pusat statistika PLN.
2. Penelitian ini menggunakan data energi listrik terjual Provinsi Riau melalui website resmi Badan Pusat Statistik Provinsi Riau.
3. Penelitian ini menggunakan data daya tersambung Provinsi Riau melalui website resmi Badan Pusat Statistik Provinsi Riau.

4. Diasumsikan bahwa kapasitas produksi listrik dari produsen tetap konstan, tanpa menghitung ketidakstabilan dalam produksi.
5. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini adalah software Mathlab.

1.5. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dalam penelitian yang dilakukan diantaranya sebagai berikut:

1. Bagi penulis, mengembangkan variabel terbaru mengenai perbandingan metode *Feed Forward Backpropagation* dan metode *Recurrent Neural Network* pada peramalan daya tersambung di Provinsi Riau
2. Bagi lembaga pendidikan, penelitian ini dapat menjadi rujukan ilmiah bagi mahasiswa atau peneliti lain yang ingin mempelajari atau melakukan penelitian sejenis di bidang *forecasting*.
3. Bagi perusahaan, seperti PT. PLN hasil penelitian ini berkontribusi untuk mengembangkan strategi pengelolaan energi yang lebih akurat di Provinsi Riau, terutama pada peramalan daya tersambung.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Studi Literatur

Penelitian [23] berjudul "Peramalan Permintaan Listrik Menggunakan Teknik Ekstraksi dan Optimasi Fitur Hibrida" mengkaji peramalan kebutuhan listrik dengan pendekatan kombinasi ekstraksi fitur dan optimasi berbasis kecerdasan buatan. Model yang diterapkan mencakup SVR, ELM, dan LSTM, yang disempurnakan menggunakan algoritma GA dan PSO. Studi ini menggunakan data harian dari jaringan listrik Nigeria selama periode Januari 2015 hingga Desember 2018, dengan mempertimbangkan variabel seperti permintaan listrik, suhu, kelembaban, dan hari libur. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode LSTM yang dioptimalkan dengan PSO memberikan prediksi paling akurat dengan MAPE sebesar 3,45%, melampaui kinerja SVR dan ELM. Dengan demikian, performa 96,55%. Temuan ini menjadi referensi utama dalam pemanfaatan teknik optimasi untuk meningkatkan akurasi peramalan listrik dalam riset ini [23].

Penelitian [24] berjudul "Algoritma Backpropagation Adaptif untuk Peramalan Beban Listrik Jangka Panjang" mengkaji peningkatan akurasi peramalan beban listrik jangka panjang dengan menerapkan Adaptive Backpropagation Algorithm (ABPA) sebagai penyempurnaan dari Backpropagation (BPA) tradisional. Model Multi-Layer Perceptron (MLP) digunakan dengan mekanisme adaptif untuk meminimalkan akumulasi kesalahan prediksi. Studi ini menganalisis data konsumsi listrik bulanan Irak dari 2011 hingga 2020, dengan tambahan variabel seperti jenis konsumsi energi dan periode pemadaman listrik. Hasilnya menunjukkan bahwa ABPA lebih unggul dibandingkan BPA konvensional, dengan MSE 1.195.650 dan MAPE 0.045, jauh lebih akurat dibandingkan BPA yang memiliki MSE 50.759.957 dan MAPE 0.26. Dengan demikian, BPA yang paling akurat ini memiliki performasi terbaik dengan akurasi 99.74%. Penelitian ini membuktikan bahwa ABPA lebih efektif dalam menyesuaikan prediksi terhadap perubahan pola konsumsi listrik, menjadikannya metode yang lebih andal untuk peramalan jangka panjang [24].

Penelitian [25] membahas pemodelan konsumsi listrik di Kota Kendari dengan menerapkan jaringan saraf tiruan berbasis backpropagation. Model dilatih menggunakan data historis konsumsi listrik harian untuk memprediksi beban puncak, dengan konfigurasi optimal terdiri dari 10 unit pada lapisan input dan 4 unit pada lapisan tersembunyi. Hasil

penelitian menunjukkan tingkat akurasi tinggi dengan MSE 0.000145, di mana beban puncak tertinggi tercatat pada pukul 20.00 sebesar 75,593 MWh, sedangkan beban terendah terjadi pukul 05.00 sebesar 64,203 MWh. Prediksi konsumsi listrik selama satu minggu ke depan menunjukkan pola yang stabil, mengonfirmasi efektivitas model dalam menganalisis tren konsumsi listrik. Studi ini membuktikan bahwa metode backpropagation dapat diterapkan secara efisien untuk peramalan konsumsi listrik dan pengelolaan beban energi [25].

Selanjutnya penelitian [27] terkait keempat menggunakan algoritma, *Recurrent Neural Network*, yang berjudul "Peramalan Konsumsi Listrik Secara Time Series Menggunakan Model Hybrid Jaringan Syaraf Tiruan Rekursif dan Algoritma Genetika" yang bertujuan untuk meningkatkan akurasi peramalan konsumsi listrik di Kota Tulkarm, Palestina. Studi ini mengembangkan model NARX-GAs-K Mean Clustering, yang mengombinasikan Nonlinear Autoregressive with External Input (NARX) dengan algoritma genetika dan teknik klasterisasi K-Means untuk mengoptimalkan prediksi konsumsi listrik. Penelitian ini menggunakan data historis dari tahun 2018–2020 dan membandingkan tiga model hibrida: RNN-GAs, NARX-GAs, dan NARX-GAs-K Mean Clustering. Evaluasi dilakukan berdasarkan Root Mean Square Error (RMSE), di mana NARX-GAs-K Mean Clustering terbukti paling akurat dengan RMSE 0.08759, unggul dalam menangani pola konsumsi listrik yang kompleks. Hasil penelitian menunjukkan bahwa RNN lebih efektif untuk peramalan jangka pendek, sedangkan model NARX-GAs-K Mean Clustering lebih optimal untuk prediksi jangka panjang. Model ini diharapkan membantu optimalisasi distribusi listrik dan mendukung transisi ke energi terbarukan [27].

Penelitian [28] kelima terkait dalam riset ini berjudul "Memberdayakan Peramalan Beban Berbasis Data dengan Memanfaatkan Jaringan Syaraf Berulang Memori Jangka Pendek dan Panjang", yang bertujuan untuk meningkatkan akurasi peramalan beban listrik menggunakan model Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network (LSTM-RNN). Model ini dirancang untuk menangkap pola konsumsi listrik yang kompleks dengan mempertimbangkan faktor dinamis seperti suhu, kelembapan, dan pola musiman. Penelitian ini menggunakan data historis dari perusahaan utilitas di Jerman dan mengevaluasi kinerja model berdasarkan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan Root Mean Squared Error (RMSE). Hasil menunjukkan bahwa model LSTM-RNN lebih unggul dibandingkan metode konvensional, dengan MAPE 1,5% untuk peramalan per jam dan 1,77% untuk peramalan tahunan. Dengan demikian, performasi terbaik memiliki akurasi sebesar 98,5%. Model ini juga terbukti tahan terhadap data yang tidak lengkap atau mengandung noise. Dengan

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber.

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

pendekatan ini, penelitian ini berkontribusi pada pengembangan sistem tenaga listrik berbasis smart grid, meningkatkan efisiensi operasional, serta memperkuat keandalan jaringan listrik [28].

Penelitian [29] ini berjudul "Peramalan Tenaga Angin Berdasarkan Model Jaringan Syaraf Tiruan Berulang yang Baru", Penelitian ini mengembangkan model T2V-GRU untuk meningkatkan ketepatan prediksi daya angin dengan mengombinasikan Time2Vec (T2V) dan Gated Recurrent Unit (GRU) agar lebih efektif dalam mengenali pola temporal kompleks pada data turbin angin berkapasitas 7 MW. Data dari SCADA diproses menggunakan metode DBSCAN guna menyaring outlier, sehingga meningkatkan kualitas input dan akurasi hasil prediksi. Model ini dievaluasi menggunakan metrik MAE, RMSE, serta tingkat akurasi, lalu dibandingkan dengan model lain seperti T2V-LSTM, LSTM, dan GRU. Hasilnya menunjukkan bahwa T2V-GRU memiliki performa terbaik dengan akurasi 93,12%, MAE 286,10 kW, dan RMSE 489,54 kW. Selain itu, DBSCAN terbukti lebih unggul dibandingkan Isolation Forest dalam meningkatkan kualitas data. Model ini berkontribusi pada optimasi pembangkit listrik tenaga angin dengan meningkatkan efisiensi operasional turbin dan mendukung sistem pengelolaan energi berbasis kecerdasan buatan yang lebih adaptif dan berkelanjutan [29].

Penelitian ini berfokus pada permasalahan ketidakseimbangan antara daya tersambung dan konsumsi listrik di Provinsi Riau, yang menghambat PLN dalam menentukan kapasitas pasokan listrik secara optimal [14]. Tantangan ini semakin meningkat akibat fluktuasi produksi listrik yang signifikan serta permintaan listrik yang terus bertambah tiap tahunnya [6]. Untuk mengatasi permasalahan ini di sisi konsumen, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi tingkat akurasi metode *Feed Forward Backpropagation* dan *Recurrent Neural Network* dalam meramalkan daya tersambung, sehingga dapat mengidentifikasi algoritma yang paling efektif untuk prediksi daya tersambung di Provinsi Riau. Kedua metode tersebut dipilih karena keunggulannya dalam menghasilkan prediksi dengan tingkat akurasi tinggi berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya. Pengembangan dalam penelitian ini melibatkan pemanfaatan data historis daya tersambung (MVA) sebagai variabel target, serta jumlah pelanggan PLN dan energi terjual (GWh) dari berbagai sektor sebagai variabel input. Selain itu, normalisasi data akan dilakukan menggunakan fungsi sigmoid bipolar, serta simulasi peramalan akan dijalankan melalui software MATLAB guna meningkatkan akurasi prediksi. Dengan pendekatan ini, hasil penelitian diharapkan dapat

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber.

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

memberikan masukan bagi PLN dalam merancang sistem tenaga listrik yang lebih stabil dan efisien [5]-[13].

2.2. Landasan Teori

2.2.1. Energi Listrik

Energi listrik merupakan salah satu bentuk energi yang dihasilkan dari pergerakan elektron melalui suatu penghantar dan dapat diubah menjadi berbagai jenis energi lain, seperti cahaya, panas, serta energi mekanik [30]. Dalam kehidupan sehari-hari, energi listrik memiliki peran yang sangat penting dan digunakan di berbagai sektor, termasuk industri, transportasi, komunikasi, serta kebutuhan rumah tangga [31]. Sumber energi listrik dapat berasal dari berbagai macam pembangkit, seperti tenaga air, angin, surya, nuklir, serta bahan bakar fosil. Proses konversi dari energi primer menjadi energi listrik dilakukan melalui mekanisme tertentu yang melibatkan generator guna menghasilkan arus listrik. Dengan meningkatnya permintaan energi listrik, pengembangan teknologi pembangkitan yang lebih efisien dan ramah lingkungan menjadi salah satu fokus utama bagi banyak negara [32].

Selain kegunaannya dalam kehidupan sehari-hari, energi listrik juga berperan besar dalam mendorong pertumbuhan ekonomi suatu negara karena dapat meningkatkan produktivitas dan efisiensi sektor industri [33]. Negara dengan konsumsi energi listrik yang lebih tinggi umumnya menunjukkan tingkat pembangunan ekonomi yang lebih pesat dibandingkan negara dengan konsumsi listrik yang lebih rendah [34]. Namun, dalam proses produksinya, energi listrik menghadapi sejumlah tantangan, seperti keterbatasan sumber daya, tingginya biaya produksi, serta dampak negatif terhadap lingkungan akibat penggunaan bahan bakar fosil. Dengan demikian, peralihan menuju pemanfaatan sumber energi listrik terbarukan, seperti tenaga surya menjadi solusi utama untuk mengurangi ketergantungan terhadap energi berbasis fosil serta menekan emisi karbon [32].

2.2.2. Peramalan Energi Listrik

Peramalan energi listrik merupakan suatu proses untuk memperkirakan kebutuhan listrik di masa mendatang dengan menganalisis data historis serta faktor-faktor yang berpengaruh terhadap konsumsi energi [35]. Peramalan ini memiliki peran dalam perencanaan sistem tenaga listrik untuk memastikan keseimbangan antara pasokan dan permintaan energi sehingga operasional sistem tetap optimal [36]. Terdapat tiga metode utama dalam peramalan energi listrik, yaitu pendekatan deret waktu, pendekatan kausal, dan metode berbasis kecerdasan buatan [20]. Pendekatan deret waktu memanfaatkan pola dari data masa lalu untuk memperkirakan konsumsi listrik, sedangkan metode kausal

mempertimbangkan faktor eksternal seperti kondisi ekonomi, sosial, dan perkembangan industri yang memengaruhi kebutuhan listrik [21]. Sementara itu, metode berbasis kecerdasan buatan, seperti *Artificial Neural Network* (ANN), semakin banyak digunakan karena kemampuannya dalam mengolah data kompleks serta memberikan hasil prediksi yang lebih presisi [22].

Peramalan dapat diklasifikasikan berdasarkan rentang waktu [37]. Dalam jangka pendek, peramalan berfungsi untuk menentukan kebutuhan energi harian atau mingguan yang umumnya dikelola oleh manajemen operasional. Tujuannya adalah memastikan ketersediaan pasokan energi yang cukup untuk memenuhi permintaan dalam waktu singkat, sehingga tidak terjadi defisit atau surplus. Sementara itu, peramalan jangka menengah diterapkan dalam perencanaan bulanan atau triwulan yang diawasi oleh manajemen tingkat menengah guna menyeimbangkan produksi dan distribusi energi. Adapun untuk jangka panjang, peramalan energi mencakup proyeksi tahunan hingga beberapa dekade mendatang [37].

2.2.3. Metode-Metode Peramalan

Berbagai metode peramalan digunakan untuk menghasilkan prediksi guna mendukung pengambilan keputusan strategis dalam jangka pendek maupun panjang. Tiga metode utama yang sering digunakan adalah metode deret waktu, metode kausal atau korelasi, serta metode berbasis kecerdasan buatan [20]. Setiap metode memiliki pendekatan yang berbeda dalam menganalisis data historis dan variabel yang mempengaruhinya.

1. Metode Deret Waktu

Metode ini berfokus pada analisis pola hubungan antara variabel yang diprediksi dan waktu. Salah satu pendekatan dalam metode ini adalah *smoothing*, yang digunakan untuk menghaluskan data historis guna mengurangi pengaruh fluktuasi musiman atau anomali. Teknik yang sering digunakan dalam metode ini meliputi rata-rata kumulatif, *moving average*, serta *exponential smoothing*. Selain itu, metode *Box Jenkins* memanfaatkan model matematika dalam analisis deret waktu guna meminimalkan kesalahan prediksi. Metode ini lebih efektif untuk peramalan jangka pendek dengan akurasi tinggi jika didukung oleh data historis yang memadai. Sementara itu, metode proyeksi tren dengan regresi menggunakan persamaan matematika untuk membentuk garis tren yang dapat digunakan dalam prediksi jangka pendek maupun panjang. Metode ini sering diterapkan dalam perencanaan strategis, termasuk pengembangan produk dan investasi [38].

2. Metode Kausal

Metode ini mengkaji hubungan antara variabel utama yang diprediksi dengan variabel lain yang berpengaruh, selain faktor waktu. Salah satu pendekatan dalam metode ini adalah korelasi yang menggunakan teknik kuadrat terkecil untuk membangun persamaan prediktif berdasarkan pola hubungan variabel. Model ekonometrik juga termasuk dalam metode ini, yang menggunakan serangkaian persamaan regresi simultan guna memperoleh prediksi akurat dalam jangka pendek maupun panjang. Selain itu, model *input-output* digunakan untuk menganalisis tren ekonomi dalam jangka panjang, meskipun kurang efisien untuk prediksi jangka pendek [38].

