

**MODEL SISTEM DETEKSI KONDISI ABNORMAL PADA KONSUMSI
ENERGI LISTRIK DI JARINGAN DISTRIBUSI 1 PHASE
MENGUNAKAN *ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM***

(Tesis)

JIMMY LUKITA

NPM 2325031008

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
MAGISTER TEKNIK ELEKTRO**



**JURUSAN MAGISTER TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2025**

**MODEL SISTEM DETEKSI KONDISI ABNORMAL PADA KONSUMSI
ENERGI LISTRIK DI JARINGAN DISTRIBUSI 1 PHASE
MENGUNAKAN *ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM***

**Oleh:
JIMMY LUKITA.**

TESIS

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
MAGISTER TEKNIK ELEKTRO**



**JURUSAN MAGISTER TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2025**

ABSTRAK

Oleh

Jimmy Lukita

Adaptive Neuro- Fuzzy Inference System (ANFIS) terbukti mampu mengklasifikasikan pola konsumsi energi listrik dengan akurasi rata-rata 66,64% dan tingkat kesalahan 33,36%. Variasi presisi terlihat pada setiap label, dimana label 1 dan 4 memiliki nilai rendah, sementara label 2,3,dan 5 menunjukkan performa lebih baik. Presisi tertinggi mencapai 94,28% pada label 5 menandakan kemampuan ANFIS dalam mengenali pola konsumsi tertentu dengan lebih tepat. Keandalan model diperkuat melalui evaluasi menggunakan RMSE,MAE dan MBE tersebut menunjukkan kecenderungan underestimasi dalam skala yang sangat kecil. Selain itu, penerapan normalisasi data memberikan dampak positif terhadap performa model, dengan perbedaan signifikan dibandingkan data mentah, yaitu selisih RMSE sebesar 0,5022 dan MAE sebesar 0,3595. Temuan ini menekankan bahwa pemilihan fungsi keanggotaan yang tepat serta normalisasi data berperan penting dalam meningkatkan efektivitas anfis untuk deteksi anomali konsumsi listrik.

Keywords: ANFIS, Konsumsi Listrik, Deteksi Anomali,Pra-pemrosesan Data

ABSTRACT

By

Jimmy Lukita

Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) demonstrates the ability to classify electricity consumption patterns with an average accuracy of 66.64% and an error rate of 33.36%. Precision varies across labels, where labels 1 and 4 show relatively low values, while labels 2, 3, and 5 achieve better performance. The highest precision of 94.28% is recorded for label 5, highlighting ANFIS's capability to accurately identify specific consumption patterns. The model's reliability is further validated through RMSE, MAE, and MBE evaluation. The best results are obtained using the generalized bell (gbell) membership function, yielding RMSE of 0.1634, MAE of 0.1197, and MBE of -0.00035. The MBE value indicates a very small and almost negligible underestimation tendency. Moreover, data normalization significantly enhances model performance, as shown by the substantial difference compared to raw data, with RMSE reduced by 0.5022 and MAE by 0.3595. These findings emphasize that both the selection of an appropriate membership function and data normalization play a crucial role in strengthening ANFIS's effectiveness for anomaly detection in electricity consumption.

Keywords: ANFIS, Electricity Consumption, Anomaly Detection, Data Pre-processing

LEMBAR PERSETUJUAN

**MODEL SISTEM DETEKSI KONDISI ABNORMAL PADA KONSUMSI
ENERGI LISTRIK DI JARINGAN DISTRIBUSI 1 PHASE
MENGUNAKAN ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM**

Oleh

Jimmy Lukita
NPM 2325031008

Telah disahkan untuk mengikuti Ujian Komprehensif

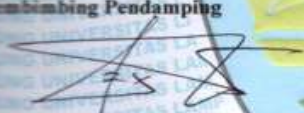
Jurusan Magister Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Lampung

Pada Tanggal : Oktober 2025

Menyetujui,

Pembimbing Pendamping

Pembimbing Utama


Dr. Eng. FX Arinto Setyawan, M.T.

NIP. 196912191999031002


Prof. Dr. Ir. Sri Ratna Sulistiyanti, M.T.

NIP. 196510211995122001

Koordinator Program Studi Magister Teknik Elektro
Fakultas Teknik Universitas Lampung


Prof. Dr. Ir. Sri Ratna Sulistiyanti, M.T.
NIP. 196510211995122001

MENGESAHKAN

1. Komisi Penguji I

Ketua Komisi Penguji

(Pembimbing I)

: Prof.Dr. Ir. Sri Ratna Sulistiyanti, M.T

NIP. 196510211995122001

Sekretaris Komisi Penguji

(Pembimbing II)

: Dr.Eng. F.X Arinto Setyawan,M.T

NIP. 196912191999031002

Anggota Komisi Penguji

(Penguji I)

: Dr. Eng. Ir. Helmy Fitriawan, S.T.,M.Sc

NIP. 197509282001121002

Anggota Komisi Penguji

(Penguji II)

: Dr.Eng. Lukmanul Hakim, S.T.,M.Sc

NIP. 197209232000121002

1. Dekan Fakultas Teknik

Dr. Eng. Helmy Fitriawan, S.T., M.Sc

NIP. 197509282001121002

2. Direktur Program Pascasarjana

Prof. Dr. Ir. Murhadi, M.Si.

NIP. 196403261989021001

Tanggal Lulus Ujian Tesis : 15 Oktober 2025

LEMBAR PERNYATAAN

Saya menyatakan dengan sesungguhnya bahwa tesis yang saya susun sebagai syarat untuk memperoleh gelar Magister Teknik dan Program Pascasarjana Magister Teknik Elektro seluruhnya merupakan hasil karya sendiri.

Adapun bagian-bagian tertentu dalam penulisan tesis yang saya kutip dari hasil karya hasil orang lain telah dituliskan sumbernya secara jelas sesuai dengan norma, kaidah dan etika penulisan ilmiah.

Tesis dengan judul "Model Sistem Deteksi Kondisi Abnormal Pada Konsumsi Energi Listrik Di Jaringan Distribusi 1 Phase Menggunakan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System" dapat diselesaikan berkat bimbingan dan motivasi dari pembimbing-pembimbing saya, yaitu:

1. Prof. Dr. Ir. Sri Ratna Sulistiyanti, M.T.
2. Dr.Eng. F.X Arinto Setyawan,M.T.

Saya ucapkan terima kasih yang sebesar besarnya kepada semua pihak, khususnya kedua dosen pembimbing dan Bapak/Ibu Dosen Program Studi Magister Teknik Elektro Universitas Lampung yang banyak memberikan ilmu pengetahuan, bimbingan dan motivasi.

Apabila dikemudian hari ditemukan seluruh atau sebagian tesis ini bukan hasil karya sendiri atau adanya plagiat dalam bagian-bagian tertentu, saya bersedia menerima sanksi pencabutan gelar akademik yang saya sandang dan sanksi sanksi lainnya sesuai dengan peraturan perundangan yang berlaku.

Bandar Lampung 15 Oktober 2025

 Jimmy Lukita

RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan di Lubuk-Linggau, 13 November 2001. Penulis merupakan anak pertama dari empat bersaudara dari pasangan Bapak Johan Saputra dan Ibu Santi Puspasari. Mengenai riwayat pendidikan penulis, penulis lulus dari Sekolah Dasar (SD) di SDN 25 Lubuk-Linggau, Lubuk-Linggau pada tahun 2013, lulus Sekolah Menengah Pertama (SMP) di SMPN 08 Lubuk-Linggau pada tahun 2016, lulus Sekolah Menengah Atas (SMA) di SMAN 01 Lubuk-Linggau pada tahun 2019 dan diterima di Universitas Bengkulu di Jurusan Teknik Elektro dan meraih gelar Sarjana Teknik (S.T) pada tahun 2023. Penulis melakukan praktik kerja lapangan (PKL) di PT PLN Gardu Induk, Bengkulu pada tahun 2022. Pada tahun 2023 penulis terdaftar sebagai Mahasiswa Program Pascasarjana Teknik Elektro di Universitas Lampung, penulis melakukan penelitian pada bidang Otomasi Industri dengan judul tesis “Model Sistem Deteksi Kondisi Abnormal Pada Konsumsi Energi Listrik Di Jaringan Distribusi 1 Phase Menggunakan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System” di bawah bimbingan Ibu Prof. Dr. Ir. Sri Ratna Sulistiyanti, M.T. dan Bapak 1. Dr.Eng. F.X Arinto Setyawan, M.T.

Bandar Lampung, 17 September 2025

Penulis



PERSEMBAHAN

Dengan Ridho Allah SWT, teriring sholawat kepada Nabi Muhammad SAW
Bapak dan Ibu Tercinta,

Sebagai tanda bakti, hormat dan terima kasih yang tiada hingga kupersembahkan tesis ini untuk kedua orangtua tercinta saya Ayah Johan Saputra dan Ibu Santi Puspasari, yang selalu senantiasa memberikan saya kasih sayang tiada tara, dukungan, dan ridho yang tidak bisa saya balas melalui selebar kertas ini. Semoga hal ini dapat menjadi langkah awal bagi saya untuk dapat membuat ayah dan ibu selalu bahagia, walaupun saya masih belum dapat membalas apa yang beliau-beliau berikan kepada saya. Terima kasih untuk selalu mendoakan dan menasehati saya untuk terus melangkah menjadi orang yang lebih baik dengan selalu memberikan keridhoan disetiap langkah. Terima kasih mama papa. Semoga selalu dalam lindungan Allah S.W.T.

Saudara Terkasih

Sebagai tanda terima kasih aku persembahkan tesis ini untuk adikku jihan thalita, jazillah myesha dan jafnan azkadina. Terima kasih selalu senantiasa memberikan semangat dan selalu memberikan bantuan dalam penyelesaian tesis ini. Semoga doa dan segala hal yang terbaik yang engkau berikan dapat menjadikan ku orang yang baik dan berguna bagi sekitar. Terima kasih.