3. Metode *Artificial Intelligence*

Metode ini semakin populer dalam peramalan karena kemampuannya dalam mengolah data kompleks dengan cepat dan akurat. Proses peramalan ini diawali dengan pengumpulan dan pemrosesan data yang relevan, baik dari sumber internal maupun eksternal. Data yang telah disaring kemudian dianalisis menggunakan algoritma pembelajaran mesin, seperti jaringan saraf tiruan (*Artificial Neural Network*) atau model pembelajaran mendalam (*Deep Learning*). Model yang menunjukkan kinerja terbaik kemudian dikustomisasi dan diuji ulang untuk memastikan efektivitasnya sebelum digunakan dalam prediksi *real-time*. Dengan metode ini, peramalan dapat dilakukan secara cepat dalam mendukung pengambilan keputusan di berbagai sektor [22].

2.2.4. *Artificial Neural Network*

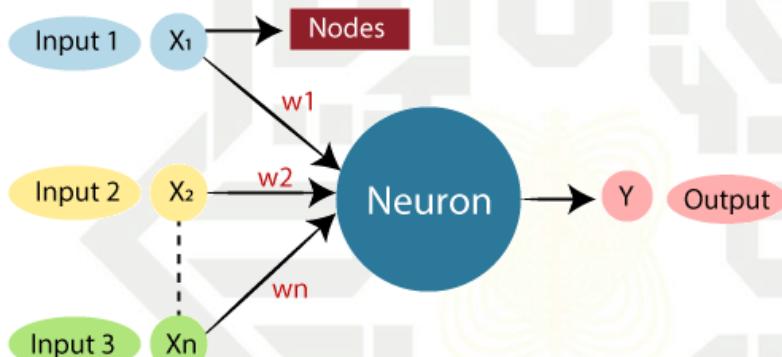
Artificial Neural Network (ANN) merupakan suatu model komputasi yang dirancang untuk meniru mekanisme kerja jaringan saraf biologis pada otak manusia dalam mengolah informasi serta menyelesaikan berbagai permasalahan yang kompleks. ANN terdiri dari beberapa neuron buatan yang tersusun dalam lapisan-lapisan tertentu, yaitu lapisan input, lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan output. Setiap neuron dalam jaringan ini saling terhubung melalui bobot tertentu yang diperbarui selama proses pelatihan guna mengurangi kesalahan dalam prediksi. ANN telah banyak diterapkan dalam berbagai bidang, seperti pengenalan pola, klasifikasi, pemrosesan bahasa serta sistem prediksi berbasis data [39].

Dalam ANN, proses pembelajaran terdiri dari tiga tahapan utama, yaitu pelatihan (*training*), validasi (*validation*), dan pengujian (*testing*). Pada tahap pelatihan, data historis dimanfaatkan untuk menyesuaikan bobot neuron dengan menggunakan algoritma pembelajaran seperti *backpropagation*. Tahap validasi bertujuan untuk menilai performa

model sekaligus mencegah terjadinya *overfitting*. Sementara itu, tahap pengujian dilakukan untuk mengukur tingkat keakuratan model dengan menggunakan data baru yang belum pernah digunakan sebelumnya. ANN memiliki keunggulan dalam menangani hubungan *non linear* dalam data dan kemampuannya dalam mengenali pola yang rumit serta dinamis [40].

2.2.5. Arsitektur Neuron ANN

Model neuron buatan dirancang dengan struktur yang meniru mekanisme dasar dari neuron biologis, yang terdiri dari tiga elemen utama yakni fungsi penjumlahan, fungsi aktivasi, dan keluaran. Seperti halnya neuron dalam otak manusia, neuron buatan menerima masukan atau informasi yang kemudian diproses melalui serangkaian tahapan yang menyerupai cara kerja neuron alami [40].



Gambar 2.1 Model Neuron ANN [41]

Setiap input yang masuk ke neuron diberikan bobot tertentu yang menentukan seberapa besar pengaruhnya dalam proses pemrosesan informasi. Input tersebut kemudian dikalikan dengan bobot yang telah ditentukan dan dijumlahkan menggunakan fungsi penjumlahan. Fungsi ini berfungsi untuk menggabungkan seluruh input berbobot dan menghasilkan nilai total [40]. Setelah nilai total dihitung, neuron perlu menentukan apakah sinyal yang dihasilkan cukup kuat untuk diteruskan, di mana fungsi aktivasi berperan. Fungsi aktivasi membandingkan hasil penjumlahan dengan ambang batas (*threshold*) yang telah ditetapkan. Jika nilai hasil penjumlahan melampaui ambang batas, neuron akan diaktifkan dan mengirimkan sinyal ke neuron lain yang terhubung dengannya. Sebaliknya, jika nilainya tidak mencapai ambang batas, neuron tetap dalam keadaan tidak aktif dan tidak meneruskan sinyal. Dengan demikian, neuron buatan memiliki tiga komponen utama, yaitu fungsi penjumlahan, fungsi aktivasi, dan keluaran [40].

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2.2.6. Fungsi Aktivasi ANN

Dalam penelitian ini, fungsi aktivasi yang digunakan pada metode *Feed Forward Backpropagation* dan *Recurrent Neural Network* adalah *sigmoid bipolar* yaitu salah satu variasi dari fungsi sigmoid dengan rentang output antara [-1,1], berbeda dengan fungsi sigmoid standar yang memiliki rentang [0,1]. Fungsi ini umum diterapkan dalam jaringan saraf tiruan (ANN), khususnya ketika diperlukan output yang bervariasi mencakup nilai negatif maupun positif [42].

Salah satu keunggulan utama dari fungsi ini adalah kemampuannya dalam menghadirkan sifat *non linear*, yang sangat penting untuk mengenali pola hubungan kompleks antara input dan output dalam ANN. Walaupun memiliki kemiripan dengan fungsi *sigmoid* konvensional, fungsi *sigmoid bipolar* telah dimodifikasi sehingga menghasilkan keluaran dalam interval [-1,1]. Hal ini memungkinkan jaringan saraf untuk memberikan respons yang lebih adaptif yang sangat berguna dalam berbagai aplikasi, seperti pengklasifikasian data yang tidak hanya mempertimbangkan probabilitas positif tetapi juga respons negatif [42]. Berikut ini adalah persamaan matematis dari fungsi *sigmoid bipolar*.

$$f(x) = \frac{2}{1+e^{-x}} - 1 \quad (2.1)$$

Keterangan:

- $f(x)$ Fungsi output
 x Nilai input
 e Bilangan euler

2.2.7. Normalisasi Data

Normalisasi data adalah proses penyesuaian nilai data agar berada dalam rentang tertentu, sehingga lebih mudah diolah dan dianalisis. Teknik ini bertujuan untuk mengurangi skala perbedaan antar data, sehingga tidak ada nilai yang mendominasi proses perhitungan. Normalisasi sering digunakan dalam data *mining* untuk meningkatkan akurasi analisis dan mempercepat proses komputasi. Dengan menerapkan normalisasi, data dari berbagai skala dapat dibandingkan secara lebih adil dan konsisten. Dalam penelitian ini, data akan dinormalisasi ke dalam rentang *sigmoid bipolar* [43]:

$$X_n = 2 \cdot \frac{X_p - \min\{X_p\}}{\max\{X_p\} - \min\{X_p\}} - 1 \quad (2.2)$$

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Keterangan:

 X_p = Nilai data *real* sebelum normalisasi $\max\{X_p\}$ = Nilai maksimum data *real* $\min\{X_p\}$ = Nilai minimum data *real*

2.2.8. Metode *Feed Forward Backpropagation*

Metode jaringan *Feed Forward Backpropagation* merupakan salah satu metode dalam pembelajaran terawasi (*supervised learning*) yang banyak digunakan untuk menyelesaikan masalah pengenalan pola yang kompleks. Dalam arsitektur jaringan ini, setiap neuron pada lapisan input terhubung ke semua neuron pada lapisan tersembunyi, sedangkan neuron pada lapisan tersembunyi juga memiliki koneksi ke lapisan output. Dikarenakan memiliki beberapa lapisan, model ini sering disebut sebagai jaringan multilayer. Saat data pelatihan dimasukkan, informasi akan diproses melalui lapisan tersembunyi sebelum mencapai lapisan output, sehingga memungkinkan jaringan untuk belajar dan mengidentifikasi pola dalam data [44].

Setelah pola masukan diproses, neuron pada lapisan output akan menghasilkan keluaran sebagai respons dari jaringan saraf tiruan. Jika hasil yang diperoleh belum sesuai dengan nilai yang diharapkan, maka dilakukan mekanisme umpan balik (*backpropagation*), di mana kesalahan pada output dikoreksi dengan mengalirkan kembali informasi melalui lapisan tersembunyi hingga mencapai lapisan input. Tahap ini berperan penting dalam proses pelatihan jaringan karena bobot-bobot pada koneksi antar neuron diperbarui untuk meningkatkan akurasi prediksi. Proses ini terus berlangsung hingga pelatihan selesai, kemudian dilanjutkan dengan tahap pengujian guna mengevaluasi kinerja jaringan secara keseluruhan. Algoritma *Feed Forward Backpropagation* terdiri dari [44]:

1. Menginisialisasi bobot jaringan secara acak dengan nilai sekecil mungkin.
2. Apabila dalam iterasi belum terpenuhi, maka ulangi langkah 3-10.
3. Untuk setiap pasangan data uji, langkah *feedforward* dan *backpropagation* dijalankan
4. Langkah 4 hingga 6 adalah langkah *feedforward*. Dimana tiap unit input ($x_i, i=1, \dots, n$) menerima sinyal *input* x_i kemudian akan disebarluaskan ke semua unit pada lapisan *hidden layer*.
5. Tiap unit dari lapisan tersembunyi ($z_j, j=1, \dots, p$) menjumlahkan sinyal input yang terbobot dengan persamaan berikut ini:

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber.

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber.
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

$$z_{in_j} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (2.3)$$

Kemudian sinyal output dari input ini diaktivasi menggunakan fungsi aktivasi pada lapisan tersembunyi dengan persamaan berikut ini:

$$z_j = f(z_{in_j}) \quad (2.4)$$

Keterangan:

- z_{in_j} = Sinyal output dari lapisan input menuju lapisan tersembunyi
 z_j = Sinyal output dari lapisan tersembunyi yang sudah diaktivasi
 v_{0j} = Nilai bias pada lapisan input ke lapisan tersembunyi
 x_i = Nilai sinyal input
 v_{ij} = Bobot vektor dari lapisan input ke lapisan tersembunyi
 f = Fungsi aktivasi

6. Selanjutnya sinyal akan dikirimkan ke lapisan output sebanyak lapisan tersembunyi. Setiap unit outputnya (y_k , $k=1, \dots, m$). akan menjumlahkan sinyal input terbobot dengan persamaan berikut:

$$y_{in_k} = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (2.5)$$

Kemudian diaktivasi untuk menghitung sinyal output dengan persamaan berikut:

$$y_k = f(y_{in_k}) \quad (2.6)$$

Keterangan:

- y_{in_k} = Nilai akumulasi sinyal input terbobot yang masuk ke unit k
 y_k = Nilai output nyata yang didapatkan oleh unit k dilapisan output
 w_{0k} = Bias untuk unit output ke- k
 z_j = Sinyal output dari lapisan tersembunyi yang sudah diaktivasi
 w_{jk} = Bobot antar neuron ke- y di lapisan tersembunyi dan k di output

7. Selanjutnya adalah langkah ke 7 dan 8 yang masuk ke dalam tahap error backpropagation. Dimana setiap unit output (Y_k , $k=1, \dots, m$) menerima pola target sesuai pelatihan input. Untuk unit k pada output dapat dihitung dengan persamaan berikut:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k})$$

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

(2.7)

Keterangan:

- δ_k = Nilai error pada unit k di lapisan output
 t_k = Nilai output yang diinginkan oleh unit target di unit k
 y_k = Nilai output nyata yang didapatkan oleh unit k dilapisan output
 $f'(y_{-in_k})$ = Turunan fungsi aktivasi yang digunakan dilapisan output

Kemudian akan dilakukan pengoreksian bobot untuk memperbarui w_{0k} dengan laju percepatan α dengan persamaan berikut:

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (2.8)$$

Keterangan:

- Δw_{jk} = Koreksi bobot antar neuron ke- y di *hidden layer* dan k di output
 α = Laju pembelajaran (*learning rate*)
 δ_k = Nilai error pada unit k pada lapisan output
 z_j = Sinyal output dari lapisan tersembunyi yang sudah diaktivasi

Maka tahap selanjutnya adalah melakukan perhitungan koreksi bias yang digunakan untuk memperbarui w_{0k} dengan persamaan berikut:

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k$$

(2.9)

Keterangan:

- Δw_{0k} = Koreksi bias untuk unit output ke- k
 α = Laju pembelajaran (*learning rate*)
 δ_k = Nilai error pada unit k pada lapisan output

Dengan demikian δ_k akan dikirimkan menuju lapisan tersembunyi.

Setiap unit dari *hidden layer* ($Z_j, j = 1, \dots, p$) akan menjumlahkan delta input dari unit pada lapisan yang berada setelahnya dengan persamaan berikut:

$$\delta_{-in_j} = \sum_{k=1}^j \delta_k w_{jk}$$

(2.10)

Keterangan:

- δ_{-in_j} = Nilai akumulasi input dari unit k lapisan output ke unit j di *hidden layer*

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

δ_k = Nilai error pada unit k pada lapisan output

w_{jk} = Bobot antar neuron ke- y di *hidden layer* dan k di output

Kemudian untuk mendapatkan nilai informasi error didapatkan dengan persamaan berikut:

$$\delta_j = \delta_{-in_j} f'(z_{-in_j})$$

(2.11)

Keterangan:

δ_j = Nilai error pada unit j di lapisan *hidden layer*

δ_{-in_j} = Nilai akumulasi input dari unit k lapisan output ke unit j di *hidden layer*

$f'(z_{-in_j})$ = Turunan fungsi aktivasi di lapisan tersembunyi

Selanjutnya adalah menghitung koreksi bobot yang akan digunakan untuk memperbarui v_{0j} dengan persamaan sebagai berikut:

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j$$

(2.12)

Keterangan:

Δv_{0j} = Koreksi bias untuk unit *hidden layer* ke- j

α = Laju pembelajaran (*learning rate*)

δ_j = Nilai error pada unit j di lapisan *hidden layer*

Langkah selanjutnya ke-9 dan ke-10 adalah tahapan perubahan bobot dan bias. Dimana setiap unit output (Y_k , $k=1, \dots, m$) pada setiap lapisan output akan memperbarui nilai bias dan bobotnya ($j=0, \dots, p$) dengan persamaan sebagai berikut:

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

(2.13)

Keterangan:

$w_{jk}(\text{baru})$ = Bobot baru antar neuron dari *hidden layer* ke output

$w_{jk}(\text{lama})$ = Bobot lama antar neuron dari *hidden layer* ke output

Δw_{jk} = Koreksi bobot antar neuron dari *hidden layer* ke output

10. Maka setiap lapisan tersembunyi (Z_j , $j=1, \dots, p$) akan memperbarui nilai bias dan bobot ($i=0, \dots, n$) dengan persamaan berikut:

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

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

(2.14)

Keterangan:

 $v_{ij} (\text{baru})$ = Bobot baru antar neuron dari lapisan input ke *hidden layer* $v_{ij} (\text{lama})$ = Bobot lama antar neuron dari lapisan input ke *hidden layer* Δv_{ij} = Koreksi bobot baru antar neuron dari lapisan input ke *hidden layer*

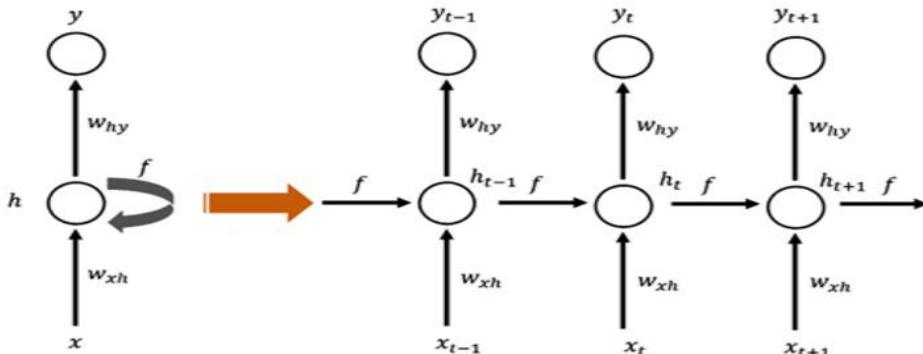
1. Proses pelatihan berlangsung hingga nilai error mencapai kestabilan atau menunjukkan peningkatan. Jika error terus menurun hingga mencapai ambang batas yang ditentukan, maka pelatihan akan dihentikan. Namun, jika error justru mulai meningkat, hal ini menandakan terjadinya *overfitting* pada jaringan. Dalam kondisi tersebut, pelatihan perlu dihentikan agar jaringan tetap mampu melakukan generalisasi dengan baik.

2.2.9 Metode *Recurrent Neural Network (RNN)*

Recurrent Neural Network (RNN) merupakan salah satu metode dalam jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk menangani data berurutan (*sequential data*). Keunggulan utama dari *RNN* adalah kemampuannya dalam mengingat informasi dari langkah sebelumnya melalui mekanisme penyimpanan memori. Hal ini dilakukan dengan membentuk *loop* dalam arsitekturnya, yang memungkinkan informasi dari waktu sebelumnya digunakan untuk mempengaruhi keputusan pada langkah berikutnya. Dengan struktur ini, *RNN* sangat efektif dalam berbagai aplikasi seperti pemrosesan bahasa alami, pengenalan suara, dan analisis deret waktu. Kemampuannya untuk menangkap hubungan antarwaktu dalam data menjadikannya alat yang kuat dalam memahami pola sekuensial yang kompleks [45].

Aktivasi pada *recurrent node* melibatkan mekanisme umpan balik, di mana output dari satu langkah waktu digunakan sebagai input pada langkah berikutnya. *RNN* dikategorikan sebagai bagian dari *deep learning* karena mampu memproses data secara otomatis tanpa perlu mendefinisikan fitur secara eksplisit [46]. Secara konseptual, *RNN* memiliki kemampuan untuk memanfaatkan urutan data dengan panjang yang bervariasi berdasarkan informasi yang telah direkam sebelumnya. Dalam prosesnya, setiap langkah input disebut *time step (X_t)*, yang merepresentasikan elemen dalam urutan data, seperti kata dalam sebuah kalimat. Selain itu, *hidden state (S_t)* berfungsi sebagai memori yang

menyimpan informasi dari langkah sebelumnya, sementara *output* (O_t) dihasilkan pada setiap *time step* untuk mendukung prediksi atau analisis lebih lanjut [46].



Gambar 2.2 Proses Recurrent Neural Network (RNN) [27]

Teknik *Recurrent Neural Network* (RNN) didasarkan pada konsep memori jangka pendek (STM), di mana pembaruan suatu keadaan baru hanya bergantung pada keadaan neuron sebelumnya. Dalam proses pembelajarannya, RNN menerapkan fase *feed-forward*. Pendekatan ini dirancang untuk mengatasi keterbatasan *Artificial Neural Networks* (ANN) dengan menerapkan *backpropagation through time* serta adanya *loop* pada unit tersembunyi.

Salah satu karakteristik utama yang membedakan RNN adalah adanya koneksi umpan balik pada unit tersembunyi *sigmoid*, yang menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*. Dengan demikian, keluaran dari setiap lapisan akan menjadi masukan bagi lapisan berikutnya, dimulai dari lapisan input, melewati satu atau lebih lapisan tersembunyi, hingga mencapai lapisan output. Berikut adalah persamaan umum yang digunakan dalam RNN [27]:

$$h_t = F_{\tanh}(W_{hh}h_{(t-1)} + W_{xh}x_t) \quad (2.15)$$

Keterangan:

- h_t Lapisan tersembunyi ke- t
- F_{\tanh} Fungsi aktivasi *tansig*
- W_{hh} Bobot *hidden layer*
- $h_{(t-1)}$ Layer pertama
- W_{xh} Bobot input dari *hidden layer*
- x_t Inputan pertama

Keadaan tersembunyi h_t dalam *Recurrent Neural Network* (RNN) merupakan hasil dari pemrosesan berbagai faktor yang saling berhubungan. Fungsi aktivasi F_{\tanh} digunakan

untuk mengolah bobot dari input dan keadaan sebelumnya sehingga menghasilkan nilai baru.

1. Bobot W_{xh} berperan dalam menentukan seberapa besar pengaruh keadaan tersembunyi sebelumnya $h_{(t-1)}$ terhadap keadaan saat ini. Selain itu, bobot W_{xh} menghubungkan lapisan input dengan lapisan tersembunyi, sementara x_t merupakan input terbaru yang diproses.

Berdasarkan persamaan 2.15 keputusan pada lapisan tersembunyi h_t tidak hanya dipengaruhi oleh input saat ini, tetapi juga oleh keadaan sebelumnya $h_{(t-1)}$ sehingga menciptakan hubungan antara keadaan masa lalu, masa kini, dan yang akan datang.

Mekanisme ini membuat RNN dapat meniru cara manusia dalam mengambil keputusan, di mana setiap keputusan dipengaruhi oleh pengalaman terdahulu serta kondisi yang sedang berlangsung [47]:

$$y_t = W_{hy} h_t \quad (2.16)$$

Keterangan:

| | |
|----------|---|
| y_t | = Output kedua |
| W_{hy} | = Bobot <i>hidden layer</i> menuju output |
| h_t | = <i>Hidden layer</i> |

Bobot W_{hy} merupakan parameter yang digunakan pada lapisan output dalam jaringan saraf. Selama proses pelatihan data, fungsi biaya total dihitung berdasarkan rentang waktu dari t_0 hingga waktu akhir t_1 . Fungsi biaya ini biasanya diukur menggunakan metode *Sum Squared Error (SSE)*, yang menghitung jumlah kuadrat dari selisih antara output yang diharapkan dan output yang dihasilkan oleh model pada setiap langkah waktu. Nilai SSE yang lebih kecil menunjukkan bahwa model memiliki performa yang lebih baik dalam memprediksi output yang sesuai dengan target. Dengan demikian, selama proses pelatihan, bobot pada jaringan saraf diperbarui secara bertahap untuk meminimalkan nilai SSE agar meningkatkan akurasi prediksi.

$$SSE = \sum_{i=0}^n ((y_i - f(x_i))^2) \quad (2.17)$$

Keterangan:

SSE = *Sum squared error*

y_i = Output kedua

$f(x_i)$ = Aktifasi Inputan Kedua

Nilai y_i merupakan nilai aktual dari observasi ke- i , sedangkan $f(x_i)$ adalah nilai prediksi yang dihasilkan oleh model. Berdasarkan persamaan yang telah dijelaskan,

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber.

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

$$\Delta W_{ij} = -\mu \frac{\partial E_{total}}{\partial W_{ij}} = -\mu \sum_{total} \frac{\partial E_{SSE(t)}}{\partial W_{ij}} \quad (2.18)$$

Dimana

ΔW_{ii} = Perubahan bobot inputan

μ = Learning rate

$$\frac{\partial E_{SSE}(t)}{\partial W_{ii}} = \text{Turunan fungsi } x$$

Parameter μ merupakan *learning rate*, yaitu faktor yang menentukan seberapa besar perubahan bobot dalam setiap iterasi pelatihan. Ekspresi turunan $\frac{\partial E_{SSE}(t)}{\partial W_{ij}}$ bergantung pada berbagai bobot yang digunakan dalam jaringan, seperti W_{xh} dan W_{hh} , serta input x_t diberikan pada waktu tertentu. Aktivasi unit tersembunyi pada setiap langkah sebelumnya juga memengaruhi proses pembaruan bobot. Kesalahan yang terjadi selama proses pelatihan akan dihitung dan disebarluaskan kembali ke seluruh jaringan melalui mekanisme *backpropagation through time (BPTT)*. Dengan cara ini, jaringan dapat menyesuaikan bobotnya secara bertahap untuk meningkatkan akurasi prediksi dari waktu ke waktu.

2.2.10 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja algoritma pembelajaran, termasuk algoritma *backpropagation* dan *Recurrent Neural Network*. MAPE berfungsi untuk menilai tingkat akurasi prediksi dengan membandingkan hasil peramalan terhadap data aktual. Dalam proses perhitungannya, error dihitung berdasarkan persentase selisih antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya. Selisih tersebut kemudian dirata-ratakan untuk menentukan seberapa besar tingkat kesalahan yang terjadi selama proses prediksi. Adapun rumus yang digunakan dalam perhitungan MAPE adalah sebagai berikut [49]:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \cdot 100\%$$

(2.19)

Keterangan:

- MAPE = *Mean Absolute Percentage Error*
- n = Banyaknya jumlah data
- Y_t = Nilai data aktual
- \hat{Y}_t = Nilai data aktual hasil peramalan

Sehingga semakin kecil nilai MAPE, maka tingkat akurasi peramalan semakin bagus.

Adapun tabel keakuratan MAPE sebagai berikut [49]:

Tabel 2.1 Akurasi Prediksi MAPE [49]

| Nilai MAPE | Akurasi Prediksi |
|------------|------------------|
| < 10% | Sangat Baik |
| 10% - 20% | Baik |
| 20% - 50% | Cukup |
| > 50% | Buruk |

2.2.11 Metode Regresi Polinomial Untuk Peramalan

Regresi linear merupakan sebuah teknik prediksi yang memanfaatkan garis lurus untuk menunjukkan hubungan antara dua atau lebih variabel [50]. Variabel sendiri adalah yang nilainya dapat berubah-ubah. Secara umum, variabel dibedakan menjadi dua jenis, yaitu variabel independen (variabel yang memengaruhi) dan variabel dependen (variabel yang dipengaruhi). Variabel independen berperan sebagai faktor penyebab, sementara variabel dependen merupakan hasil dari perubahan pada variabel independen.

Hubungan ini biasanya dinyatakan dalam bentuk persamaan berikut [50]:

$$y = a + bx \quad (2.2)$$

0)

Keterangan:

- y = Variabel Dependent
- x = Variabel Independent
- a = Konstanta (Nilai dari y apabila $x = 0$)
- b = Koefisien Regresi

Sedangkan Regresi polinomial merupakan pengembangan dari model regresi linier yang dilakukan dengan menambahkan pangkat-pangkat dari variabel prediktor (X) hingga mencapai orde ke-k. Model ini digunakan ketika data dunia nyata menunjukkan pola yang lebih rumit dan tidak dapat dijelaskan hanya dengan hubungan linier. Secara umum, bentuk umum dari model regresi polinomial dapat dituliskan sebagai berikut [51]:

$$Y = b_0 + b_1 X + b_2 X^2 + \dots + b_k X^k + e \quad (2.21)$$

Keterangan:

- Y = Variabel Respons
- b_0 = Intercept
- b_1, b_2, \dots, b_k = Koefisien-Koefisien Regresi
- X = Variabel Prediktor
- e = Faktor Penganggu

Dimana jika dijabarkan secara rinci regresi polinomial *orde-k* secara umum sebagai berikut [51]:

$$\begin{bmatrix} n & \sum xi & \sum xi^2 \\ \sum xi & \sum xi^2 & \sum xi^3 \\ \sum xi^2 & \sum xi^3 & \sum xi^4 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} \sum yi \\ \sum xiyi \\ \sum xi^2 yi \end{Bmatrix} \quad (2.22)$$

Keterangan:

- n = Jumlah Data
- $\sum xi, \sum xi^2, \dots, \sum xi^k$ = Jumlah Variabel Bebas Orde ke-k
- a_0, a_1, a_2 = Koefisien-Koefisien Polinomial Orde-2
- $\sum yi$ = Jumlah Variabel Terikat

2.2.12 Denormalisasi Data

Denormalisasi data merupakan proses untuk mengubah kembali data yang telah melalui tahap normalisasi ke skala awal atau skala aslinya [52]. Langkah ini penting dilakukan ketika hasil dari analisis atau pemodelan yang menggunakan data terstandardisasi perlu dikonversi kembali agar merepresentasikan nilai sebenarnya. Untuk data yang dinormalisasi dalam rentang [-1, 1], denormalisasi dapat dilakukan menggunakan rumus berikut [52]:

$$X = 0.5 \cdot (Xn + 1) \cdot (\max\{Xp\} - \min\{Xp\}) + \min\{Xp\} \quad (2.23)$$



Keterangan:

- = Data *real* yang telah didenormalisasi
- = Data normalisasi
- = Nilai maksimum data *real*
- = Nilai minimum data *real*

~~Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
Xn $\max\{X_p\}$~~

~~$\min\{X_p\}$~~

~~Hak cipta milik UIN Suska Riau~~

~~State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau~~

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

3.1. Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian deskriptif kuantitatif yang bertujuan untuk menggambarkan perbandingan tingkat akurasi peramalan daya tersambung di Provinsi Riau menggunakan metode *Feed Forward Backpropagation* dan *Recurrent Neural Network*. Data historis jumlah pelanggan PLN, konsumsi energi listrik, dan daya tersambung Provinsi Riau dianalisis dengan menggunakan kedua metode *neural network* tersebut. Pendekatan kuantitatif dipilih karena penelitian ini fokus pada pengumpulan data numerik yang kemudian diolah dengan teknik komputasional untuk mengevaluasi akurasi masing-masing metode. Penelitian ini juga bersifat deskriptif, menjelaskan metode dengan tingkat akurasi terbaik diantara kedua metode tersebut.