Dosen Teknik Elektro,

Yang selalu membimbing, mengajarkan, memberikan saran, baik secara akademis maupun non akademis

Keluarga Besar MTE 2023,

Yang selalu memberi semangat, dukungan dalam proses yang sangat panjang, dan selalu berdiri bersama dalam perjuangan menuju kesuksesan

Almamaterku,

Universitas Lampung



MOTTO

فَافْوَضْ أَمْرِي إِلَى اللَّهِ

“Dan aku menyerahkan urusanku kepada Allah”.

(QS. Ghafir 40: ayat 44)

“One day, I am gonna grow wings”

-Let down”Radiohead”

SANWACANA

Assalamu'alaikum, Wr.Wb. Alhamdulillahirobbil'alamiin. Puji syukur Penulis haturkan atas kehadiran Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan penelitian tesis ini dengan baik. Tidak lupa, shalawat dan salam senantiasa penulis ucapkan kepada junjungan kita, Rasulullah SAW, yang menjadi suri teladan mulia yang membawa kita kepada cahaya kehidupan dan iman.. Tesis dengan judul “Metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* untuk Prediksi Kadar Unsur Hara dalam Tanah” adalah salah satu syarat untuk memperoleh gelar Magister Teknik pada Jurusan Teknik Elektro di Fakultas Teknik, Universitas Lampung. Selama masa perkuliahan dan penelitian, penulis telah mendapatkan banyak hal berharga, baik berupa dukungan, bimbingan, semangat, motivasi maupun kontribusi dari berbagai pihak. Sehingga Tesis ini dapat terselesaikan dengan baik. Oleh karena itu, pada kesempatan ini, penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Ibu Prof. Dr. Ir. Lusmeilia Afriani, D.E.A., I.P.M., selaku Rektor Universitas Lampung.
2. Bapak Prof. Dr. Ir. Murhadi, M.Si., selaku Direktur Progam Pascasarjana, Universitas Lampung.
3. Bapak Dr. Eng. Helmy Fitriawan, S.T., M.Sc., selaku Dekan Fakultas Teknik, Universitas Lampung dan selaku Penguji Pendamping penulis yang senantiasa memberikan bimbingan, ilmu, saran, dan kritik dalam penyelesaian tesis ini.
4. Dr. Eng. F.X. Arinto Setyawan, S.T.,M.T., selaku dosen Pembimbing Kedua yang telah memberikan masukan dan arahan untuk penyelesaian tesis ini.
5. Dr. Eng. Ir. Helmy Fitriawan, S.T.,M.Sc., selaku dosen Penguji Utama atas kesediaannya dalam memberikan saran dan kritik kepada penulis.
6. Segenap dosen dan pegawai di Jurusan Teknik Elektro yang telah memberikan ilmu dan wawasan yang tak terlupakan oleh penulis.
7. Untuk kedua orangtua penulis Bapak Johan Saputra dan Ibu Santi Puspasari yang telah membesarkan dan memberi kasih sayang. Terima kasih atas kerja

keras dan selalu mendukung penulis berupa doa atau perilaku dalam memberi semangat. Sehingga penulis dapat mencapai titik yang tidak bias penulis bayangkan tanpa bantuan dan doa kedua orangtua penulis.

8. Jihan Thalita, Jazillah Myesha Dan Jafnan Azkadina selaku saudara penulis yang senantiasa memberikan support tanpa henti.
9. Teman-teman Magister Teknik Elektro 2023, yang saling memberikan support selama perkuliahan.
10. Terima kasih kepada Gita lorenza selaku Pasangan yang selalu senantiasa memberikan semangat dalam penyelesaian tesis ini.

Penulis menyampaikan permohonan maaf atas segala kekurangan dan ketidaksempurnaan yang mungkin terdapat dalam penulisan tugas akhir ini. Akhir kata, penulis berharap tesis ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak serta turut berkontribusi dalam memperkaya khazanah ilmu pengetahuan. Dengan segala kerendahan hati, penulis mengucapkan terima kasih.

Bandar Lampung, 15 Oktober 2025
Penulis,

Jimmy Lukita

DAFTAR ISI

	Halaman
ABSTRAK	iii
ABSTRACT	iv
LEMBAR PERSETUJUAN	v
LEMBAR PENGESAHAN	vi
LEMBAR PERNYTAAN	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR GAMBAR.....	x
DAFTAR TABEL	xi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 Alat Pengukur dan Pembatas (App).....	5
2.2 Jenis Pelanggaran	6
2.3 Skenario Pencurian Listrik.....	6
2.4 <i>K-Fold Cross Validation</i>	7
2.5 Logika <i>Fuzzy</i>	8
2.6 Sistem Inferensi <i>Fuzzy</i>	12
2.7 <i>Artificial Neural Network</i> (ANN)	12
2.8 <i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference</i> (ANFIS).....	13
2.9 Normalisasi Data.....	16
2.10 <i>Performance of Forecasting Model</i>	16
2.10.1 <i>Root Mean Square Error (RMSE)</i>	16
2.10.2 <i>Mean Absolute Error (MAE)</i>	17
2.10.3 <i>The Mean Bias Error (MBE)</i>	17
2.11 <i>Confusion Matrix</i>	17
BAB III METODE PENELITIAN.....	19
3.1 Jenis Penelitian.....	19
3.2 Sumber dan Alur Pengambilan Data.....	19
3.3 Tahap Penelitian.....	19
3.4 <i>Flowchart</i> Deteksi Pencurian Listrik	20
3.5 Metode Pengujian.....	23
3.5.1 Pengujian Sistem Anfis	23
3.5.2 Pengujian Sistem Tindakan Ilegal.....	23
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	25
4.1 Pengambilan Data	25
4.2 Proses Pra-Pemrosesan Data	27
4.3 Implementasi Sistem ANFIS	28
4.3.1 Masukan Waktu	29
4.3.2 Masukan Konsumsi Listrik	29
4.4 Hasil Pengujian Model.....	31
4.4.1 Validasi Kecocokan ANFIS dengan data <i>training (fit check)</i>	31
4.4.2 Kurva <i>trimf</i> (Data Sebelum Normalisasi)	32

4.4.3 Kurva <i>Trapmf</i> (Data Sebelum Normalisasi)	38
4.4.4 Kurva <i>gbellmf</i> (Data Sebelum Normalisasi)	43
4.4.5 Kurva <i>trimf</i> (Data Normalisasi)	48
4.4.6 Kurva <i>trapmf</i> (Data Normalisasi).....	53
4.4.7 Kurva <i>gbellmf</i> (Data Normalisasi)	58
4.5 Evaluasi Kinerja Model.....	63
4.5.1 Evaluasi RMSE,MAE,MBE	63
4.5.2 Evaluasi Akurasi,Presisi dan Eror	64
4.5.2.1 Perhitungan Akurasi,Presisi dan Eror fold 1 Kurva <i>gbellmf</i>	64
4.5.2.2 Perhitungan Akurasi,Presisi dan Eror fold 2 Kurva <i>gbellmf</i>	65
4.5.2.3 Perhitungan Akurasi,Presisi dan Eror fold 3 Kurva <i>gbellmf</i>	65
4.5.2.4 Perhitungan Akurasi,Presisi dan Eror fold 4 Kurva <i>gbellmf</i>	66
4.5.2.5 Perhitungan Akurasi,Presisi dan Eror fold 5 Kurva <i>gbellmf</i>	67
4.5.2.6 Perhitungan Akurasi,Presisi dan Eror fold 6 Kurva <i>gbellmf</i>	68
4.5.2.7 Perhitungan Akurasi,Presisi dan Eror fold 7 Kurva <i>gbellmf</i>	69
4.5.2.8 Perhitungan Akurasi,Presisi dan Eror fold 8 Kurva <i>gbellmf</i>	69
4.5.2.9 Perhitungan Akurasi,Presisi dan Eror fold 9 Kurva <i>gbellmf</i>	70
4.5.2.10 Perhitungan Akurasi,Presisi dan Eror fold 10 Kurva <i>gbellmf</i>	71
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	74
DAFTAR PUSTAKA	75

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 App Type Tanpa Ok (App Terpadu) Dan Type Dengan Oka	5
Gambar 2.2 Pola Konsumsi Listrik.....	7
Gambar 2.3 Model evaluasi dengan <i>k-Fold Cross Validation</i> [13]	8
Gambar 2.4 Grafik linear naik	9
Gambar 2.5 Grafik linear turun.....	10
Gambar 2.6 Grafik kurva lonceng.....	11
Gambar 2.7 Grafik kurva trapesium	11
Gambar 2.8 Struktur ANFIS [18]	14
Gambar 3. 1 Tahap Penelitian.....	19
Gambar 3. 2 Flowchart Sistem.....	21
Gambar 4. 1 Data Konsumsi Listrik Berdasarkan Label	26
Gambar 4. 2 Diagram fungsi keanggotaan <i>input</i> 1.....	29
Gambar 4. 3 Diagram fungsi keanggotaan <i>input</i> 2.....	30
Gambar 4. 4 Struktur Anfis.....	31
Gambar 4. 5 Hasil Prediksi Anfis Setiap Fold Kurva <i>Trimf</i>	36
Gambar 4. 6 Hasil Prediksi Anfis Setiap Fold Kurva <i>Trapmf</i>	41
Gambar 4. 7 Hasil Prediksi Anfis Setiap Fold Kurva <i>Gbellmf</i>	46
Gambar 4. 8 Hasil Prediksi Anfis Setiap Fold Kurva <i>trimf</i>	51
Gambar 4. 9 Hasil Prediksi Anfis Setiap Fold Kurva <i>Trapmf</i> (Data Normalisasi)	56
Gambar 4. 10 Hasil Prediksi Anfis Setiap Fold Kurva <i>Gbellmf</i> (Data Normalisasi).....	61

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 <i>Confusion Matrix</i>	17
Tabel 4. 1 Data Konsumsi Energi Listrik.....	25
Tabel 4. 2 Data Normalisasi Konsumsi Energi Listrik	27
Tabel 4. 3Pembagian data K-Fold.....	28
Tabel 4. 4 Nilai a,b dan c pada fungsi keanggotaan <i>input 1</i> dan <i>input 2</i>	30
Tabel 4. 5 Nilai RMSE,MAE dan MBE setiap fold.....	37
Tabel 4. 6 Nilai RMSE,MAE dan MBE Setiap fold Kurva <i>Trapmf</i>	42
Tabel 4. 7 Nilai RMSE,MAE dan MBE Setiap fold Kurva <i>gbellmf</i>	47
Tabel 4. 8 Nilai RMSE,MAE dan MBE Setiap fold Kurva <i>trimf (data normalisasi)</i>	52
Tabel 4. 9 Nilai RMSE,MAE dan MBE Setiap fold Kurva <i>trapmf (data normalisasi)</i>	57
Tabel 4. 10 Nilai RMSE,MAE dan MBE Setiap fold Kurva <i>gbellmf (data normalisasi)</i> . 62	62
Tabel 4. 11 Hasil Perbandingan Evaluasi Nilai Rata-Rata RMSE,MAE dan MBE	63
Tabel 4. 12 <i>Confusion Matrik</i> fold 1.....	64
Tabel 4. 13 <i>Confusion Matrik</i> fold 2.....	65
Tabel 4. 14 <i>Confusion Matrik</i> fold 3.....	66
Tabel 4. 15 <i>Confusion Matrik</i> fold 4.....	66
Tabel 4. 16 <i>Confusion Matrik</i> fold 5.....	67
Tabel 4. 17 <i>Confusion Matrik</i> fold 6.....	68
Tabel 4. 18 <i>Confusion Matrik</i> fold 7.....	69
Tabel 4. 19 <i>Confusion Matrik</i> fold 8.....	70
Tabel 4. 20 <i>Confusion Matrik</i> fold 9.....	70
Tabel 4. 21 <i>Confusion Matrik</i> fold 10.....	71
Tabel 4. 22 Nilai Rata-Rata Akurasi,Presisi dan Eror Seluruh Fold.....	72

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tindakan pencurian energi listrik semakin marak dilakukan, hal ini disebabkan penggunaan listrik yang tidak sesuai dengan kapasitas daya yang terpasang. Selain itu, sebagian besar konsumen memiliki kecenderungan untuk menekan biaya tagihan listrik serendah mungkin, namun tetap menginginkan penggunaan daya yang tinggi. Saat ini sebagai contoh 1 ULP PLN Muara aman provinsi Bengkulu mengawasi 12 kecamatan dan 9 desa dan berdasarkan data pusat statistik provinsi Bengkulu mencatat terdapat 33.613 pelanggan, dengan sekian banyak pelanggan yang harus memeriksa catatan penggunaan listriknya tentu akan membutuhkan waktu yang cukup lama apa lagi jika jumlah admin yang memeriksanya hanya 1 orang, inspeksi pada Kwh meter juga biasanya dilakukan setelah adanya laporan dari masyarakat terkait dugaan pencurian listrik oleh individu tertentu atau berdasarkan data penggunaan listrik konsumen, hal inilah perlunya solusi untuk mempercepat pemeriksaan data historis pelanggan. Pelaku pencurian listrik umumnya bertujuan untuk menggunakan energi tanpa dikenakan biaya oleh penyedia listrik [1] atau membayar tagihan yang nilainya lebih kecil daripada jumlah energi yang sebenarnya digunakan [2].

Secara umum, terdapat empat jenis modus utama dalam pencurian listrik. Modus pertama dilakukan dengan mengganti atau memodifikasi *Miniature Circuit Breaker* (MCB) pada meteran listrik, sehingga daya listrik yang digunakan melebihi kapasitas yang seharusnya. Modus kedua melibatkan manipulasi kWh meter dengan memodifikasi terminal Kwh meter, sehingga konsumsi listrik yang tercatat menjadi lebih rendah daripada penggunaan sebenarnya. Modus ketiga merupakan kombinasi dari metode pertama dan kedua, yakni memodifikasi kapasitas daya sekaligus memanipulasi meteran listrik. Modus keempat biasanya dilakukan oleh pedagang kaki lima dan warung tenda di pinggir jalan, dengan cara membuat sambungan listrik langsung dari jaringan Penerangan Jalan Umum (PJU). Keempat

modus tersebut diidentifikasi sesuai dengan Peraturan Direksi PT. PLN (Persero) No. 088-Z.P/Dir/2016.

Studi mengenai metode deteksi dan pengembangan alat untuk mendeteksi pencurian listrik telah dilakukan secara luas. Pendekatan terapan paling dasar melibatkan perbandingan antara daya yang terukur pada meteran listrik di *Miniature Circuit Breaker* (MCB) dengan data yang dihasilkan oleh perangkat eksperimental buatan peneliti [3]. Metode yang digunakan dalam literatur dapat secara luas dikategorikan ke dalam tiga kategori berikut: metode deteksi berbasis perangkat keras, gabungan perangkat keras dan data, dan metode berbasis data.

Metode berbasis perangkat keras berdasarkan penelitian yang dilakukan J. Astronomo, Dayrit, Edjic, dan Regidor menggunakan modul Arduino, GSM, dan alarm dikembangkan untuk mengatasi kerugian yang ditimbulkan oleh pencurian listrik. Sistem ini mendeteksi perbedaan arus antara dua sensor yang dipasang pada kabel *drop-wire* dan tutup layanan. Ketika selisih arus melebihi ambang batas 0,2 ampere, sistem akan mengaktifkan alarm dan mengirimkan SMS ke perusahaan penyedia listrik. Prototipe ini menunjukkan kinerja yang baik, dengan waktu alarm rata-rata 7,752 detik dan waktu pengiriman SMS 15,584 detik, serta perbedaan arus sensor rata-rata sebesar 0,339 ampere [4].

Penggunaan metode *machine learning* untuk mendeteksi pencurian listrik juga pernah dilakukan oleh Abraham dan Olufemi Abiodun. Penelitian ini mengembangkan metode deteksi pencurian listrik di rumah pintar dengan menganalisis pola konsumsi energi perangkat berbasis waktu. Lima jenis serangan disimulasikan, dan model diuji menggunakan data serangan simulasi. Metode yang digunakan, seperti *Extreme Gradient Boost* (XGB), *Random Forest* (RF), dan *Multilayer Perceptron* (MLP). XGB mencatatkan nilai AUC tertinggi, yaitu 98,69% untuk deteksi serangan simulasi dan 98,74% untuk serangan nyata. Penelitian ini memberikan solusi praktis bagi penyedia energi dan industri rumah pintar [5].

Penelitian yang dilakukan Madbouly, Sayed O., dan Hedi A. Guesmi menggunakan Model CNN-XGB yang diusulkan, yang menggabungkan kemampuan ekstraksi fitur dari CNN dengan teknik *gradient boosting* XGBoost, menunjukkan kinerja superior. Pendekatan hibrid ini meningkatkan efisiensi model,

menangani data yang tidak seimbang dengan baik, dan mengurangi masalah *overfitting*. Evaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, F1-score, dan *Area Under The Curve* (AUC) untuk analisis *Receiver Operating Characteristic* (ROC). Model CNN-XGB mengungguli semua model lain dalam setiap metrik, dengan akurasi 92,7%, presisi 90,6%, recall 91,8%, F1-score 91,2%, dan AUC 0,93. Sebagai perbandingan, model Logistic Regression mencapai akurasi 75,6% dan AUC 0,74, sementara *Random Forest* dan SVM memiliki akurasi masing-masing 82,3% dan 84,1%, serta AUC 0,81 dan 0,83. Model CNN standalone mencatatkan akurasi 87,5% dan AUC 0,88. [6].

ANFIS adalah metode hibrida yang menggabungkan logika *fuzzy* dan jaringan saraf tiruan (ANN) untuk membangun hubungan *input-output* berdasarkan pengetahuan manusia melalui pemilihan fungsi keanggotaan yang sesuai. Logika *fuzzy* memiliki keunggulan dalam memodelkan pengetahuan manusia melalui aturan kualitatif, sedangkan ANN unggul karena tidak memerlukan pemodelan matematis dalam pengenalan pola dan dapat bekerja dengan data historis untuk melakukan prediksi. Dengan menggabungkan kedua metode ini, ANFIS menjadi alat yang lebih efektif untuk prediksi, menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dibandingkan ANN [7].

Berdasarkan latar belakang di atas maka penulis tertarik melakukan penelitian penggunaan metode ANFIS dengan penambahan perlakuan pra-pemrosesan pada data masukan berupa normalisasi. Penelitian ini mengenai “Model Sistem Deteksi Kondisi Abnormal Pada Konsumsi Energi Listrik Pada Jaringan Distribusi 1 Phase Menggunakan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*”.

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana merancang model sistem pendeteksi kondisi abnormal pada konsumsi energi listrik dan jenis berdasarkan hasil *output* ANFIS.
2. Seberapa besar akurasi model sistem dalam mendeteksi kondisi konsumsi energi listrik pelanggan.