3.2. Lokasi Penelitian

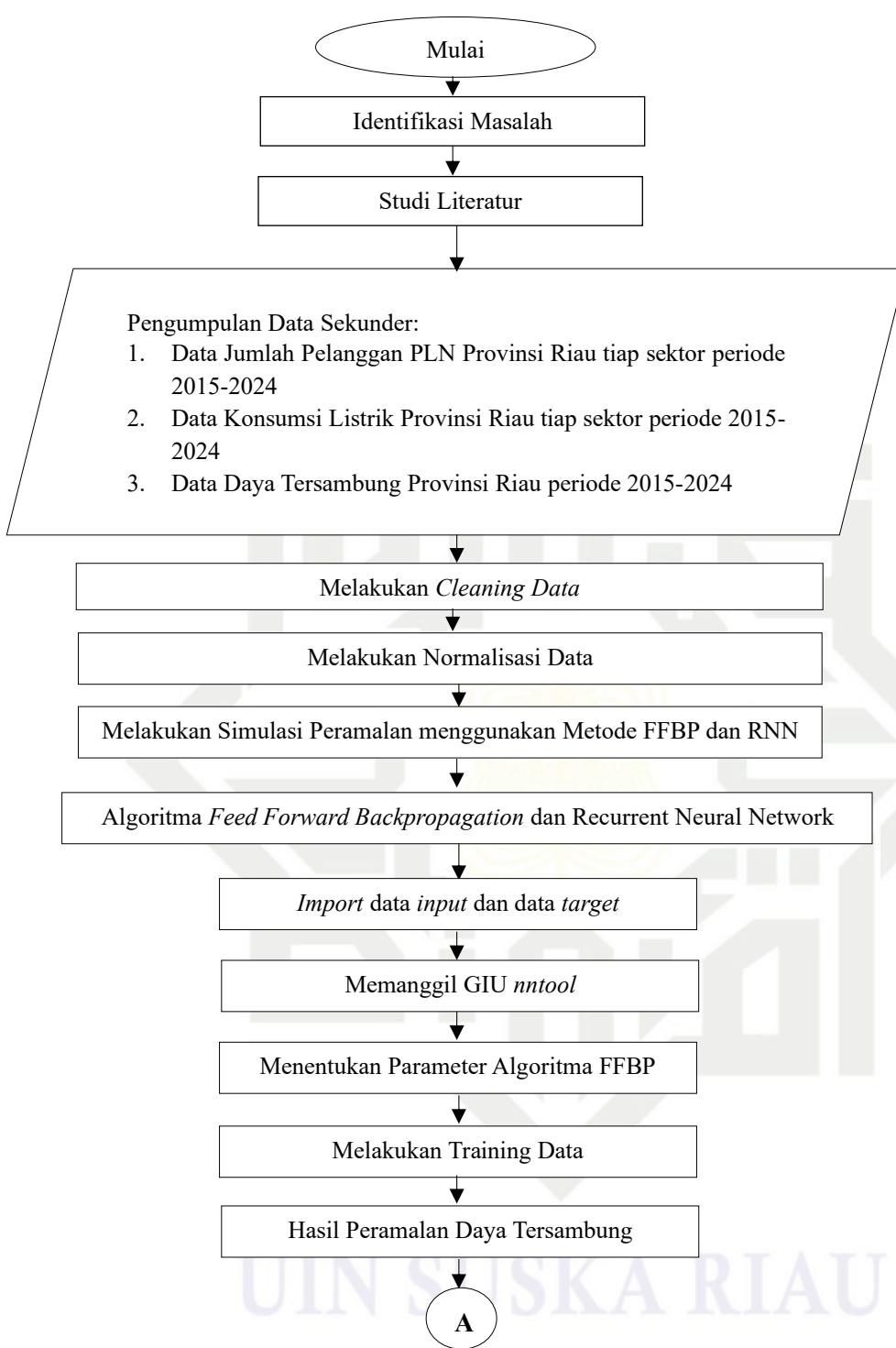
Penelitian ini dilakukan di Provinsi Riau dengan fokus utama pada daya tersambung di Provinsi Riau. Data variabel inputan yang digunakan meliputi jumlah pelanggan dan konsumsi energi listrik di Provinsi Riau yang diperoleh dari Pusat Statistik PLN. Sedangkan data variabel target berupa daya tersambung di Provinsi Riau.

3.3. Tahap Penelitian

Penelitian ini dimulai dengan identifikasi masalah terkait produksi listrik di Provinsi Riau yang mengalami fluktuasi sehingga berdampak tidak tercukupnya daya tersambung di Provinsi Riau, dilanjutkan dengan studi literatur untuk memahami metode peramalan yang relevan. Selanjutnya, dilakukan pengumpulan data sekunder, mencakup data jumlah pelanggan PLN, konsumsi listrik, dan daya tersambung di Provinsi Riau periode 2015-2024. Setelah data terkumpul, dilakukan *cleaning data* untuk menghilangkan kesalahan dan inkonsistensi, diikuti dengan normalisasi data agar sesuai untuk pemodelan. Simulasi peramalan kemudian dilakukan, dengan menerapkan dua algoritma, yaitu *Feed Forward Backpropagation* (FFBP) dan *Recurrent Neural Network* (RNN). Setelah hasil peramalan dari kedua algoritma diperoleh, dilakukan perhitungan tingkat akurasi, kemudian dibandingkan akurasinya guna menentukan algoritma terbaik dengan tingkat kesalahan paling rendah. Berikut adalah Gambar 3.1 *flowchart* penelitian ini.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

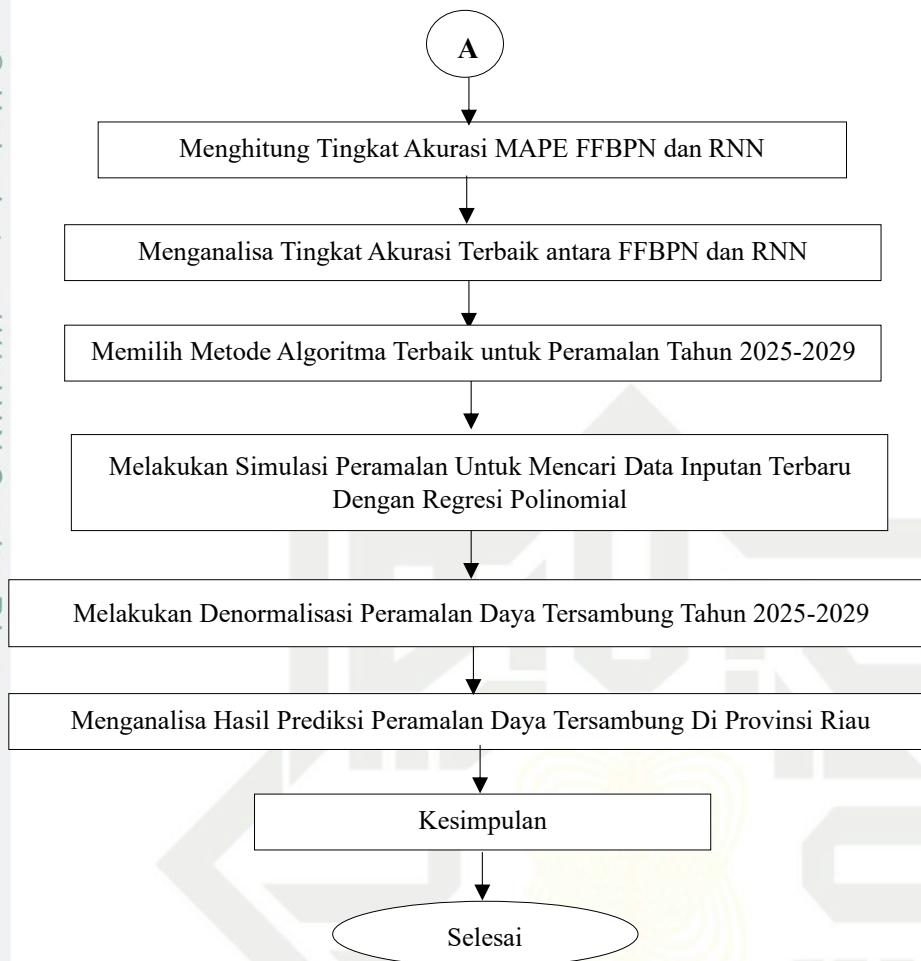
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

3. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber. 1
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Gambar 3.1 *Flowchart* Penelitian

3.4. Identifikasi Masalah

Fenomena masalah dalam penelitian ini diuraikan menjadi tiga dimulai dari identifikasi, penetapan judul penelitian dan penetapan judul penelitian sebagai berikut:

1. Identifikasi Masalah

Seluruh aktivitas manusia saat ini, baik secara langsung maupun tidak langsung, sangat bergantung pada ketersediaan listrik. Listrik memegang peranan penting dalam perekonomian karena berkontribusi besar terhadap produksi dan konsumsi energi di berbagai negara. Permintaan listrik terus meningkat seiring dengan bertambahnya pendapatan rumah tangga, elektrifikasi di berbagai sektor, dan pertumbuhan digitalisasi. Selain itu, energi listrik memiliki peran dalam pembangunan berkelanjutan, sehingga pemilihan sumber energi rendah karbon dan ramah lingkungan menjadi prioritas utama. Di Indonesia, konsumsi listrik terus mengalami peningkatan signifikan, di mana total produksi PLN pada tahun 2023

mencapai 323.320,62 GWh, yang menunjukkan tingginya kebutuhan energi listrik di dalam negeri.

Dalam beberapa tahun terakhir, konsumsi listrik di Provinsi Riau mengalami peningkatan, tetapi produksi listrik menunjukkan fluktuasi yang cukup drastis. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik, pada tahun 2021 produksi listrik tercatat sebesar 207,412 GWh, kemudian menurun menjadi 192,037 GWh pada tahun 2022. Pada tahun 2023, produksi mengalami sedikit peningkatan menjadi 196,828 GWh sebelum akhirnya melonjak menjadi 426,709 GWh pada tahun 2024. Sementara itu, data aktual konsumsi listrik menunjukkan tren yang terus meningkat, yakni 6,108 GWh pada tahun 2021, 7,692 GWh pada tahun 2022, 8,213 GWh pada tahun 2023, dan mencapai 8,815 GWh pada tahun 2024. Ketidakseimbangan antara konsumsi dan produksi ini mencerminkan adanya potensi defisit listrik yang dapat mengganggu kestabilan sistem kelistrikan di Provinsi Riau.

Ketidakseimbangan pasokan dan permintaan listrik dapat menimbulkan berbagai permasalahan dalam sistem tenaga listrik. Jika daya yang tersedia tidak mencukupi kebutuhan konsumen, maka pemadaman listrik bergilir tidak dapat dihindari. Sebaliknya, apabila daya yang dipasok melebihi kebutuhan aktual, maka kapasitas pembangkit yang tidak terpakai menjadi kurang efisien dan menyebabkan pemborosan sumber daya. Oleh karena itu, diperlukan sistem peramalan daya tersambung yang mampu memprediksi kebutuhan listrik secara akurat agar pasokan dan permintaan tetap seimbang. Dengan metode peramalan yang tepat, kapasitas daya tersambung dapat diprediksi lebih baik, sehingga perencanaan distribusi energi dapat dilakukan secara lebih efisien.

2. Menetapkan Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis tingkat akurasi metode *Feed Forward Backpropagation* dan *Recurrent Neural Network* dalam peramalan daya tersambung di Provinsi Riau. Dengan membandingkan kedua metode tersebut, penelitian ini ingin mengetahui algoritma yang memberikan prediksi daya tersambung paling akurat berdasarkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Untuk mencapai tujuan tersebut, penelitian ini menggunakan data historis daya tersambung (MVA) di Provinsi Riau dari tahun 2015 hingga 2024 sebagai data target, serta jumlah pelanggan PLN dan konsumsi energi listrik provinsi Riau (GWh) berdasarkan sektor rumah tangga, industri, komersial, sosial, dan gedung pemerintahan sebagai data input. Data tersebut kemudian diolah dengan teknik normalisasi menggunakan sigmoid bipolar, kemudian memasukkan data melalui simulasi MATLAB.

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber.

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

3. Menetapkan Judul Penelitian

Berdasarkan latar belakang dan tujuan yang telah diuraikan, penelitian ini akan berfokus pada analisis perbandingan tingkat akurasi metode *Feed Forward Backpropagation* dan *Recurrent Neural Network* dalam peramalan daya tersambung di Provinsi Riau. Dengan mempertimbangkan kondisi aktual serta relevansi metode yang digunakan, penelitian ini diberi judul **“Analisis Perbandingan Tingkat Akurasi Metode Feed Forward Backpropagation dan Recurrent Neural Network pada Peramalan Daya Tersambung di Provinsi Riau untuk Tahun 2025-2029”**.

3.5. Studi Literatur

Dalam studi literatur ini, berbagai referensi yang relevan dikumpulkan untuk mendukung penelitian, termasuk jurnal penelitian sebelumnya dan buku-buku yang membahas metode peramalan. Jurnal-jurnal tersebut digunakan untuk mengidentifikasi tinjauan literatur, menemukan celah penelitian sebelumnya, serta memahami persamaan yang telah digunakan dalam peramalan energi listrik dalam membandingkan *Feed Forward Backpropagation* (FFBP) dan *Recurrent Neural Network* (RNN).

3.6. Pengumpulan Data

Dalam sebuah penelitian, pengumpulan data merupakan tahap penting yang diperlukan untuk mendukung analisis hingga tahap akhir. Data sekunder yang digunakan dalam penelitian ini mencakup tiga aspek utama. Pertama, data jumlah pelanggan PLN Provinsi Riau tiap sektor selama periode 2015-2024 yang digunakan sebagai data input dan diperoleh dari situs resmi Pusat Statistik PLN. Kedua, data konsumsi listrik Provinsi Riau tiap sektor pada periode yang sama, juga digunakan sebagai data input dan bersumber dari Pusat Statistik PLN. Ketiga, data daya tersambung Provinsi Riau selama 2015-2024 yang digunakan sebagai data target dalam penelitian ini. Berikut adalah data yang digunakan dalam penelitian ini:

Tabel 3.1 Data Jumlah Pelanggan PLN Provinsi Riau Tahun 2015-2024 [11][12][13][50]-[56]

| Input | Sektor | 2015 | 2016 | 2017 | 2018 | 2019 |
|------------------|---------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Jumlah Pelanggan | Rumah Tangga | 1,087,916 | 1,201,666 | 1,329,838 | 1,448,980 | 1,558,844 |
| | Komersil | 95,760 | 105,373 | 115,847 | 126,619 | 133,831 |
| | Publik | 20,551 | 22,822 | 25,930 | 29,054 | 32,641 |
| | Industri | 243 | 274 | 271 | 325 | 343 |
| | Gedung Pemerintahan | 4,073 | 4,792 | 5,199 | 5,652 | 6,075 |

| © Hak Cipta milik UIN Suska Riau | Sektor | 2020 | 2021 | 2022 | 2023 | 2024 |
|----------------------------------|---------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | Rumah Tangga | 1,663,114 | 1,765,513 | 1,842,357 | 1,936,633 | 2,023,751 |
| | Komersil | 143,731 | 158,719 | 177,956 | 179,138 | 194,673 |
| | Publik | 35,716 | 39,217 | 42,115 | 45,086 | 48,534 |
| | Industri | 420 | 513 | 633 | 763 | 938 |
| | Gedung Pemerintahan | 6,412 | 6,693 | 6,859 | 7,130 | 7,388 |

Tabel 3.2 Konsumsi Listrik Provinsi Riau Tiap Sektor dalam GWh 2015-2024
 [1][12][13][50]-[56]

| Input | Sektor | 2015 | 2016 | 2017 | 2018 | 2019 |
|------------------|---------------------|----------|----------|----------|----------|----------|
| | Rumah Tangga | 2,192.23 | 2,359.28 | 2,423.05 | 2,495.68 | 2,635.80 |
| | Komersil | 199.68 | 224.33 | 296.30 | 403.77 | 447.31 |
| | Publik | 835.71 | 931.33 | 945.70 | 1,012.82 | 1,098.76 |
| | Industri | 140.97 | 161.75 | 175.79 | 191.12 | 213.52 |
| | Gedung Pemerintahan | 84.76 | 91.77 | 93.06 | 95.77 | 103.04 |
| Jumlah Pelanggan | Sektor | 2020 | 2021 | 2022 | 2023 | 2024 |
| | Rumah Tangga | 2,803.71 | 2,935.09 | 3,007.32 | 3,142.80 | 3,375.08 |
| | Komersil | 649.89 | 1,593.61 | 2,960.77 | 3,180.60 | 3,399.60 |
| | Publik | 1,069.61 | 1,130.68 | 1,236.21 | 1,358.50 | 1,423.62 |
| | Industri | 203.12 | 222.55 | 260.79 | 296.71 | 335.50 |
| | Gedung Pemerintahan | 106.86 | 112.15 | 115.41 | 119.24 | 125.02 |