1.3 Batasan Masalah

1. Data konsumsi energi listrik yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari data historis APP pribadi.

2. Data yang diuji dan dianalisis dalam penelitian ini dilakukan secara sintetik, bukan berdasarkan data serangan nyata.

1.4 Tujuan Penelitian

1. Merancang sistem pendeteksi kondisi abnormal pada konsumsi energi listrik berdasarkan hasil *output* ANFIS.
2. Mengukur dan mengevaluasi akurasi sistem dalam mendeteksi kondisi konsumsi energi listrik untuk memastikan efektivitasnya dalam mengidentifikasi anomali pada konsumsi listrik.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Alat Pengukur dan Pembatas (App)

Perangkat pembatas daya merupakan komponen yang berfungsi untuk mengatur batas konsumsi daya listrik pelanggan sesuai dengan ketentuan dalam Perjanjian Jual Beli Tenaga Listrik antara PLN dan pelanggan. Sementara itu, alat ukur adalah perangkat elektromekanis atau elektronik yang berperan dalam mencatat energi listrik yang digunakan oleh pelanggan. Kedua perangkat ini, yang dikenal sebagai APP (Alat Pengukur dan Pembatas), berfungsi untuk mengukur serta membatasi daya listrik yang dikonsumsi. Pengukuran dilakukan untuk menentukan jumlah energi listrik yang telah digunakan dalam periode tertentu, sedangkan pembatasan daya diterapkan agar konsumsi daya pelanggan tidak melebihi kapasitas yang disediakan oleh PLN [8]. Ada dua jenis App, App Tanpa Oka (App Terpadu) Dan Dengan Oka yang dapat dilihat pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 App Type Tanpa Ok (App Terpadu) Dan Type Dengan Oka

Gambar 2.1 Menunjukkan ada dua jenis APP, APP yang menggunakan box oka dan tidak menggunakan box oka. APP yang dilengkapi dengan box oka dirancang untuk mempermudah proses pemeriksaan dan pengelolaan jaringan

listrik tanpa perlu membuka segel APP. Dalam konfigurasi ini, jaringan listrik dari transmisi utama terlebih dahulu disambungkan ke terminal yang berada di dalam box oka, sebelum dialirkan ke terminal APP. Box oka berperan sebagai penghubung utama yang memungkinkan teknisi melakukan pemeriksaan atau pengukuran langsung pada terminal tersebut, sehingga segel APP tetap aman. Sistem ini dirancang untuk meningkatkan efisiensi pemeriksaan sekaligus menjaga keamanan dan mencegah adanya akses tidak sah terhadap APP.

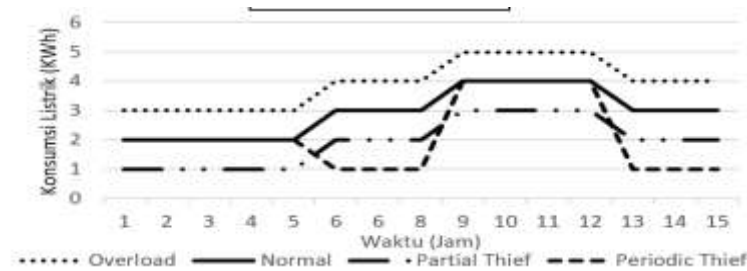
2.2 Jenis Pelanggaran

Menurut Peraturan Direksi PT. PLN (Persero) No 088-Z.P/Dir/2016 Tentang Penertiban Pemakaian Tenaga Listrik, Jenis Dan Golongan Pelanggaran Pemakaian Tenaga Listrik Sebagai Berikut:

1. Pelanggaran Golongan I (PI) merupakan pelanggaran yang mempengaruhi batas daya tetapi tidak mempengaruhi pengukuran energi;
2. Pelanggaran Golongan II (PII) merupakan pelanggaran yang mempengaruhi pengukuran energi tetapi tidak mempengaruhi batas daya;
3. Pelanggaran Golongan III (PIII) merupakan pelanggaran yang mempengaruhi batas daya dan mempengaruhi pengukuran energi;
4. Pelanggaran Golongan IV (PIV) merupakan pelanggaran yang dilakukan oleh Bukan Pelanggan yang menggunakan tenaga listrik tanpa alas dan hak yang sah.

2.3 Skenario Pencurian Listrik

Perbedaan antara konsumen yang melakukan tindakan pencurian listrik dan konsumen yang tidak melakukan pencurian listrik dapat dilihat berdasarkan pola konsumsi energi listriknya dari waktu ke waktu, dimana konsumen ilegal cenderung memiliki pola yang tidak biasa dibandingkan dengan konsumen legal. Untuk tujuan penelitian ini dilakukan 3 skenario dasar pencurian listrik yang dianggap cukup akurat [9]. 3 skenario dasar pencurian listrik dapat dilihat pada Gambar 2.2.

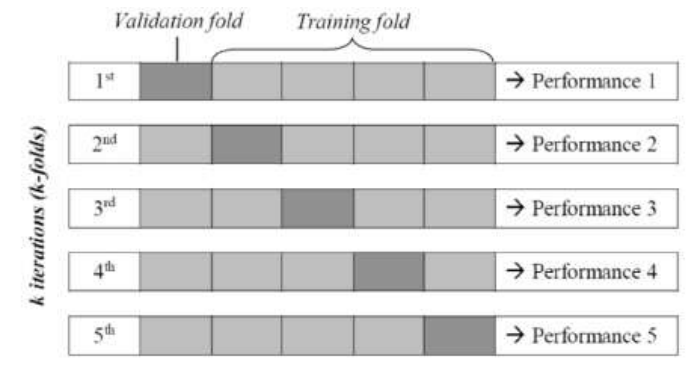


Gambar 2.2 Pola Konsumsi Listrik

Gambar 2.2 Menunjukkan ada 3 pola pencurian listrik, (a) *overload* merupakan kondisi tindakan ilegal yang dilakukan konsumen dengan menaikkan konsumsi listrik yang biasanya pada KWh meternya telah dilakukan modifikasi pembatasan daya, tindakan ini termasuk pelanggaran golongan 1. (b) *partial thief* adalah upaya untuk memanipulasi hasil pengukuran pada KWh meter tetapi penggunaan bebannya tetap sama dengan beban normal hal ini dilakukan konsumen untuk menekan biaya tagihan listrik namun menginginkan penggunaan daya yang tinggi. (c) *periodic thief* adalah tingkah laku konsumen dalam melakukan tindakan ilegal pada waktu tertentu, tindakan ilegal yang dilakukan bisa berupa *overload*, *partial thief* atau keduanya.

2.4 *K-Fold Cross Validation*

Dalam proses pelatihan data, salah satu metode yang diusulkan untuk meningkatkan akurasi adalah *k-Fold Cross Validation* (k-FCV). *Cross-validation* merupakan suatu teknik statistik yang digunakan untuk memilih model yang lebih optimal dalam memprediksi kesalahan uji pada model prediktif [10]. Dalam penelitian yang dilakukan, Caon et al. Menyatakan bahwa *k-Fold Cross Validation* adalah teknik yang paling efektif yang dapat diterapkan pada berbagai kasus dan mendukung pemilihan metode untuk iterasi adaptasi berikutnya[11]. Untuk model *k-Fold Cross Validation* dapat dilihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2.3 Model evaluasi dengan *k-Fold Cross Validation*[11]

K-Fold Cross Validation merupakan metode yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model pembelajaran mesin dengan cara yang lebih komprehensif. Dalam pendekatan ini, dataset dibagi menjadi K bagian (fold) yang relatif seragam ukurannya. Setiap kali proses dilakukan, satu fold digunakan sebagai data uji, sementara fold lainnya dipakai sebagai data latih. Proses ini berulang hingga setiap fold digunakan sebagai data uji satu kali. Hasil dari setiap iterasi kemudian dihitung, dan rata-rata nilai performa yang diperoleh memberikan gambaran yang lebih akurat mengenai kinerja model secara keseluruhan. Salah satu keunggulan dari K-Fold Cross Validation adalah kemampuannya untuk memanfaatkan seluruh data, baik untuk pelatihan maupun pengujian, sehingga lebih efisien dan dapat mengurangi bias dalam penilaian model, terutama saat bekerja dengan dataset yang terbatas[10].

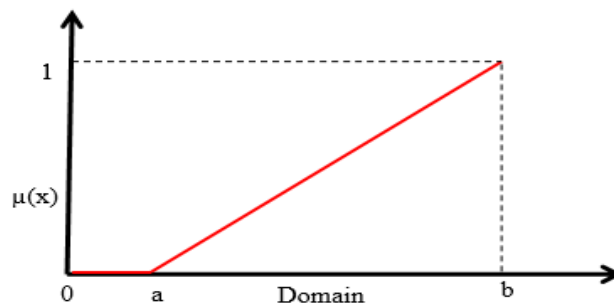
2.5 Logika *Fuzzy*

Fuzzy secara bahasa diartikan sebagai kabur atau samar-samar. Suatu nilai dapat bernilai besar atau salah secara bersamaan. Logika *fuzzy* dikenal derajat keanggotaan yang memiliki rentang nilai 0 (nol) hingga 1(satu), berbeda dengan himpunan tegas yang memiliki nilai 1 atau 0 (ya atau tidak). Logika *fuzzy* adalah suatu cara yang tepat untuk memetakan suatu ruang *input* kedalam suatu ruang *output*, mempunyai nilai berkelanjutan. *Fuzzy* dinyatakan dalam derajat dari suatu keanggotaan dan derajat dari kebenaran, oleh sebab itu sesuatu dapat dikatakan sebagian benar dan sebagian salah pada waktu yang sama [12].

Fungsi yang bisa digunakan pada logika *fuzzy* diantaranya adalah kurva linear, kurva segitiga, dan kurva trapesium. Kurva linear merupakan sebuah garis

lurus yang digunakan sebagai pemetaan dari *input* kedalam derajat keanggotaannya.

1. Linear naik, adalah sebuah tingkat naik dalam himpunan yang bermula dari nilai domain yang memiliki nilai keanggotaan nol [0] menuju ke nilai domain yang memiliki derajat keanggotaan yang lebih tinggi. Representasi dari linear turun dapat dilihat pada Gambar 2.3.