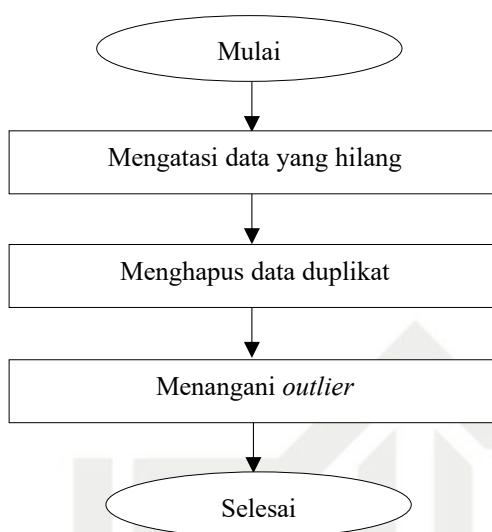
Tabel 3.3 Daya Tersambung Provinsi Riau Tiap Sektor dalam MVA 2015-2024
 [11][12][13][50]-[56]

| Sektor | 2015 | 2016 | 2017 | 2018 | 2019 |
|--------|----------|----------|----------|----------|----------|
| Tahun | 1.908,19 | 2.170,31 | 2.390,74 | 2.622,06 | 2.850,10 |
| Sektor | 2020 | 2021 | 2022 | 2023 | 2024 |
| Tahun | 3.132,69 | 3.716,27 | 3.956,04 | 4.215,61 | 4.506,15 |

3.7. Cleaning Data

Berikut adalah *flowchart cleaning data* yang dilakukan dalam penelitian ini:

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Gambar 3.2 Flowchart Cleaning Data

Cleaning data pada penelitian ini berfokus pada variabel input, yaitu jumlah pelanggan PLN dan konsumsi energi listrik di Provinsi Riau. Data ini terdiri dari berbagai sektor, seperti rumah tangga, industri, komersial, sosial, dan gedung pemerintahan selama periode 2015-2024. Pada Gambar 3.2 *flowchart cleaning data*, langkah pertama dalam *cleaning data* adalah menangani data yang hilang yang mungkin muncul akibat ketidak sempurnaan pencatatan atau kehilangan data dalam proses pengumpulan. Data yang hilang dapat menyebabkan model peramalan daya tersambung menghasilkan prediksi yang tidak akurat. Oleh karena itu, metode yang digunakan dalam menangani data yang hilang adalah menggantinya dengan median dari data yang tersedia untuk setiap sektor, sehingga distribusi data tetap stabil dan tidak terpengaruh oleh nilai ekstrem.

Langkah kedua dalam *cleaning data* adalah menghapus data duplikat yang dapat muncul akibat kesalahan penginputan atau penggabungan beberapa dataset dari sumber yang berbeda. Duplikasi data dapat menyebabkan *bias* dalam analisis dan berdampak pada performa model peramalan daya tersambung yang akan dikembangkan. Untuk itu, dilakukan proses identifikasi duplikasi dengan menggunakan fungsi *unique* dengan tujuan untuk memastikan bahwa setiap baris data memiliki nilai yang unik. Dengan menghilangkan data yang berulang, maka dapat memperoleh dataset yang lebih bersih dan lebih representatif terhadap kondisi konsumsi listrik dan jumlah pelanggan PLN di Provinsi Riau.

Tahap terakhir dalam *cleaning data* adalah menangani *outlier*, yaitu nilai-nilai ekstrem yang menyimpang dari pola umum dalam dataset. *Outlier* dapat disebabkan oleh kesalahan

pencatatan atau adanya kejadian luar biasa yang tidak mencerminkan tren normal dalam konsumsi energi dan pertumbuhan jumlah pelanggan PLN. Untuk mengidentifikasi *outlier*, digunakan metode *Z-score*, di mana nilai yang memiliki *Z-score* lebih dari *threshold* 3 dianggap sebagai *outlier*. *Outlier* yang terdeteksi kemudian digantikan dengan median dari dianggap sebagai *outlier*. *Outlier* yang terdeteksi kemudian digantikan dengan median dari sektor yang bersangkutan agar distribusi data tetap stabil. Gambar 3.3 berikut adalah *cleaning data* yang dilakukan pada Matlab.

```

>> % Cleaning Data Pelanggan PLN Riau (2015-2024)
% Data Input dalam bentuk matriks
data = [
 1087916, 1201666, 1329838, 1448980, 1558844, 1663114, 1765513, 1842357, 1936633, 2023751; % Rumah Tangga
 95760, 105373, 115847, 126619, 133831, 143731, 158719, 177956, 179138, 194673; % Komersil
 20551, 22822, 25930, 29054, 32641, 35716, 39217, 42115, 45086, 48534; % Publik
 243, 274, 271, 325, 343, 420, 513, 633, 763, 938; % Industri
 4073, 4792, 5199, 5652, 6075, 6412, 6693, 6859, 7130, 7388; % Gedung Pemerintahan
];
% 1. Menghapus missing values (NaN)
data(isnan(data)) = median(data(~isnan(data))); % Ganti NaN dengan median
% 2. Menghapus data duplikat (jika ada)
data = unique(data, 'rows');
% 3. Menangani outlier dengan metode Z-score
z_scores = zscore(data, 0, 2); % Hitung Z-score untuk setiap baris
threshold = 3; % Ambang batas outlier
outliers = abs(z_scores) > threshold; % Identifikasi outlier
% Mengganti outlier dengan median dari baris tersebut
for i = 1:size(data, 1)
  row_data = data(i, :);
  row_median = median(row_data);
  row_data(outliers(i, :)) = row_median;
  data(i, :) = row_data;
end
% Menampilkan hasil cleaning data
disp('Data setelah cleaning:');
disp(data);
Data setelah cleaning:
  243    274    271    325    343    420    513    633    763    938
  4073    4792    5199    5652    6075    6412    6693    6859    7130    7388
  20551   22822   25930   29054   32641   35716   39217   42115   45086   48534
  95760   105373   115847   126619   133831   143731   158719   177956   179138   194673
 1087916   1201666   1329838   1448980   1558844   1663114   1765513   1842357   1936633   2023751

```

Gambar 3.3 Proses *Cleaning Data* pada Matlab

3.8. Normalisasi Data

Dalam penelitian ini, proses normalisasi data dilakukan untuk menyesuaikan skala nilai data yang digunakan dalam peramalan daya tersambung di Provinsi Riau. Normalisasi bertujuan untuk mereduksi variasi skala data agar berada dalam rentang yang seragam, sehingga meningkatkan akurasi dan stabilitas dalam proses perhitungan. Perhitungan normalisasi dilakukan menggunakan persamaan (2.2), yang mengubah nilai-nilai variabel ke dalam interval [-1,1].

Variabel yang dinormalisasi meliputi jumlah pelanggan PLN tahun 2015-2024 dari berbagai sektor, seperti rumah tangga, komersial, publik, industri, dan gedung pemerintahan. Selain itu, Konsumsi energi listrik di Provinsi Riau dari tahun 2014 hingga 2023 dalam GWh

1. Dilang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilang mengumumkan dan memperbarui sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

pada sektor-sektor tersebut juga dinormalisasi sebagai variable inputan yang akan dibentuk dalam matriks 10×10 . Dengan menerapkan normalisasi data yang tepat, perbandingan tingkat akurasi metode Feed Forward Backpropagation dan Recurrent Neural Network dalam peramalan daya tersambung dapat dilakukan secara lebih valid dan akurat. Berikut adalah proses normalisasi data pada Matlab sesuai dengan persamaan 2.2

```
% Pre-allocate matrix for normalized data
normalized_data = zeros(size(data));

% Normalization formula applied for each row (sector)
for i = 1:size(data, 1)
    X_min = min(data(i,:));
    X_max = max(data(i,:));

    % Check for the case where X_max equals X_min to avoid division by zero
    if X_max == X_min
        normalized_data(i,:) = 0; % Set normalized values to 0 if all values are the same
    else
        % Apply the normalization formula
        normalized_data(i,:) = 2 * ((data(i,:) - X_min) / (X_max - X_min)) - 1;
    end
end

% Display the normalized data
disp('Data Normalisasi:');
disp(normalized_data);
Data Normalisasi:
-1.0000  -0.7569  -0.4830  -0.2284   0.0064   0.2293   0.4481   0.6123   0.8138   1.0000
-1.0000  -0.8056  -0.5938  -0.3760  -0.2302  -0.0300   0.2730   0.6620   0.6859   1.0000
-1.0000  -0.8377  -0.6156  -0.3923  -0.1359   0.0839   0.3341   0.5412   0.7536   1.0000
-1.0000  -0.9108  -0.9194  -0.7640  -0.7122  -0.4906  -0.2230   0.1223   0.4964   1.0000
-1.0000  -0.5662  -0.3207  -0.0474   0.2078   0.4112   0.5807   0.6808   0.8443   1.0000
```

Gambar 3.4 Proses Normalisasi Data pada Matlab

3.9. Simulasi *Feed Forward Backpropagation Neural Network*

Berikut adalah langkah-langkah simulasi metode algoritma *Feed Forward Backpropagation* pada Matlab:

1. Melakukan *Import* Data Input dan Data Target

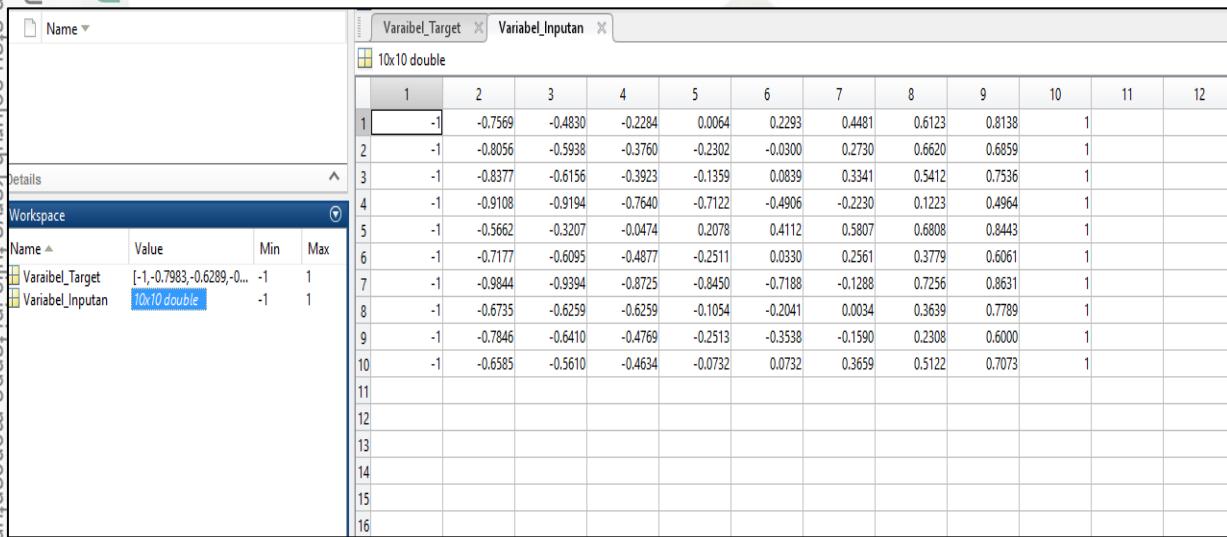
Pada tahap awal simulasi peramalan daya tersambung di Provinsi Riau menggunakan metode Artificial Neural Network (ANN) Feed Forward Backpropagation di MATLAB, data input dan target dimasukkan ke dalam *workspace* MATLAB. Data input merupakan hasil normalisasi jumlah pelanggan PLN dan konsumsi energi listrik Provinsi Riau dari lima sektor, yaitu rumah tangga, komersil, publik, industri, dan gedung pemerintahan, selama

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

periode 2015 hingga 2024. Data ini disusun dalam bentuk *matriks* berukuran 10×10 , yang menunjukkan 10 variabel dengan data historis selama 10 tahun. Sementara itu, data target yang digunakan adalah hasil normalisasi daya tersambung aktual dalam rentang tahun yang sama. Seperti yang ditampilkan pada Gambar 3.5 data input dan target tersebut kemudian diimpor ke dalam MATLAB untuk digunakan dalam proses simulasi dan pelatihan model FFBP.



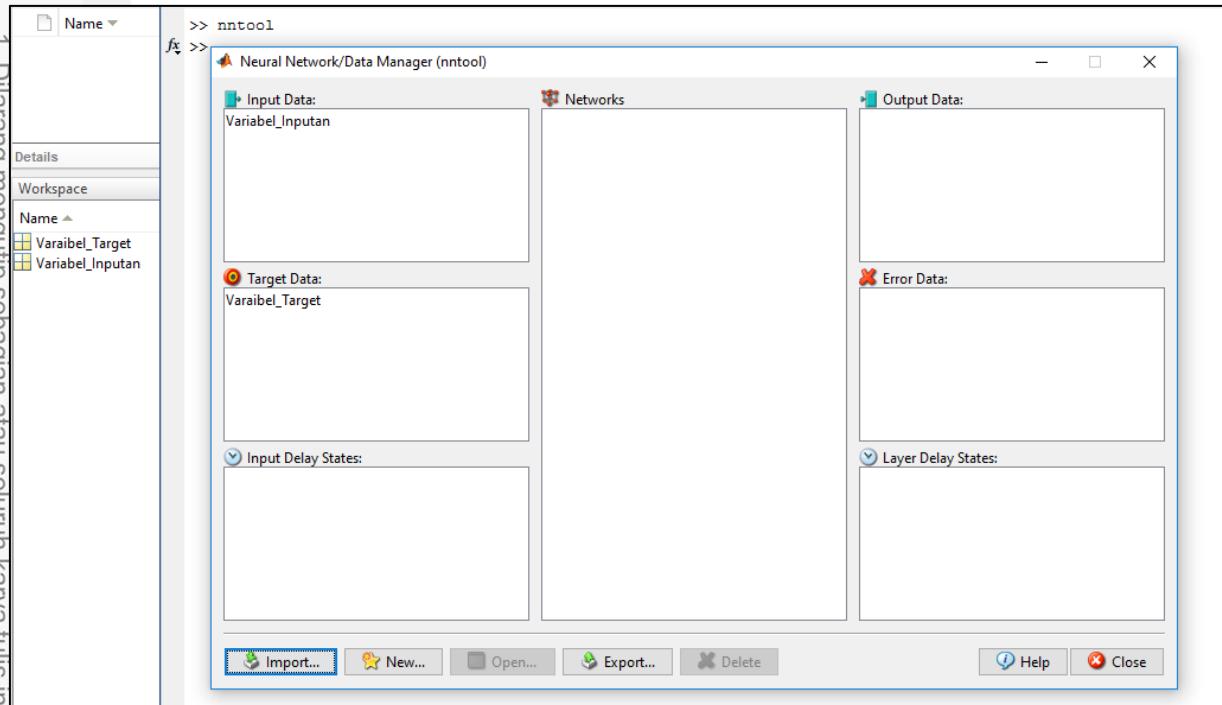
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 |
|----|----|---------|---------|---------|---------|---------|---------|--------|--------|----|----|----|
| 1 | -1 | -0.7569 | -0.4830 | -0.2284 | 0.0064 | 0.2293 | 0.4481 | 0.6123 | 0.8138 | 1 | | |
| 2 | -1 | -0.8056 | -0.5938 | -0.3760 | -0.2302 | -0.0300 | 0.2730 | 0.6620 | 0.6859 | 1 | | |
| 3 | -1 | -0.8377 | -0.6156 | -0.3923 | -0.1359 | 0.0839 | 0.3341 | 0.5412 | 0.7536 | 1 | | |
| 4 | -1 | -0.9108 | -0.9194 | -0.7640 | -0.7122 | -0.4906 | -0.2230 | 0.1223 | 0.4964 | 1 | | |
| 5 | -1 | -0.5662 | -0.3207 | -0.0474 | 0.2078 | 0.4112 | 0.5807 | 0.6808 | 0.8443 | 1 | | |
| 6 | -1 | -0.7177 | -0.6095 | -0.4877 | -0.2511 | 0.0330 | 0.2561 | 0.3779 | 0.6061 | 1 | | |
| 7 | -1 | -0.9844 | -0.9394 | -0.8725 | -0.8450 | -0.7188 | -0.1288 | 0.7256 | 0.8631 | 1 | | |
| 8 | -1 | -0.6735 | -0.6259 | -0.6259 | -0.1054 | -0.2041 | 0.0034 | 0.3639 | 0.7789 | 1 | | |
| 9 | -1 | -0.7846 | -0.6410 | -0.4769 | -0.2513 | -0.3538 | -0.1590 | 0.2308 | 0.6000 | 1 | | |
| 10 | -1 | -0.6585 | -0.5610 | -0.4634 | -0.0732 | 0.0732 | 0.3659 | 0.5122 | 0.7073 | 1 | | |
| 11 | | | | | | | | | | | | |
| 12 | | | | | | | | | | | | |
| 13 | | | | | | | | | | | | |
| 14 | | | | | | | | | | | | |
| 15 | | | | | | | | | | | | |
| 16 | | | | | | | | | | | | |