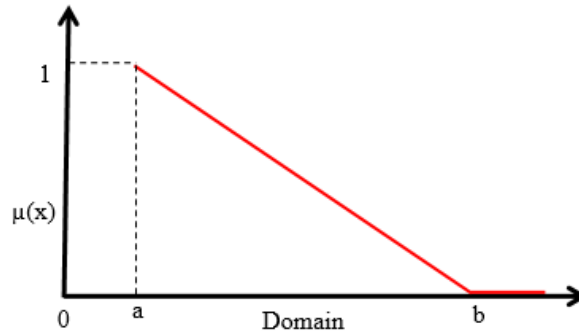


Gambar 2.4 Grafik linear naik

Gambar 2.3 Grafik linier naik dalam *fuzzy logic* menunjukkan fungsi keanggotaan yang meningkat secara bertahap dari 0 hingga 1. Sumbu X mewakili nilai *input*, sementara sumbu Y menunjukkan derajat keanggotaan. Fungsi ini digunakan untuk menggambarkan kategori yang berubah secara bertahap, di mana semakin tinggi nilai *input*, semakin tinggi pula derajat keanggotaan. Grafik ini membantu dalam mengukur sejauh mana suatu *input* memenuhi kategori tertentu dalam sistem *fuzzy*. Fungsi dari keanggotaan linear naik dapat dilihat dalam Persamaan 2.3.

$$\begin{aligned} &0: x \leq a \\ \mu(x) &= \left\{ \frac{(x-a)}{(b-a)} : a < x \leq b \right. \end{aligned} \quad (2.3)$$

2. Linear turun, adalah sebuah tingkat turun yang bermula dari nilai domain dengan derajat keanggotaan paling tinggi menuju ke nilai domain yang lebih rendah. Representasi dari linear turun dapat dilihat pada Gambar 2.4.



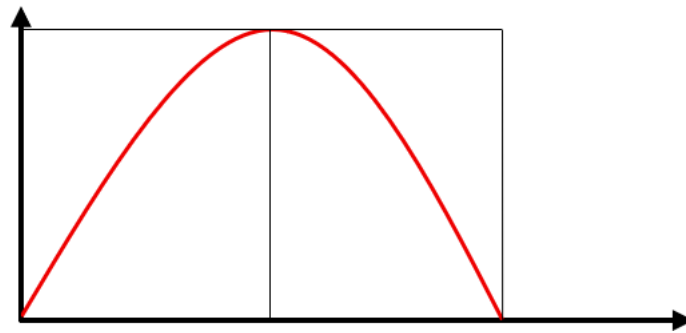
Gambar 2.5 Grafik linear turun

Gambar 2.4 Grafik linier turun dalam *fuzzy* logic menggambarkan fungsi keanggotaan yang berkurang secara bertahap dari 1 menuju 0. Pada grafik ini, sumbu X mewakili nilai *input*, sementara sumbu Y menunjukkan derajat keanggotaan. Fungsi keanggotaan linier turun digunakan untuk menggambarkan kategori yang berkurang secara progresif, di mana semakin tinggi nilai *input*, semakin rendah derajat keanggotaan. Grafik ini digunakan untuk menunjukkan seberapa besar suatu *input* keluar dari kategori tertentu dalam sistem *fuzzy*.

Fungsi dari keanggotaan linear turun dapat dilihat dalam Persamaan 2.4.

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & : x \leq a \\ \frac{(b-x)}{(b-a)} & : a < x \leq b \end{cases} \quad (2.4)$$

3. Fungsi kurva lonceng atau bisa disebut *Generalized bell-shaped membership function (gbellmf)* mempunyai indikator a, b, dan c, dengan b positif dan c memperlihatkan nilai tengah atau pusat. Representasi dari kurva lonceng dapat dilihat pada Gambar 2.5.

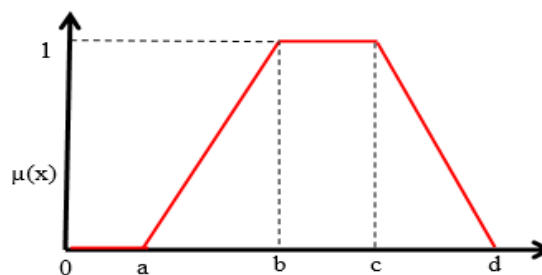


Gambar 2.6 Grafik kurva lonceng

Gambar 2.5 Fungsi keanggotaan *gbellmf* (*Generalized Bell Membership Function*) memiliki bentuk kurva menyerupai lonceng (*bell-shaped curve*). Karakteristik utama kurva ini adalah nilai keanggotaannya yang tinggi di sekitar titik pusat (*center*) dan menurun secara simetris ke kedua sisi seiring menjauhnya nilai *input* dari pusat tersebut. Bentuk ini dikontrol oleh tiga parameter utama, yaitu *a* (lebar kurva), *b* (kemiringan atau tingkat kelandaian sisi kurva), dan *c* (titik pusat kurva). Fungsi dari keanggotaan kurva segitiga dapat dilihat dalam Persamaan 2.5.

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (2.5)$$

4. Kurva trapesium, kurva ini menyerupainya seperti kurva segitiga, namun ada beberapa titik yang bernilai derajat keanggotaan 1 (satu). Representasi dari kurva trapesium dapat dilihat pada Gambar 2.6



Gambar 2.7 Grafik kurva trapesium

Gambar 2.6 Kurva trapesium dalam *fuzzy logic* menggambarkan fungsi keanggotaan yang memiliki bentuk trapesium, di mana nilai keanggotaan meningkat dari 0 hingga mencapai puncaknya, kemudian tetap konstan pada nilai

maksimum untuk rentang *input* tertentu, dan akhirnya menurun kembali ke 0. Pada grafik ini, sumbu X mewakili nilai *input*, sementara sumbu Y menunjukkan derajat keanggotaan. Fungsi keanggotaan trapesium sering digunakan untuk menggambarkan kategori yang memiliki batas bawah dan batas atas yang jelas, dengan rentang *input* tertentu yang memiliki derajat keanggotaan penuh sebelum mulai menurun. Kurva ini berguna untuk menggambarkan kondisi yang dapat diterima dalam rentang tertentu tanpa perubahan signifikan pada nilai keanggotaan. Fungsi dari keanggotaan kurva trapesium dapat dilihat dalam Persamaan 2.6.

$$\mu(x) \begin{cases} 0: x \leq a \text{ dan } x \geq c \\ \frac{(x-a)}{(b-a)}: a < x \leq b \\ \frac{(d-x)}{(d-c)}: b < x < c \end{cases} \quad (2.6)$$

2.6 Sistem Inferensi *Fuzzy*.

Fuzzy Inference System (FIS) adalah salah satu aplikasi dari logika *fuzzy* yang telah berkembang. FIS merupakan sistem komputasi yang bekerja berdasarkan prinsip penalaran *fuzzy*. Fungsi dari sistem ini adalah menentukan suatu keputusan dengan menggunakan aturan inferensi yang didasarkan pada logika *fuzzy* dan melalui suatu proses tertentu [13].

Sistem inferensi *fuzzy* ini terdiri dari 3 unit, yaitu sebagai berikut:

1. *Fuzzification unit*.
2. *Fuzzy logic reasoning unit*.
3. *Defuzzification unit*.

2.7 *Artificial Neural Network* (ANN)

Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Network*/ANN) adalah metode pemodelan yang meniru mekanisme kerja jaringan saraf manusia untuk menghasilkan keluaran dengan tingkat akurasi tinggi. Hal ini dicapai melalui sistem pembelajaran yang secara efektif memetakan hubungan antar variabel dalam proses pemodelan. ANN menggunakan penyesuaian bobot pada koneksi antar neuron selama proses pelatihan, sehingga mampu mengenali pola kompleks dan melakukan prediksi secara andal. Metode ini banyak diterapkan dalam berbagai bidang, seperti analisis data besar, pengenalan pola, dan deteksi anomali, karena

kemampuannya menangani masalah non-linear yang sulit diselesaikan dengan pendekatan tradisional [14].

Struktur *Artificial Neural Network* (ANN) secara umum terdiri atas beberapa lapisan yang jumlah nodenya (neuron) dapat bervariasi. Berikut adalah jenis-jenis lapisan dalam ANN:

1. *Input layer* (lapisan masukan): Lapisan ini terdiri dari neuron-neuron yang menerima sinyal atau data dari lingkungan eksternal untuk diteruskan ke lapisan berikutnya dalam jaringan.
2. *Hidden layer* (lapisan tersembunyi): Lapisan ini menyerupai sel saraf motorik pada jaringan saraf biologis dan berfungsi untuk meningkatkan kemampuan jaringan dalam memproses dan menyelesaikan masalah.
3. *Output layer* (lapisan keluaran): Lapisan ini berperan sebagai penghubung yang mengeluarkan sinyal hasil pemrosesan jaringan ke dunia luar, mirip dengan fungsi sel saraf motorik pada sistem saraf biologis.

2.8 *Adaptive Neuro Fuzzy Inference*(ANFIS)

ANFIS merupakan integrasi antara mekanisme *fuzzy inference system* dengan arsitektur jaringan saraf tiruan. Sistem inferensi *fuzzy* yang diterapkan adalah model Takagi-Sugeno-Kang (TSK) orde satu, dipilih karena keunggulannya dalam hal kesederhanaan dan efisiensi komputasi. Metode ini pertama kali diperkenalkan pada tahun 1985 dan terus dikembangkan lebih lanjut pada awal tahun 1990-an[7].

Secara umum Persamaan dari metode Takagaki Sugeno Kang dapat dirumuskan pada Persamaan 2.7 dan Persamaan 2.8 [15].

1. Model Sugeno Orde 0.

$$\text{IF } (X_1 \text{ is } A_1 \wedge (X_2 \text{ is } A_2) \wedge \dots \wedge X_j \text{ is } A_j) \text{ THEN } z = k \quad (2.7)$$

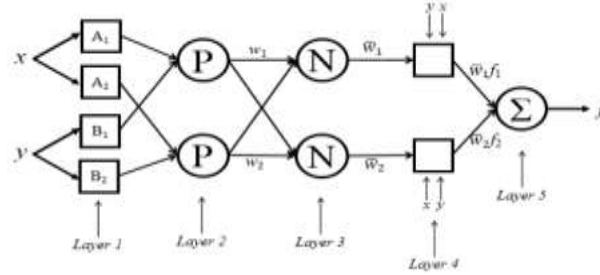
Dimana A_j merupakan himpunan *fuzzy* ke-j sebagai anteseden dan k berperan sebagai suatu konstanta (crisp) sebagai konsekuen.