Gambar 3.5 Import data Inputan dan Target

2. Pemanggilan GIU *nntool*

Setelah data tersedia di *workspace*, langkah selanjutnya adalah menjalankan perintah *nntool* di MATLAB. Perintah ini akan membuka jendela Neural Network yang menampilkan berbagai opsi, seperti input, target, network, output, dan error. Pada tahap ini, data yang telah dipersiapkan sebelumnya akan dimasukkan sebagai variabel input, sementara data daya tersambung akan digunakan sebagai variabel target. Setelah memastikan bahwa kedua variabel telah dimasukkan dengan benar, maka dapat menekan tombol OK untuk melanjutkan ke tahap pemodelan berikutnya.

- Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber.
- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.



Gambar 3.6 Pemanggilan GIU *nntool*

3. Menentukan Parameter Algoritma FFBP

Dalam proses pelatihan jaringan saraf tiruan menggunakan algoritma Feedforward Backpropagation (FFBP), berbagai parameter utama telah ditetapkan untuk mengoptimalkan kinerja model. Jumlah *epoch* ditentukan sebanyak 3000 iterasi guna memberikan kesempatan bagi jaringan untuk belajar secara optimal. Waktu pelatihan ditetapkan *infinite* agar jaringan dapat terus dilatih hingga memenuhi kriteria penghentian yang telah ditentukan.

Target error dan kriteria kegagalan (*failure criteria*) dipilih dengan nilai yang terbaik untuk memastikan model tidak berhenti terlalu cepat maupun terlalu lama. Target error ditetapkan pada 0 untuk mencapai tingkat akurasi yang maksimal, sementara kriteria kegagalan ditentukan pada 1500 iterasi jika jaringan tidak menunjukkan peningkatan signifikan dalam pelatihan. Kecepatan pembelajaran (*learning rate*) diatur pada 0.001 untuk memastikan pembaruan bobot berlangsung secara stabil dan tidak terlalu besar, sehingga menghindari osilasi atau kegagalan konvergensi. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah *tansig*, yang cocok untuk menangani data dengan karakteristik non-linear.

Arsitektur jaringan terdiri dari 10 neuron pada lapisan input, dua lapisan tersembunyi masing-masing dengan 20 dan 10 neuron, serta satu neuron pada lapisan output. Metode pelatihan yang diterapkan adalah Gradient Descent with Momentum and Adaptive Learning

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Rate yang memungkinkan model untuk menyesuaikan *learning rate* secara dinamis agar lebih cepat mencapai konvergensi. Selain itu, fungsi pembelajaran *learngdm* digunakan untuk meningkatkan stabilitas pelatihan dengan mempertahankan momentum agar jaringan tidak mudah terjebak dalam *local minima*. Berikut adalah parameter yang digunakan pada algoritma FFBP dalam Tabel 3.4.

Tabel 3.4 Parameter Algoritma FFBP

| Parameter | Nilai |
|---------------------|---|
| Epoch | 3000 |
| Training Time | Tak Terhingga |
| Target Error | 0 |
| Failure Criteria | 1500 |
| Learning Rate | 0.001 |
| Activation Function | Tansig |
| Architecture | 10-20-10-1 |
| Training Function | Gradient Descent with Momentum and Adaptive Learning Rate |
| Learning Function | Learngdm |

4. Melakukan Training Data

Dalam proses pelatihan data pada Feed Forward Backpropagation, inisialisasi bobot dan bias bekerja sebagai berikut:

1. Menginisialisasi bobot jaringan secara acak dengan nilai sekecil mungkin.
2. Apabila dalam iterasi belum terpenuhi, maka ulangi langkah 3-10.
3. Untuk setiap pasangan data uji, langkah *feedforward* dan *backpropagation* dijalankan
4. Langkah 4 hingga 6 adalah langkah *feedforward*. Dimana tiap unit input (x_i , $i=1, \dots, n$) menerima sinyal *input* x_i kemudian akan disebarluaskan ke semua unit pada lapisan *hidden layer*.
5. Tiap unit dari lapisan tersembunyi ($z_j, j=1, \dots, p$) menjumlahkan sinyal input yang terbobot dengan menggunakan persamaan (2.3) Kemudian sinyal output dari input x_i diaktivasi menggunakan fungsi aktivasi pada lapisan tersembunyi dengan persamaan (2.4).
6. Selanjutnya sinyal akan dikirimkan ke lapisan output sebanyak lapisan tersembunyi. Setiap unit outputnya (y_k , $k=1, \dots, m$) akan menjumlahkan sinyal input terbobot

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

- dengan persamaan (2.5). Kemudian diaktivasi untuk menghitung sinyal output dengan persamaan (2.6).
7. Selanjutnya adalah langkah ke 7 dan 8 yang masuk ke dalam tahap error backpropagation. Dimana setiap unit output ($Y_k, k=1, \dots, m$) menerima pola target sesuai pelatihan input. Untuk unit k pada output dapat dihitung dengan persamaan (2.7). Kemudian akan dilakukan pengoreksian bobot untuk memperbarui w_{0k} dengan laju percepatan α dengan persamaan (2.8). Maka tahap selanjutnya adalah melakukan perhitungan koreksi bias yang digunakan untuk memperbarui w_{0k} dengan persamaan (2.9). Dengan demikian δ_k akan dikirimkan menuju lapisan tersembunyi.
8. Setiap unit dari *hidden layer* ($Z_j, j=1, \dots, p$) akan menjumlahkan delta input dari unit pada lapisan yang berada setelahnya dengan persamaan (2.10) Kemudian untuk mendapatkan nilai informasi error didapatkan dengan persamaan (2.11). Selanjutnya adalah menghitung koreksi bobot yang akan digunakan untuk memperbarui v_{0j} dengan persamaan (2.12)
9. Langkah selanjutnya ke-9 dan ke-10 adalah tahapan perubahan bobot dan bias. Dimana setiap unit output ($Y_k, k=1, \dots, m$) pada setiap lapisan output akan memperbarui nilai bias dan bobotnya ($j=0, \dots, p$) dengan persamaan (2.13).
10. Maka setiap lapisan tersembunyi ($Z_j, j=1, \dots, p$) akan memperbarui nilai bias dan bobot ($i=0, \dots, n$) dengan persamaan (2.14)
11. Proses pelatihan berlangsung hingga nilai error mencapai kestabilan atau menunjukkan peningkatan. Jika error terus menurun hingga mencapai ambang batas yang ditentukan, maka pelatihan akan dihentikan. Namun, jika error justru mulai meningkat, hal ini menandakan terjadinya *overfitting* pada jaringan.

5. Hasil Peramalan

Setelah melakukan pelatihan data maka didapatkan data hasil peramalan yang akan diukur tingkat akurasinya melalui MAPE.

3.10. Simulasi Recurrent Neural Network

Berikut adalah langkah-langkah simulasi metode algoritma *Recurrent Neural Network* pada Matlab:

1. Melakukan *Import* Data Input dan Data Target

Proses pertama dalam simulasi metode *Recurrent Neural Network* (RNN) adalah mengimpor data input dan data target ke dalam *workspace* MATLAB. Data input yang digunakan sama seperti pada metode Feed Forward Backpropagation Neural Network (FFBP), yaitu hasil normalisasi jumlah pelanggan PLN dan konsumsi energi listrik di Provinsi Riau dari lima sektor utama yakni rumah tangga, komersil, publik, industri, dan gedung pemerintahan. Data ini disusun dalam bentuk matriks berukuran 10×10 , yang merepresentasikan 10 variabel dengan data historis selama 10 tahun. Sementara itu, data target yang digunakan adalah hasil normalisasi daya tersambung aktual dalam periode yang sama.

2. Pemanggilan GIU *nntool*

Setelah data tersedia di *workspace*, langkah selanjutnya adalah menjalankan perintah *nntool* di MATLAB. Perintah ini akan membuka jendela Neural Network yang menampilkan berbagai opsi, seperti input, target, network, output, dan error. Pada tahap ini, data yang telah dipersiapkan sebelumnya akan dimasukkan sebagai variabel input, sementara data daya tersambung akan digunakan sebagai variabel target. Setelah memastikan bahwa kedua variabel telah dimasukkan dengan benar, maka dapat menekan tombol OK untuk melanjutkan ke tahap pemodelan berikutnya.

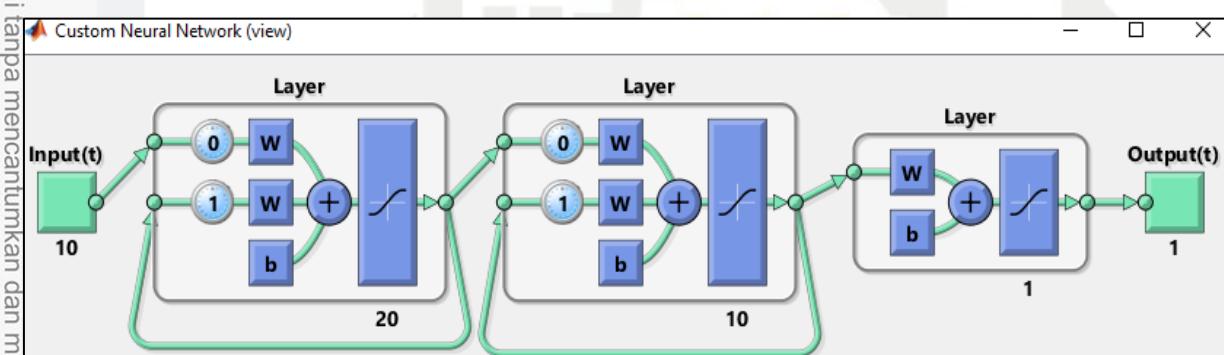
3. Menentukan Parameter Algoritma *Recurrent Neural Network*

Dalam proses pelatihan jaringan saraf tiruan menggunakan algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN), parameter yang digunakan disamakan dengan metode Feed Forward Backpropagation (FFBP). Hal ini bertujuan untuk membandingkan kinerja kedua algoritma secara objektif dan menentukan metode yang menghasilkan performa terbaik dalam memprediksi daya tersambung di Provinsi Riau.

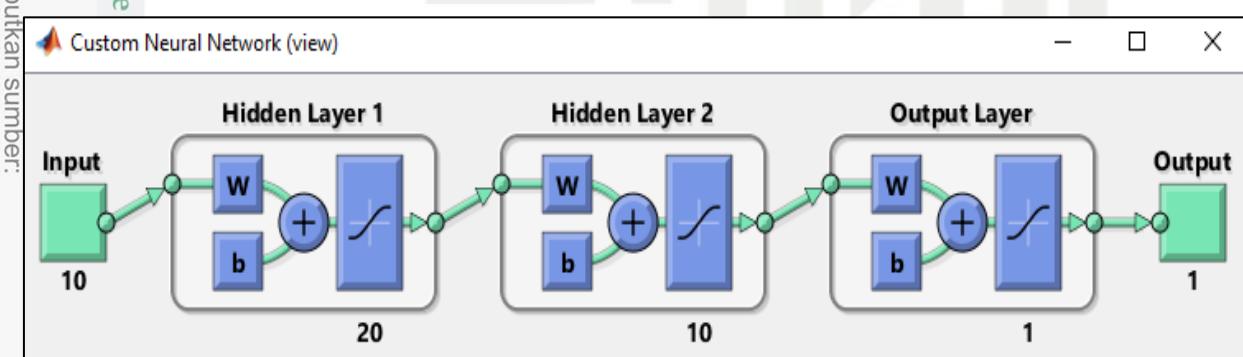
Jumlah epoch ditetapkan sebanyak 3000 iterasi agar jaringan memiliki cukup waktu untuk belajar pola data dengan optimal. Waktu pelatihan (*training time*) ditetapkan infinite, sehingga model akan terus dilatih hingga mencapai kriteria penghentian yang telah ditentukan. Target error ditetapkan pada 0 untuk memastikan tingkat akurasi yang maksimal, sementara kriteria kegagalan (failure criteria) ditentukan pada 1500 iterasi jika model tidak menunjukkan peningkatan yang signifikan. Kecepatan pembelajaran (*learning rate*) diatur pada 0.001 untuk menghindari perubahan bobot yang terlalu besar, yang dapat menyebabkan osilasi atau gagal konvergensi. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah *tansig*, yang cocok untuk menangani pola data non-linear.

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.



Gambar 3.7 Arsitektur Recurrent Neural Network



Gambar 3.8 Arsitektur Feed Forward Backpropagation

4. Melakukan Training Data

Dalam proses pelatihan data pada *Recurrent Neural Network*, inisialisasi bobot dan bias bekerja sebagai berikut:

1. Proses pelatihan data pada *Recurrent Neural Network* (RNN) diawali dengan tahap *feedforward*, di mana keadaan tersembunyi h_t dihitung menggunakan persamaan (2.15).
2. Setelah itu, hasil perhitungan ini diteruskan ke lapisan output dengan menggunakan persamaan (2.16), di mana output y_t diperoleh dengan mengalikan bobot W_{hy} dengan nilai hidden layer h_t ,
3. Selanjutnya, model menghitung tingkat kesalahan atau error menggunakan fungsi biaya *Sum Squared Error* (SSE) yang dirumuskan dalam persamaan (2.17). SSE mengukur selisih antara output yang dihasilkan oleh model dengan target yang diharapkan, sehingga semakin kecil nilai SSE, semakin baik performa model.
4. Untuk meningkatkan akurasi, bobot jaringan diperbarui melalui proses backpropagation dengan menggunakan persamaan (2.18), di mana metode gradient descent diterapkan untuk menyesuaikan bobot berdasarkan turunan error terhadap setiap bobot. Parameter μ (learning rate) berperan dalam menentukan besarnya perubahan bobot dalam setiap iterasi. Proses ini berulang hingga model mencapai tingkat konvergensi yang optimal, sehingga mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat.