2. Model Sugeno Orde 1

$$\text{IF } (X_1 \text{ is } A_1 \wedge \dots \wedge X_j \text{ is } A_j) \text{ THEN } z = p_1 * x_1 + \dots + p_j * x_j + q \quad (2.8)$$

Dimana A_j merupakan himpunan *fuzzy* ke-j sebagai anteseden dan p_j berperan sebagai suatu konstanta (crisp) ke-j dan q juga termasuk suatu konstanta dalam konsekuen.

ANFIS mampu membangun pemetaan antara *input* dan *output* berdasarkan kecerdasan manusia dengan menerapkan aturan *fuzzy* IF-THEN serta fungsi keanggotaan (*membership function*) yang relevan. Struktur dasar ANFIS tersusun atas lima lapisan utama yang saling terintegrasi dapat dilihat di Gambar 2.7



Gambar 2.8 Struktur ANFIS [16]

Lapisan 1 (Layer 1)

Lapisan pertama, yang dikenal sebagai **lapisan fuzzifikasi**, berfungsi untuk menghasilkan derajat keanggotaan. Pada lapisan ini, simpul-simpul akan dihubungkan dengan nilai keanggotaan *fuzzy*. Fungsi utamanya adalah mengonversi *input* crisp menjadi representasi *fuzzy*, yang secara umum dirumuskan sebagai Persamaan 2.9 dan Persamaan 2.10.

$$O_{1,j} = \mu A_j(x), \text{ untuk } j=1,2 \quad (2.9)$$

$$O_{1,j} = \mu B_{j-2}(x), \text{ untuk } j=3,4 \quad (2.10)$$

Dimana x dan y merupakan *input* terhadap simpul ke- j

Lapisan 2 (Layer 2)

Lapisan kedua, yang dikenal sebagai **lapisan produk**, berfungsi untuk menghitung **firing strength** atau derajat pengaktifan dari setiap *output fuzzy*. Lapisan ini beroperasi dengan mempertimbangkan kondisi premise yang memiliki lebih dari dua himpunan *fuzzy*. Jumlah total simpul dalam lapisan ini merepresentasikan jumlah aturan (**rule**) yang terbentuk. Secara umum, fungsi lapisan ini dapat dirumuskan sebagai Persamaan 2.11.

$$O_{2,j} = W_j = \mu A_j(x) \mu B_j(y), \text{ untuk } j=1,2 \quad (2.11)$$

Lapisan 3 (*Layer 3*)

Lapisan ketiga, yang dikenal sebagai lapisan normalisasi, terdiri dari simpul-simpul non-adaptif yang menghitung *normalized firing strength* atau derajat pengaktifan yang telah ternormalisasi. Proses ini dilakukan dengan membandingkan *output* simpul ke-*i* pada lapisan sebelumnya dengan total *output* dari seluruh simpul pada lapisan tersebut. Secara umum, fungsi lapisan ini dirumuskan sebagai Persamaan 2.12.

$$O_{3,j} = \bar{W}_j = \frac{W_j}{W_1 + W_2}, \text{ untuk } j=1,2 \quad (2.12)$$

Lapisan 4 (*Layer 4*)

Pada lapisan keempat, dilakukan proses *defuzzifikasi*, yang berfungsi untuk menghitung hasil keluaran dari aturan berdasarkan parameter consequent. Secara umum, proses ini dapat dijelaskan dengan Persamaan 2.13.

$$O_{1,j} = W_j f_j = W(f) \quad (2.13)$$

Lapisan 5 (*Layer 5*)

Lapisan kelima, atau lapisan terakhir, berfungsi untuk menghitung total *output* ANFIS dengan menjumlahkan seluruh sinyal yang masuk. Proses ini dilakukan untuk menghasilkan sinyal *output* akhir dari jaringan. Secara umum, perhitungannya dapat dijelaskan dengan Persamaan 2.14.

$$O_{1,j} = \sum_j W_j f_j = \frac{\sum_j W_j f_j}{\sum_j W_j f_j} \quad (2.14)$$

Kesalahan yang terjadi pada *output* jaringan adaptif dan target akan dikembalikan melalui metode *gradient descent* untuk memperbarui parameter premis. Proses pembelajaran ini, yang melibatkan tahapan maju-mundur, dikenal sebagai *epoch*.

2.9 Normalisasi Data

Normalisasi data merupakan proses transformasi data menjadi linear dengan jangkauan nilai dari 0 sampai 1 tanpa harus kehilangan karakter dari data tersebut. secara umum Normalisasi data adalah proses transformasi skala nilai data ke dalam rentang tertentu misalnya [0, 1] tanpa mengubah hubungan relatif antar data agar ANFIS dapat bekerja optimal, stabil, dan menghasilkan prediksi yang akurat. Persamaan untuk melakukan normalisasi data ditunjukkan dalam Persamaan 2.15.

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (2.15)$$

Keterangan:

x' = Nilai setelah normalisasi

X = nilai sebelum normalisasi

$\min(x)$ = nilai minimum

$\max(x)$ = nilai maksimum

2.10 Performance of Forecasting Model

2.10.1 Root Mean Square Error (RMSE)

Root Mean Square Error (RMSE) adalah metode standar untuk memperkirakan rata-rata besar kesalahan dalam sebuah model. Fungsi ini paling umum digunakan untuk mengukur selisih antara nilai prediksi dan nilai aktual, karena mencerminkan tingkat perbedaan antara keduanya [17]. Untuk permasalahan RMSE dapat dilihat pada Persamaan 2.15.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2.15)$$

Dimana $\hat{y}_i$ adalah nilai prediksi, y_i adalah nilai aktual, dan N adalah jumlah titik prediksi atau jumlah sampel. Nilai RMSE yang lebih kecil berarti model yang diusulkan berkinerja lebih baik.

2.10.2 Mean Absolute Error (MAE).

Mean Absolute Error (MAE) merepresentasikan tingkat rata-rata kesalahan absolut. Nilai ini menggambarkan rata-rata selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi. seperti yang ditunjukkan dalam Persamaan 2.16.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (2.16)$$

Dimana $\hat{y}_i$ adalah nilai prediksi, y_i adalah nilai aktual, dan N adalah jumlah titik prediksi atau jumlah sampel. MAE tidak rentan terhadap outlier dan dapat lebih mencerminkan status sebenarnya dari kesalahan yang diprediksi[18].

2.10.3 The Mean Bias Error (MBE)

The Mean Bias Error (MBE) merupakan nilai kesalahan bias rata-rata prediksi. Ini digunakan untuk menentukan apakah nilai prediksi diremehkan <0 atau dilebih-lebihkan >0 [19]. seperti yang ditunjukkan dalam Persamaan 2.17.

$$MBE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i - \hat{y}_i \quad (2.17)$$

2.11 Confusion Matrix

Confusion matrix sebuah tabel yang berisi hasil klasifikasi dari hasil pelatihan yang sudah dilakukan, matrix ini berisi pengelompokan data yang sudah lama digunakan untuk evaluasi model ilmiah, *machine learning*, *natural languages* dan lain-lain[20]. Elemen yang digunakan dalam tabel evaluasi ini terdiri klasifikasi TP, TN,FP,dan FN. Tabel 2.1 menunjukan bentuk *Confusion Matrix*.

Tabel 2.1 Confusion Matrix

		Kelas Prediksi	
		Positif	Negatif
Kelas Sebenarnya	Positif	TP	FP
	Negatif	FN	TN

Keterangan :

TP (True Positif) dan TN(True Negatif) = Banyak data yang benar diprediksi

FP(False Positif) dan FN(False Negatif) = Banyak data yang salah diprediksi

Akurasi merupakan perbandingan antara data yang terklasifikasi benar dibagi dengan keseluruhan dari jumlah data. Secara matematis dapat ditulis dengan Persamaan 2.18.

$$Akurasi = \frac{TP+FP}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (2.18)$$

Presisi merupakan tingkat keakuratan dari jumlah kelas tertentu yang diklasifikasi dengan benar dibagi dengan total data pada kelas tersebut. Secara matematis dapat ditulis dengan Persamaan 2.19.

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (2.19)$$

Error merupakan tingkat kesalahan identifikasi dalam sejumlah data. Secara matematis dapat ditulis dengan Persamaan 2.20

$$Error = \frac{FN+FP}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (2.20)$$

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Jenis Penelitian

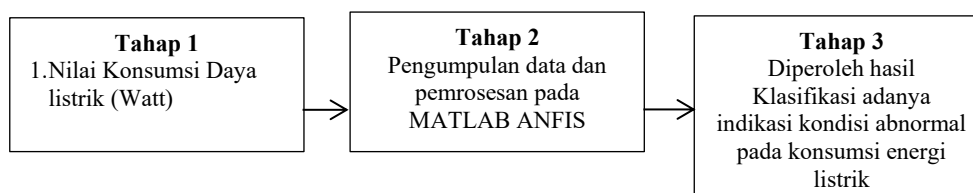
Penelitian ini termasuk dalam kategori penelitian kuantitatif. Data yang dimanfaatkan berupa nilai konsumsi daya(Watt) pada KWH Meter, Data tersebut selanjutnya diolah menggunakan metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS), disertai dengan analisis terhadap hasil pengolahannya.

3.2 Sumber dan Alur Pengambilan Data

Data konsumsi daya yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data historis hasil pembacaan dari Alat Pembatas dan Pengukur (APP). Pengumpulan data dilakukan setiap satu jam sebanyak dua belas kali (pukul 07:00–18:00 WIB) dalam satu hari, selama dua belas hari berturut-turut. Data tersebut berasal dari APP milik rumah pribadi pada 03-03-2025 sampai 14-03-2025.