6. Hasil Peramalan

Setelah melakukan pelatihan data maka didapatkan data hasil peramalan yang akan diukur tingkat akurasinya melalui MAPE.

3.11. Perhitungan Tingkat Akurasi (MAPE)

Apabila nilai MAPE yang diperoleh berada di bawah 10%, maka hasil peramalan dianggap sangat akurat. Namun, jika MAPE melebihi 10%, maka diperlukan simulasi ulang dengan menyesuaikan parameter pelatihan atau fungsi aktivasi yang digunakan untuk meningkatkan akurasi model. MAPE dihitung dengan membandingkan nilai prediksi dengan nilai aktual dalam bentuk persentase selisih, di mana perhitungan dilakukan untuk setiap titik data sebelum dirata-ratakan guna memperoleh ukuran keseluruhan error. Persamaan (2.19) menggambarkan perhitungan MAPE secara matematis, di mana semakin kecil nilai MAPE, semakin baik kinerja model dalam memprediksi nilai sebenarnya. Sebaliknya, semakin besar nilai MAPE, maka semakin tinggi tingkat kesalahan prediksi, yang menunjukkan perlunya optimasi lebih lanjut pada model RNN dengan FFBP untuk meningkatkan akurasinya.

3.12. Prediksi Daya Tersambung di Provinsi Riau Tahun 2025-2029

Setelah menghitung Mean Absolute Percentage Error (MAPE), langkah berikutnya adalah memasukkan data testing yang baru menggunakan metode regresi linear *polynomial* yang digunakan untuk memprediksi pertumbuhan data pada input baru sesuai dengan input matriks sebelumnya yang berjumlah 10x10, sekarang karena terdapat 5 tahun prediksi tahun baru maka menjadi matriks 5x10. Dimana untuk prediksi inputan jumlah pelanggan dan konsumsi energi listrik dengan polinomial orde-1 persamaan 2.20. Proses perhitungan ini tidak dilakukan secara manual, melainkan menggunakan *software* MATLAB. Dalam MATLAB, fungsi *polyfit* digunakan untuk melakukan regresi linear dan polynomial orde-*k*. Fungsi ini menghitung kemiringan *slope* dan *intercept* berdasarkan data historis yang diberikan. Untuk memprediksi nilai berdasarkan model regresi tersebut, digunakan fungsi *polyval* yang menghitung nilai prediksi untuk variabel independen baru, seperti tahun-tahun mendatang. Berikut adalah contoh penggunaan fungsi regresi dalam MATLAB:

1. *Polyfit* digunakan untuk menghitung parameter regresi B_0 dan B_1 dari data historis x
2. *Polyval* digunakan untuk memprediksi nilai y berdasarkan parameter regresi p dan variabel independen baru x' .

3.13. Analisa Hasil

Dalam penelitian ini, analisis hasil dilakukan dengan membandingkan tingkat akurasi dari dua metode yang digunakan, yaitu *Feed Forward Backpropagation* (FFBP) dan *Recurrent Neural Network* (RNN). Evaluasi akurasi dilakukan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk masing-masing metode, serta perbandingan antara keduanya. Berikut adalah analisa hasil yang akan dilakukan dalam penelitian ini:

1. Pertama, melakukan simulasi untuk mengetahui tingkat akurasi atau MAPE pada FFBP dan RNN.
2. Kedua dilakukan analisis terhadap tingkat akurasi atau MAPE pada FFBP dan RNN, untuk mengetahui metode terbaik untuk dilakukan peramalan daya tersambung di Provinsi Riau.
3. Ketiga dilakukan simukasi prediksi daya tersambung di Provinsi Riau untuk tahun 2025-2029.

- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
51
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

BAB V

PENUTUP

KESIMPULAN

1. Metode *Feed Forward Backpropagation* dalam memprediksi daya tersambung di Provinsi Riau menghasilkan rata-rata MAPE sebesar 6,09%, yang masih tergolong cukup baik karena berada di bawah ambang 10%. Hasil ini menunjukkan bahwa model tersebut mampu mengikuti pola data historis dengan cukup baik. Oleh karena itu, meskipun dapat digunakan untuk peramalan, hasilnya masih perlu ditingkatkan agar lebih konsisten di semua kondisi.
2. Metode *Recurrent Neural Network* memperlihatkan hasil yang lebih akurat dibandingkan FFBP. Nilai rata-rata MAPE sebesar 3,63% menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang relatif rendah, bahkan pada tahun 2017 kesalahannya hanya 0,01%, tingkat kesalahan prediksi cenderung kecil dan stabil, sehingga metode ini lebih mampu menggambarkan pola perkembangan data dari waktu ke waktu. Dengan keunggulan tersebut, metode RNN dapat dinilai lebih handal untuk digunakan pada peramalan jangka panjang, terutama untuk data yang memiliki kecenderungan berubah mengikuti pertumbuhan penduduk dan aktivitas ekonomi.
3. Prediksi daya tersambung di Provinsi Riau untuk periode 2025–2029 menunjukkan tren peningkatan yang berkelanjutan. Berdasarkan hasil perhitungan, nilai daya tersambung diperkirakan meningkat dari sekitar 5,54 pada tahun 2025 menjadi 10,16 pada tahun 2029. Peningkatan ini sejalan dengan bertambahnya jumlah pelanggan PLN di berbagai sektor, termasuk rumah tangga, industri, komersial, publik, dan pemerintahan, serta meningkatnya konsumsi listrik secara umum. Hasil prediksi ini menggambarkan bahwa kebutuhan energi listrik di Provinsi Riau akan terus bertambah dan perlu diantisipasi dengan penyediaan infrastruktur serta kapasitas sistem kelistrikan yang memadai.



5.2 SARAN

1. Model *Recurrent Neural Network* direkomendasikan sebagai metode utama dalam peramalan daya tersambung karena akurasinya lebih stabil, namun pengembangan lanjutan masih diperlukan untuk menekan fluktuasi error.
2. Hasil prediksi daya tersambung dapat dijadikan dasar perencanaan kelistrikan oleh PLN dan pemerintah daerah, terutama dalam pengembangan infrastruktur jaringan, pembangkit, serta manajemen kebutuhan listrik.
3. Penelitian berikutnya disarankan untuk menambahkan variabel eksternal seperti pertumbuhan ekonomi, kebijakan energi, dan pemanfaatan energi terbarukan guna meningkatkan akurasi model.

- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang [2]
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

DAFTAR PUSTAKA

- M. Beaudin and H. Zareipour, "Home Energy Management Systems: A Review of Modelling and Complexity," *Renew. Sustainable Energ. Rev.*, vol. 45, pp. 318–335, 2015, doi: 10.1016/j.rser.2015.01.046.
- S. A. Solarin, M. O. Bello, and F. V. Bekun, "Sustainable Electricity Generation: The Possibility of Substituting Fossil Fuels for Hydropower and Solar Energy in Italy," *Int. J. Sustainable Development World Ecol.*, vol. 28, no. 5, pp. 429–439, 2021, doi: 10.1080/13504509.2020.1860152.
- International Energy Agency, *World Energy Outlook 2019*. Paris, France: International Energy Agency, 2019. [Online]. Available: <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2019/electricity>
- C. Bhowmik, S. Bhowmik, and A. Ray, "Optimal Green Energy Source Selection: An Eclectic Decision," *Energ. Environ.*, vol. 31, no. 5, pp. 842–859, 2020, doi: 10.1177/0958305X19882392.
- PT. PLN (Persero), *Statistik PLN 2023*. Jakarta, Indonesia: PT. PLN (Persero), 2023.
- N. P. Miefthawati and S. Ramlah, "Forecasting of Electricity Consumption in Riau Province 2023-2026 with a Combination of Double Linear Regression and Single Moving Average Methods," *Indonesian Journal of Informatic Research and Software Engineering (IJIRSE)*, vol. 3, no. 1, pp. 19-29, 2023, doi: 10.57152/ijirse.v3i1.659.
- BPS Provinsi Riau, *Provinsi Riau Dalam Angka 2021*. Riau, Indonesia: Badan Pusat Statistik Provinsi Riau, 2021.
- BPS Provinsi Riau, *Provinsi Riau Dalam Angka 2022*. Riau, Indonesia: Badan Pusat Statistik Provinsi Riau, 2022.
- BPS Provinsi Riau, *Provinsi Riau Dalam Angka 2023*. Riau, Indonesia: Badan Pusat Statistik Provinsi Riau, 2023.
- BPS Provinsi Riau, *Provinsi Riau Dalam Angka 2024*. Riau, Indonesia: Badan Pusat Statistik Provinsi Riau, 2024.
- Pusat Statistik PLN Provinsi Riau, *Pusat Statistik PLN 2021*. Riau, Indonesia: Pusat Statistik Provinsi Riau, 2021.

[12]

Hak Cipta

Dilindungi

Undang-Undang

[13]

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

[14]

[15]

[16]

[17]

[18]

[19]

[20]

[21]

[22]

Pusat Statistik PLN Provinsi Riau, *Pusat Statistik PLN 2022*. Riau, Indonesia: Pusat Statistik Provinsi Riau, 2022.

Pusat Statistik PLN Provinsi Riau, *Pusat Statistik PLN 2023*. Riau, Indonesia: Pusat Statistik Provinsi Riau, 2023.

M. Binoto and Y. Kristiawan, "Peramalan Energi Listrik yang Terjual dan Daya Listrik Tersambung pada Sistem Ketenagalistrikan untuk Jangka Panjang di Solo Menggunakan Model Artificial Neural Network," *Prosiding SNATIF*, pp. 235-242, 2015.

M. S. Simamora and S. Siregar, "Analysis of Factors Affecting Electricity Sales at PLN ULP Medan Timur," *Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Penjualan Listrik pada PLN ULP Medan Timur*, [Online].

A. H. Al Haddad, A. F. Setiawan, and N. Vendyansyah, "Analisis Perbandingan Sistem Peramalan Penjualan Barang Menggunakan Metode Double Exponential dan Regresi Linear," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 5, pp. 8453–8460, 2024.

E. Emidiana, "Prediksi Beban Listrik Jangka Pendek Wilayah Sumbagsel Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan," *Jurnal Ampere*, vol. 1, no. 1, pp. 14–25, 2016.

D. Koutsandreas, E. Spiliotis, F. Petropoulos, and V. Assimakopoulos, "On the Selection of Forecasting Accuracy Measures," *J. Oper. Res. Soc.*, vol. 73, no. 5, pp. 937–954, 2022.

R. Wazirali, E. Yaghoubi, M. S. S. Abujazar, R. Ahmad, and A. H. Vakili, "State-of-the-Art Review on Energy and Load Forecasting in Microgrids Using Artificial Neural Networks, Machine Learning, and Deep Learning Techniques," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 225, p. 109792, 2023.

A. L. Hartisa, "Peramalan Data Real Time pada Pergeseran Tanah Jalur Kereta Api Menggunakan Metode Fuzzy Time Series," Doctoral dissertation, Universitas Islam Sultan Agung, 2022.

J. Rahmat, C. Basir, and Y. Rusdiana, *Metode Peramalan*. Tangerang, Indonesia: Unpam Press, 2024.

Verihub, "Cara Kerja Artificial Intelligence Forecasting Methods," Verihub, Jun. 14, 2023. [Online]. Available: <https://verihubs.com/blog/artificial-intelligence-forecasting-methods>. [Accessed: Feb. 21, 2025].

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

[23]

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

[24]

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

[25]

[26]

[27]

[28]

[29]

[30]

Sons,

[31]

[32]

[33]

- E. O. N. Jnr and Y. Y. Ziggah, "Electricity Demand Forecasting Based on Feature Extraction and Optimized Backpropagation Neural Network," *e-Prime Adv. Electr. Eng. Electron. Energy*, vol. 6, p. 100293, 2023.
- N. A. Mohammed and A. Al-Bazi, "An Adaptive Backpropagation Algorithm for Long-Term Electricity Load Forecasting," *Neural Comput. Appl.*, vol. 34, no. 1, pp. 477–491, 2022.
- R. Ruslan, L. Laome, I. Usman, and E. W. Harisa, "Electricity Consumption Modelling in Kendari Using the Backpropagation Method on the Artificial Neural Network," in *J. Phys.: Conf. Ser.*, vol. 1863, no. 1, p. 012076, Mar. 2021, IOP Publishing.
- W. Aribowo, "Optimizing Feed Forward Backpropagation Neural Network Based on Teaching-Learning-Based Optimization Algorithm for Long-Term Electricity Forecasting," *Int. J. Intell. Eng. Syst.*, vol. 15, no. 1, pp. 11–20, 2022.
- A. Hussein and M. Awad, "Time Series Forecasting of Electricity Consumption Using Hybrid Model of Recurrent Neural Networks and Genetic Algorithms," *Measurement: Energy*, vol. 2, p. 100004, 2024.
- W. Waheed et al., "Empowering Data-Driven Load Forecasting by Leveraging Long Short-Term Memory Recurrent Neural Networks," *Heliyon*, vol. 10, no. 24, 2024.
- S. Zhang, E. Robinson, and M. Basu, "Wind Power Forecasting Based on a Novel Gated Recurrent Neural Network Model," *Wind Energy Eng. Res.*, vol. 1, p. 100004, 2024.
- A. Von Meier, *Electric power systems: a conceptual introduction*. John Wiley & Sons, 2024.
- P. Mishra and G. Singh, "Energy management systems in sustainable smart cities based on the internet of energy: A technical review," *Energies*, vol. 16, no. 19, p. 6903, 2023.
- S. R. Paramati, U. Shahzad, and B. Doğan, "The role of environmental technology for energy demand and energy efficiency: Evidence from OECD countries," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 153, p. 111735, 2022.
- H. Jie, I. Khan, M. Alharthi, M. W. Zafar, and A. Saeed, "Sustainable energy policy, socio-economic development, and ecological footprint: The economic significance

Hak Cipta
Dilindungi Undang-Undang
[34]

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan sumber:
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

- of natural resources, population growth, and industrial development," *Utilities Policy*, vol. 81, p. 101490, 2023.
- G. Semieniuk, L. Taylor, A. Rezai, and D. K. Foley, "Plausible energy demand patterns in a growing global economy with climate policy," *Nat. Clim. Change*, vol. 11, no. 4, pp. 313–318, 2021.
- M. Khalil, A. S. McGough, Z. Pourmirza, M. Pazhoohesh, and S. Walker, "Machine learning, deep learning and statistical analysis for forecasting building energy consumption—A systematic review," *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 115, p. 105287, 2022.
- J. Zhu et al., "Review and prospect of data-driven techniques for load forecasting in integrated energy systems," *Appl. Energy*, vol. 321, p. 119269, 2022.
- Ruspandi, Rusmalah, and S. Nurmutia, *Teknik Peramalan*. Tangerang: Unpam Press, 2022.
- U. Rahmat, C. Basir, and Y. Rusdiana, *Metode Peramalan*. Tangerang: Unpam Press, 2024.
- D. Sinaga, "Jaringan Saraf Tiruan Infeksi Mata Dengan Menggunakan Metode Beraksitektur Multi Layer Perceptron," *Inf. Teknol. Ilm. (INTI)*, vol. 7, no. 2, pp. 189–192, 2020.
- M. Agustin and T. Prahasto, "Penggunaan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation untuk Seleksi Penerimaan Mahasiswa Baru pada Jurusan Teknik Komputer di Politeknik Negeri Sriwijaya," *J. Sist. Inf. Bisnis*, vol. 2, no. 2, pp. 089–097, Jun. 2012. [Online]. Available: <https://doi.org/10.21456/vol2iss2pp089-097>
- O. Runtime, "Explore artificial neural networks and applications," *Jaro Education*, Sep. 20, 2024. [Online]. Available: <https://www.jaroeducation.com/blog/complete-guide-to-artificial-neural-networks/>
- G. Dewantoro and J. N. Sukamto, "Implementasi Kendali PID Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation," *ELKHA: J. Tek. Elektro*, vol. 11, no. 1, pp. 12–18, 2019. [Online]. Available: <https://dx.doi.org/10.26418/elkha.v11i1.29959>
- A. Kristianto, S. Handoko, and K. Karnoto, "Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan untuk Proyeksi Kebutuhan Energi Listrik Provinsi di Yogyakarta Tahun 2016–2025," *Transient: J. Ilm. Tek. Elektro*, vol. 7, no. 2, pp. 591–597, 2018. [Online]. Available: <https://doi.org/10.14710/transient.v7i2.591-597>

[44]

Hak Cipta Di-

dungi Undang-U-

ang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Y. F. Utami, G. Darmawan, and R. S. Pontoh, "Forecasting electricity sales using the artificial neural network backpropagation method," *AJAE*, vol. 2, no. 4, pp. 581–594, Oct. 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.55927/ajae.v2i4.6589>

M. Lestari, H. D. Purnomo, and I. Sembiring, "Pengaruh E-Payment Trust Terhadap Minat Transaksi Pada E-marketplace Menggunakan Framework Technology Acceptance Model (Tam) 3," *J. Teknol. Inf. Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 5, p. 977, 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.25126/Jtiik.2021855212>

J. J. A. Limbong, I. Sembiring, and K. D. Hartomo, "Analysis of review sentiment classification on e-commerce Shopee word cloud based with Naïve Bayes and K-Nearest Neighbor method," *J. Teknol. Inf. Ilmu Komput. (Jtiik)*, vol. 9, no. 2, pp. 347–356, 2019. [Online]. Available: <https://doi.org/10.25126/Jtiik.2s02294960>

M. Hiransha, E. A. Gopalakrishnan, V. K. Menon, and K. P. Soman, "NSE stock market prediction using deep-learning models," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 132, pp. 1351–1362, 2018.