3.3 Tahap Penelitian

Tahapan dalam penelitian adalah serangkaian langkah yang terencana dan tersusun dengan baik, yang bertujuan untuk mencapai hasil penelitian secara efisien. Setiap tahap memiliki fungsi yang krusial, mulai dari penentuan masalah hingga penyampaian hasil, yang memungkinkan peneliti untuk mengumpulkan data, menganalisis informasi, dan menarik kesimpulan yang sah. Tahapan penelitian dalam proposal ini dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3. 1 Tahap Penelitian

Tahap 1: Dibutuhkan data nilai konsumsi daya listrik (Watt) dengan mencatat hasil konsumsi energi listrik pada APP pribadi.

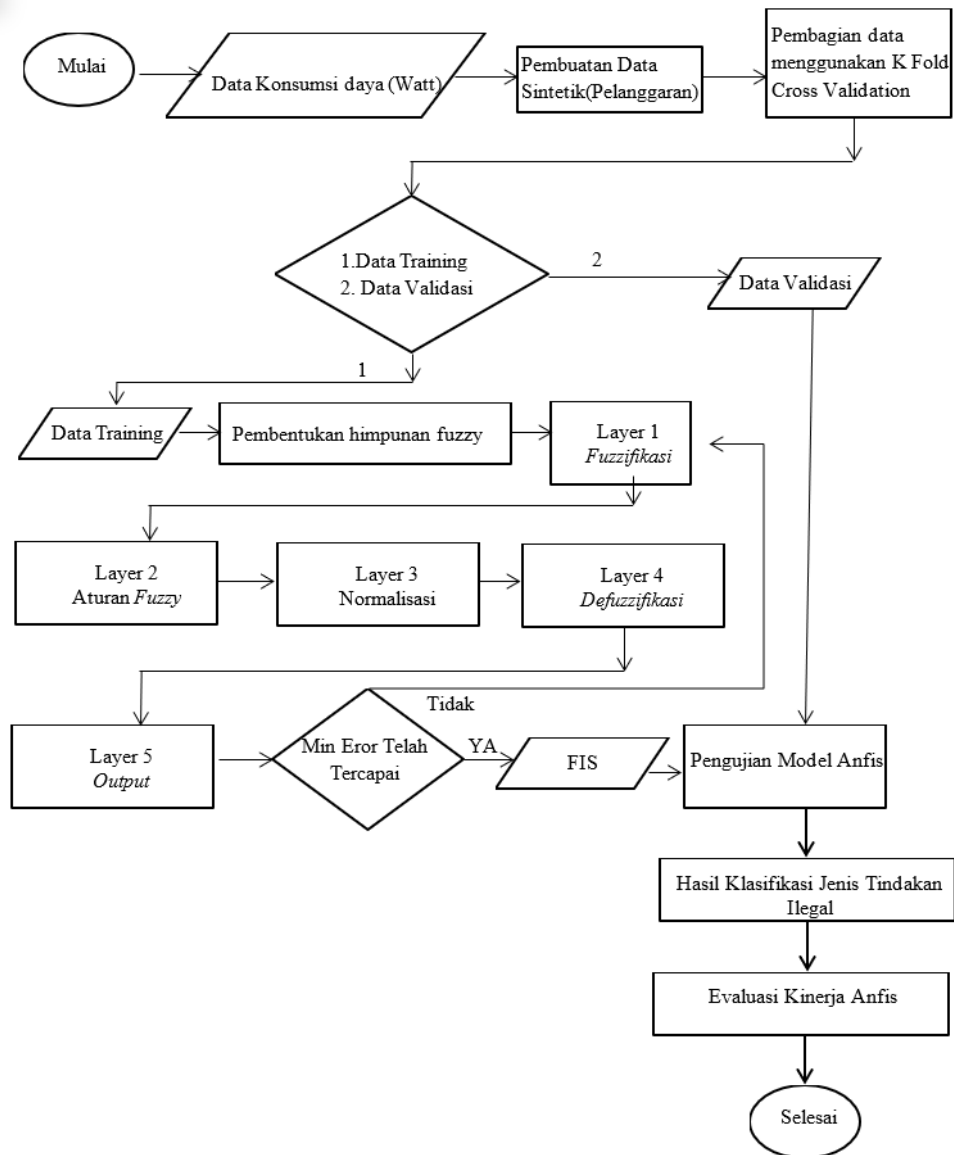
Tahap 2: Pada tahap ini, dilakukan pengumpulan data hasil pembacaan konsumsi daya listrik yang diperoleh dari Alat Pembatas dan Pengukur (APP).

Data tersebut kemudian diolah dan dianalisis menggunakan MATLAB dengan pendekatan Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

Tahap 3: Pada tahap ini, sistem ANFIS dimanfaatkan untuk melakukan klasifikasi terhadap data penggunaan listrik guna menentukan apakah telah terjadi pencurian listrik atau aktivitas ilegal pada APP. Melalui proses klasifikasi yang dilakukan oleh ANFIS, setiap data dikategorikan ke dalam beberapa label kondisi, yaitu label 1 (normal), label 2 (sedikit *overload*), label 3 (*overload*), label 4 (sedikit *partial*), dan label 5 (*partial*). label 2 hingga label 5 menggambarkan kondisi tidak normal yang menunjukkan adanya penyimpangan nyata dari pola pemakaian listrik normal, baik dalam bentuk beban yang melebihi kapasitas maupun pengurangan beban secara tidak wajar. Hal ini mengindikasikan kemungkinan adanya manipulasi terhadap sistem kelistrikan. Oleh karena itu, hasil klasifikasi yang dihasilkan oleh ANFIS berperan sebagai dasar dalam mengidentifikasi secara otomatis apakah suatu data menunjukkan kondisi penggunaan yang normal atau telah terjadi pelanggaran..

3.4 *Flowchart* Deteksi Pencurian Listrik

Flowchart ANFIS digunakan untuk menggambarkan alur kerja dari sistem *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) dalam memproses data dan menghasilkan *output* yang diinginkan. Diagram ini menyajikan tahapan secara sistematis, mulai dari masukan data, proses pembelajaran, hingga keluaran yang dihasilkan. Dengan adanya flowchart, langkah-langkah operasional ANFIS menjadi lebih mudah dipahami, sehingga memudahkan dalam menganalisis cara kerja sistem dan penerapannya dalam penelitian ini. Penjelasan berikut akan menguraikan setiap tahapan yang terdapat dalam *flowchart* ANFIS secara detail.. *Flowchart* ANFIS ini dapat dilihat pada Gambar 3.2.



Gambar 3. 2 Flowchart Sistem

Berdasarkan Gambar 3.2 maka didapatkan tahap-tahap penelitian sebagai berikut:

1. Setelah didapatkan data konsumsi daya listrik (dalam satuan Watt) dari alat ukur seperti kWh meter, dilakukan juga pembuatan data sintetik yang merepresentasikan berbagai jenis tindakan pelanggaran. Data sintetik ini dirancang untuk meniru pola konsumsi tidak wajar yang tidak tersedia secara langsung di data aktual, dan diklasifikasikan ke dalam beberapa kategori, yakni Label 2 (Sedikit Overload), Label 3 (Overload), Label 4 (Sedikit Partial), dan Label 5 (Partial), yang masing-masing mencerminkan bentuk manipulasi daya secara berbeda.

2. Setelah data terkumpul, dilakukan pembagian data menggunakan metode *K-Fold Cross Validation*. Teknik ini memungkinkan data dibagi menjadi beberapa subset untuk memastikan bahwa setiap bagian data berkesempatan digunakan sebagai data latih maupun data uji secara bergiliran, sehingga model yang dihasilkan lebih stabil dan tidak bias.
3. Selanjutnya, data dibedakan menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan dan data validasi. Data pelatihan digunakan dalam proses pembentukan model ANFIS, sementara data validasi dipakai untuk menguji performa model setelah pelatihan selesai.
4. Setelah data pelatihan ditentukan, proses pembelajaran model ANFIS dimulai. Proses ini melibatkan lima lapisan utama.
5. Selanjutnya, sistem memeriksa apakah nilai eror minimum telah tercapai. Jika belum, parameter-parameter ANFIS akan diperbarui secara iteratif menggunakan algoritma pembelajaran hingga eror mencapai nilai minimum yang telah ditentukan..
6. Jika nilai eror telah minimum, maka model ANFIS dikonversi menjadi sistem inferensi *fuzzy* (FIS) yang siap digunakan dalam tahap pengujian menggunakan data validasi.
7. Proses pengujian dilakukan terhadap data validasi untuk mengklasifikasikan kondisi konsumsi listrik. Berdasarkan hasil klasifikasi, setiap data akan diberi label:
 Label 1 = Normal
 Label 2 = Sedikit Overload
 Label 3 = Overload
 Label 4 = Sedikit Partial
 Label 5 = Partial
 Label 2 hingga Label 5 menunjukkan terjadinya penyimpangan dari pola konsumsi normal yang diasumsikan sebagai tindakan ilegal atau manipulatif terhadap sistem kelistrikan.
8. Langkah terakhir adalah melakukan evaluasi terhadap kinerja model ANFIS, menggunakan tiga metrik evaluasi yaitu RMSE, MAE, MBE, Akurasi, Presisi dan Error Evaluasi ini bertujuan untuk mengukur akurasi

prediksi, besarnya galat secara absolut, serta kecenderungan bias dalam hasil keluaran model.

9. Setelah seluruh proses klasifikasi dan evaluasi selesai, sistem ANFIS siap digunakan untuk mendeteksi secara otomatis keberadaan tindakan ilegal berdasarkan pola konsumsi daya listrik pelanggan.

3.5 Metode Pengujian

Metode pengujian dilakukan untuk mengetahui setiap komponen bekerja dengan baik atau tidak, dan sesuai dengan kapasitas pada sistem yang akan dirancang. Pengujian dilakukan secara bertahap mulai dari training data dan pengujian sistem deteksi tindakan ilegal pada APP.