M. R. Biswas, M. D. Robinson, and N. Fumo, "Prediction of residential building energy consumption: a neural network approach," *Energy*, vol. 117, pp. 84–92, 2016.

A. T. Nurani, A. Setiawan, and B. Susanto, "Perbandingan Kinerja Regresi Decision Tree dan Regresi Linear Berganda untuk Prediksi BMI pada Dataset Asthma," *Jurnal Sains dan Edukasi Sains*, vol. 6, no. 1, pp. 34–43, 2023.

<https://doi.org/10.24246/juses.v6i1p34-43>

J. S. Malensang, H. Komalig, and D. Hatidja, "Pengembangan model regresi polinomial berganda pada kasus data pemasaran," *Jurnal Ilmiah Sains*, pp. 149-152, 2012. <https://doi.org/10.35799/jis.12.2.2012.740>

G. Tamizharasi and S. Hermawan, "Peramalan Beban Listrik Harian Jawa Tengah dan DIY Menggunakan Metode Seasional Autoregressive Integrated Moving Average," Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, 2013.

A. Kristianto, S. Handoko, and K. Karnoto, "Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan untuk Proyeksi Kebutuhan Energi Listrik Provinsi di Yogyakarta Tahun 2016-2025," *Transient: Jurnal Ilmiah Teknik Elektro*, vol. 7, no. 2, pp. 591-597, 2018.

<https://doi.org/10.14710/transient.v7i2.591-597>



[53] [54] [55] [56] [57] [58] [59] [60]

Pusat Statistik PLN Provinsi Riau, *Pusat Statistik PLN 2015*. Riau, Indonesia: Pusat Statistik Provinsi Riau, 2015.

Pusat Statistik PLN Provinsi Riau, *Pusat Statistik PLN 2016*. Riau, Indonesia: Pusat Statistik Provinsi Riau, 2016.

Pusat Statistik PLN Provinsi Riau, *Pusat Statistik PLN 2017*. Riau, Indonesia: Pusat Statistik Provinsi Riau, 2017.

Pusat Statistik PLN Provinsi Riau, *Pusat Statistik PLN 2018*. Riau, Indonesia: Pusat Statistik Provinsi Riau, 2018.

Pusat Statistik PLN Provinsi Riau, *Pusat Statistik PLN 2019*. Riau, Indonesia: Pusat Statistik Provinsi Riau, 2019.

Pusat Statistik PLN Provinsi Riau, *Pusat Statistik PLN 2020*. Riau, Indonesia: Pusat Statistik Provinsi Riau, 2020.

Pusat Statistik PLN Provinsi Riau, *Pusat Statistik PLN 2021*. Riau, Indonesia: Pusat Statistik Provinsi Riau, 2021.

Haloo Riau, “Terungkap: Riau Defisit Listrik 250 MW, Sumsel yang Bantu,” Hallo Riau, Jun. 29, 2019. <https://halloriau.com/read-otonomi-116131-2019-06-29-terungkap-riau-defisit-listrik-250-mw-sumsel-yang-bantu.html> (accessed Oct. 20, 2025).

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LAMPIRAN A

1. Kode *Cleaning Data Jumlah Pelanggan PLN dan Konsumsi Energi Listrik*

% Cleaning Data Jumlah Pelanggan PLN Provinsi Riau (2015-2024)

% Data Input: Jumlah Pelanggan (dalam bentuk matriks)

data_pelanggan = [

1087916, 1201666, 1329838, 1448980, 1558844, 1663114, 1765513, 1842357, 1936633,

2023751; % Rumah Tangga

95760, 105373, 115847, 126619, 133831, 143731, 158719, 177956, 179138,

194673; % Komersil

20551, 22822, 25930, 29054, 32641, 35716, 39217, 42115, 45086, 48534; %

Publik

243, 274, 271, 325, 343, 420, 513, 633, 763, 938; % Industri

4073, 4792, 5199, 5652, 6075, 6412, 6693, 6859, 7130, 7388 % Gedung

Pemerintahan

];

% 1. Mengganti NaN dengan median dari data

data_pelanggan(isnan(data_pelanggan))

median(data_pelanggan(~isnan(data_pelanggan)));

% 2. Menghapus duplikat baris (jika ada)

data_pelanggan = unique(data_pelanggan, 'rows');

% 3. Menangani outlier dengan Z-score

z_scores = zscore(data_pelanggan, 0, 2);

threshold = 3;

outliers = abs(z_scores) > threshold;

% Ganti outlier dengan median baris

for i = 1:size(data_pelanggan, 1)

median_row = median(data_pelanggan(i, :));

data_pelanggan(i, outliers(i, :)) = median_row;

end

disp('Data Jumlah Pelanggan setelah cleaning:');
disp(data_pelanggan);

% Cleaning Data Konsumsi Listrik Provinsi Riau (2015-2024)

% Data Input: Konsumsi Listrik dalam GWh

data_konsumsi = [

2192.23, 2359.28, 2423.05, 2495.68, 2635.80, 2803.71, 2935.09, 3007.32, 3142.80,

3375.08; % Rumah Tangga

199.68, 224.33, 296.30, 403.77, 447.31, 649.89, 1593.61, 2960.77, 3180.60, 3399.60;

% Industri

835.71, 931.33, 945.70, 1012.82, 1098.76, 1069.61, 1130.68, 1236.21, 1358.50,

1423.62; % Komersial

140.97, 161.75, 175.79, 191.12, 213.52, 203.12, 222.55, 260.79, 296.71, 335.50;

% Publik

84.76, 91.77, 93.06, 95.77, 103.04, 106.86, 112.15, 115.41, 119.24, 125.02 %

Gedung Pemerintahan

];

% 1. Ganti NaN dengan median

data_konsumsi(isnan(data_konsumsi)) = median(data_konsumsi(~isnan(data_konsumsi)));

% 2. Tangani outlier

z_scores_konsumsi = zscore(data_konsumsi, 0, 2);

threshold = 3;

for i = 1:size(data_konsumsi, 1)

median_row = median(data_konsumsi(i, :));

data_konsumsi(i, abs(z_scores_konsumsi(i, :)) > threshold) = median_row;

end

disp('Data Konsumsi Listrik setelah cleaning:');

disp(data_konsumsi);

2. Kode Normalisasi Data Jumlah Pelanggan PLN dan Konsumsi Energi Listrik dalam *sigmoid bipolar*

% Normalisasi Tabel 3.5: Jumlah Pelanggan PLN Provinsi Riau (2015-2024)

```
data_pelanggan = [
1087916, 1201666, 1329838, 1448980, 1558844, 1663114, 1765513, 1842357, 1936633,
2023751; % Rumah Tangga
95760, 105373, 115847, 126619, 133831, 143731, 158719, 177956, 179138, 194673;
% Komersil
20551, 22822, 25930, 29054, 32641, 35716, 39217, 42115, 45086, 48534; %
Publik
243, 274, 271, 325, 343, 420, 513, 633, 763, 938; % Industri
4073, 4792, 5199, 5652, 6075, 6412, 6693, 6859, 7130, 7388 %
Gedung Pemerintahan
];
```

% Pre-allocate matrix for normalized data

```
normalized_pelanggan = zeros(size(data_pelanggan));
```

% Normalisasi per baris (sektor)

```
for i = 1:size(data_pelanggan, 1)
    X_min = min(data_pelanggan(i,:));
    X_max = max(data_pelanggan(i,:));
    if X_max == X_min
        normalized_pelanggan(i,:) = 0;
    else
        normalized_pelanggan(i,:) = 2 * ((data_pelanggan(i,:) - X_min) / (X_max - X_min)) -
    1;
    end
end

disp('Hasil Normalisasi Jumlah Pelanggan PLN (Tabel 3.5):');
disp(normalized_pelanggan);
```

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

% Normalisasi Tabel 3.5: Konsumsi Listrik (GWh) Provinsi Riau (2015-2024)

```

data_konsumsi = [
  2192.2, 2359.3, 2423.1, 2495.7, 2635.8, 2803.7, 2935.1, 3007.3, 3142.8, 3375.1; % Rumah Tangga
  199.7, 224.3, 296.3, 403.8, 447.3, 649.9, 1593.6, 2960.8, 3180.6, 3399.6; % Industri
  835.7, 931.3, 945.7, 1012.8, 1098.8, 1069.6, 1130.7, 1236.2, 1358.5, 1423.6; % Komersial
  141.0, 161.8, 175.8, 191.1, 213.5, 203.1, 222.6, 260.8, 296.7, 335.5; % Publik
  84.8, 91.8, 93.1, 95.8, 103.0, 106.9, 112.2, 115.4, 119.2, 125.0 % Gedung
  Pemerintahan
];

```

% Pre-allocate matrix for normalized data

```
normalized_konsumsi = zeros(size(data_konsumsi));
```

% Normalisasi per baris (sektor)

```

for i = 1:size(data_konsumsi, 1)
  X_min = min(data_konsumsi(i,:));
  X_max = max(data_konsumsi(i,:));
  if X_max == X_min
    normalized_konsumsi(i,:) = 0;
  else
    normalized_konsumsi(i,:) = 2 * ((data_konsumsi(i,:) - X_min) / (X_max - X_min)) - 1;
  end
end

```

```
disp('Hasil Normalisasi Konsumsi Listrik (Tabel 3.5):');
```

```
disp(normalized_konsumsi);
```

% Data Tabel 3.6 : Daya Tersambung Provinsi Riau (MVA) 2015-2024

```

data_daya = [...
  1908.19, 2170.31, 2390.74, 2622.06, 2850.10, 3132.69, 3716.27, 3956.04, 4215.61,
  4506.15
];

```

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

```

]; %Pre-allocate untuk hasil normalisasi
normalized_daya = zeros(size(data_daya));

%Normalisasi (karena 1 baris, tidak perlu loop)
X_min = min(data_daya);
X_max = max(data_daya);
if X_max == X_min
    normalized_daya(:) = 0;
else
    normalized_daya = 2 * ((data_daya - X_min) / (X_max - X_min)) - 1;
end

```

```

% Tampilkan hasil
disp('Hasil Normalisasi Daya Tersambung (Tabel 3.6):');
disp(normalized_daya);

```

>> % Tahun dan Data (2015–2024)

```
tahun = 2015:2024;
```

% Data inputan (10x10)

```

data = [
-1  -0.7569 -0.483  -0.2284 0.0064  0.2293  0.4481  0.6123  0.8138  1;
-1  -0.8056 -0.5938 -0.376   -0.2302 -0.03    0.273   0.662   0.6859  1;
-1  -0.8377 -0.6156 -0.3923 -0.1359 0.0839  0.3341  0.5412  0.7536  1;
-1  -0.9108 -0.9194 -0.764   -0.7122 -0.4906 -0.223   0.1223  0.4964  1;
-1  -0.5662 -0.3207 -0.0474 0.2078  0.4112  0.5807  0.6808  0.8443  1;
-1  -0.7175 -0.6096 -0.4869 -0.25    0.0339  0.2561  0.3781  0.6072  1;
-1  -0.9846 -0.9396 -0.8724 -0.8452 -0.7186 -0.1288 0.7257  0.8631  1;
-1  -0.6748 -0.6258 -0.3975 -0.1049 -0.2043 0.0036  0.3625  0.7785  1;

```

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.


```
1.0543 1.2617 1.4691 1.6765 1.8839  
0.9125 1.1121 1.3118 1.5115 1.7111  
1.1821 1.3986 1.6152 1.8317 2.0483
```

>>>% Data target asli

$X_p = [1908.19, 2170.31, 2390.74, 2622.06, 2850.10, 3132.69, 3716.27, 3956.04, 4215.61, 4506.15];$

% Data hasil prediksi ter-normalisasi

$X_n = [1.46159, 2.01939, 2.61736, 3.23479, 3.86395];$

% Nilai maksimum dan minimum dari data asli

$X_{\max} = \max(X_p);$

$X_{\min} = \min(X_p);$

% Denormalisasi

$X_{\text{denorm}} = 0.5 * (X_n + 1) * (X_{\max} - X_{\min}) + X_{\min};$

% Tampilkan hasil

`disp('Hasil denormalisasi:');`

`disp(X_denorm);`

Hasil denormalisasi:

```
1.0e+03 *  
5.1057 5.8303 6.6071 7.4091 8.2264 (HASIL PERAMALAN DAYA TERSAMBUNG 2025-  
2029) ^
```



1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

DAFTAR RIWAYAT HIDUP

Abdi Rafidan Saputra lahir di Muara Bahan 16 November 2003, anak dari sepasang suami istri, ayah bernama Abdul Jalal, dan Ibu Yuliani. Jenjang pendidikan pertama di TK Pertiwi Sungai Buluh, jenjang berikutnya di SDN 017 Muara Bahan, selanjutnya MTS PPM AL-HIDAYAH Sukamaju, lalu SMK Multimekanik Masmur Pekanbaru. Setelah itu penulis masuk kejenjang perkuliahan masuk melalui jalur Mandiri pada tahun 2021. Penulis pernah melakukan magang pada saat SMK di PT Gobel nusantara Panasonic pekanbaru. Dan pada saat kuliah penulis magang atau Kerja Praktek di PLTA Maninjau Sumatra Barat.

Penulis melakukan penelitian yang berjudul “ Analisis Perbandingan Tingkat Akurasi *Feedforward Backpropagation* Dan *Recurrent Nn* Pada Peramalan Daya Tersambung Di Provinsi Riau Tahun 2025-2029”. Sebagai kontribusi penulis keakademik dalam mendukung sistem tenaga listrik yang handal.

No HP: 0822 8539 6865

Email: abdisaputranew@gmail.com