3.5.1 Pengujian Sistem Anfis

Pengujian ini dirancang untuk membandingkan hasil prediksi menggunakan MATLAB dengan data aktual yang diperoleh dari pembacaan konsumsi daya listrik (Watt) melalui Alat Pembatas dan Pengukur (APP). Proses pengujian ini dilakukan untuk memperoleh nilai epoch yang optimal dan jumlah *membership function* yang cocok untuk data yang dilakukan pelatihan, sehingga dari hasil pengujian ini dapat dilakukan evaluasi akurasi prediksi ANFIS yang diimplementasikan pada MATLAB, dengan memeriksa nilai eror yang dihasilkan.

3.5.2 Pengujian Sistem Tindakan Ilegal

Pengujian sistem tindakan ilegal ANFIS, dilakukan untuk mengevaluasi terhadap kinerja sistem *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) dalam mendeteksi pencurian listrik dan tindakan ilegal yang terjadi pada APP. Data yang digunakan dalam pengujian ini terdiri dari data konsumsi listrik dalam kondisi normal serta data sintetik yang telah direayasa untuk menggambarkan kondisi anomali. Data sintetik tersebut mencakup Label 2 (Sedikit Overload) dan Label 3 (Overload) yang dihasilkan melalui peningkatan nilai konsumsi sebesar 50% dan 80%, serta Label 4 (Sedikit Partial) dan Label 5 (Partial) yang diperoleh dari penurunan nilai sebesar 50% dan 80%. Keempat label tersebut merepresentasikan berbagai skenario manipulasi beban listrik yang mencerminkan tindakan ilegal.

Agar proses pelatihan dan pengujian model berjalan secara objektif dan adil, digunakan metode K-Fold Cross Validation, yang membagi data menjadi beberapa subset atau fold. Setiap subset secara bergiliran digunakan sebagai data uji,

sementara subset lainnya digunakan untuk pelatihan model. Pendekatan ini bertujuan untuk menghindari *overfitting* dan memastikan bahwa model ANFIS diuji secara menyeluruh terhadap seluruh dataset yang tersedia.

Evaluasi kinerja model dilakukan dengan menggunakan RMSE untuk mengukur rata-rata besar kesalahan prediksi, MAE untuk mengetahui rata-rata selisih absolut antara nilai prediksi dan aktual, serta MBE untuk mengevaluasi kecenderungan model dalam memberikan prediksi yang terlalu tinggi atau terlalu rendah, nilai akurasi, presisi dan eror untuk melihat keakuratan model ini. evaluasi ini digunakan untuk menilai tingkat akurasi, keandalan, dan bias sistem dalam mengklasifikasikan data konsumsi listrik, sekaligus sebagai indikator efektivitas sistem ANFIS dalam mengidentifikasi tindakan ilegal pada sistem kelistrikan. Untuk me

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan tujuan yang telah dirumuskan dan hasil yang diperoleh dari penggunaan metode ANFIS dalam memprediksi nilai konsumsi listrik pelanggan dimana data masukannya diberi pra-pemrosesan terlebih dahulu maka dapat disimpulkan 2 poin penting:

1. Berdasarkan hasil penelitian, sistem ANFIS mampu melakukan klasifikasi kondisi konsumsi energi listrik dengan rata-rata akurasi sebesar 66,64% dan tingkat eror 33,36%. Nilai presisi pada tiap kondisi menunjukkan variasi, dimana label 1 dan 4 memiliki presisi rendah, sedangkan label 2, 3 dan 5 menunjukkan performa yang lebih baik dengan presisi tertinggi pada label 5 sebesar 94,28% hal ini mendakan bahwa model ANFIS ini mampu mengidentifikasi label ini.

2. Hasil evaluasi kehandalan ANFIS dalam memprediksi nilai aktual konsumsi listrik ditunjukkan melalui perhitungan RMSE, MAE dan MBE. Pengujian menunjukkan bahwa penggunaan *gbell membership function* menghasilkan performa terbaik dengan nilai RMSE sebesar 0,16343840, MAE 0,11968652, dan MBE -0,00035222, yang mengindikasikan adanya kecenderungan *underestimasi* meskipun dalam skala sangat kecil. Selain itu, proses normalisasi data terbukti berpengaruh positif terhadap kinerja model, terlihat dari adanya perbedaan signifikan antara data yang tidak dinormalisasi dan data yang dinormalisasi, yakni selisih RMSE sebesar 0,50223293 dan MAE sebesar 0,35948832.

Terdapat beberapa hal yang dapat diperhatikan untuk pengembangan penelitian lebih lanjut. Dianjurkan agar penelitian selanjutnya menggunakan data yang bersifat kontinu atau lebih lengkap dan beragam untuk meningkatkan akurasi dan presisi, menerapkan metode pra-pemrosesan yang lebih canggih, seperti scaling adaptif atau feature engineering, serta melakukan pengujian model pada dataset nyata dari sistem kelistrikan guna memastikan kemampuan generalisasi model dalam kondisi nyata.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Anwar, N. Javaid, A. Khalid, M. Imran, and M. Shoaib, “Electricity theft detection using pipeline in machine learning,” in Proc. Int. Wireless Commun. Mobile Comput. (IWCMC), Jun. 2020, pp. 2138–2142.
- [2] Z. Zheng, Y. Yang, X. Niu, H.-N. Dai, and Y. Zhou, “Wide and deep convolutional neural networks for electricity-theft detection to secure smart grids,” IEEE Trans. Ind. Informat., vol. 14, no. 4, pp. 1606–1615, Apr. 2018.
- [3] Fiki. A, Pratiwi RN, & Wachid A. “Strategi PT. Perusahaan Listrik Negara dalam Pemenuhan Tenaga Listrik dan Peningkatan Pelayanan pada Masyarakat di Pulau Giligenting Kabupaten Sumenep (Studi pada Pembangkit Listrik Tenaga Diesel Subrayon Giligenting)”. Jurnal Administrasi Publik (JAP) Vol. 1 (6): 1229- 1238. 2013.
- [4] J. Astronomo, M. D. Dayrit, C. Edjic, and E. R. T. Regidor, “Development of electricity theft detector with GSM module and alarm system,” in Proc. IEEE 12th Int. Conf. Humanoid, Nanotechnol., Inf. Technol., Commun. Control, Environ., Manage. (HNNICEM), Dec. 2020, pp. 1–5
- [5] Abraham, Olufemi Abiodun, et al. "Electricity Theft Detection for Smart Homes: Harnessing the Power of Machine Learning With Real and Synthetic Attacks." IEEE Access 12 (2024): 26023-26045.
- [6] Madbouly, Sayed O., and Hedi A. Guesmi. "Efficient Electricity Theft Detection Using Hybrid CNN-XGBoost Model." Journal of Computing & Biomedical Informatics (2024).
- [7] Jang, J-SR. "ANFIS: adaptive-network-based *fuzzy* inference system." IEEE transactions on systems, man, and cybernetics 23.3 (1993): 665-685.
- [8]rawan, C., Hikmat, Y. P., & Purnama, H. (2023, August). Rancang Bangun Modul Pengukuran Energi Listrik Tidak Langsung Menggunakan Kwh Dan Kvarh Meter. In Prosiding Industrial Research Workshop and National Seminar (Vol. 14, No. 1, pp. 116-122)
- [9] Jokar, P.; Arianpoo, N.; Leung, V.C.M. Electricity theft detection in AMI using customers’ consumption patterns. IEEE Trans. Smart Grid 2016, 7, 216–226.
- [10]P. Tamilarasi & U. Rani, “Diagnosis of Crime Rate Against Women using k-Fold Cross Validation through Machine Learning Algorithms”, IEEE 4th International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC), pp. 1034-1038, 2020.
- [11] D.R.S. Caon, A. Amehraye, J. Razik, G. Chollet, R.V. Andreao, & C. Mokbel, “Experiments on Acoustic Model Supervised Adaptation and

Evaluation by k-Fold Cross Validation Technique”, IEEE International Journal, pp. 1-4, 2010.

- [12] Frans Susilo , 2006. Himpunan dan logika *fuzzy* serta Alplikasi . Yogyakarta : Graha Ilmu.
- [13] Solikin, 2011. Alpliksi Logika *Fuzzy* dalam Optimisasi Produksi Barang Menggunakan Metode Mamdani dan Metode Sugeno. Yogyakarta: Universitas Negeri Yogyakarta.
- [14] Afifuddin, Mochammad, Dora Nafira, and Fachrurrazi Fachrurrazi. "Prediksi Kuat Tekan Beton Kinerja Tinggi Dengan Pemodelan Metode Artificial Neural Network (ANN)." Jurnal Teknik Sipil 10.2 (2021): 106-113.
- [15] Gu, Xiaoqing, Fu-Lai Chung, and Shitong Wang. "Bayesian Takagi–Sugeno–Kang *fuzzy* classifier." IEEE Transactions on *fuzzy* systems 25.6 (2016): 1655-1671.
- [16] Ananda, Vinni Mulvi. Penerapan Pengolahan Citra Digital Dan Adaptive Neuro *Fuzzy* Inference System (Anfis) Dalam Klasifikasi Tanaman Herbal. Diss. Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, 2018.
- [17] Du, Pei, et al. "A novel hybrid model for short-term wind power forecasting." Applied Soft Computing 80 (2019): 93-106.
- [18] Zheng, Huan, and Yanghui Wu. "A xgboost model with weather similarity analysis and feature engineering for short-term wind power forecasting." Applied Sciences 9.15 (2019): 3019.
- [19] Peiris, Amila T., Jeevani Jayasinghe, and Upaka Rathnayake. "Forecasting wind power generation using artificial neural network: “Pawan Danawi” —A case study from Sri Lanka." Journal of Electrical and Computer Engineering 2021.1 (2021): 5577547.
- [20] Li, Shan, and Weihong Deng. "Blended emotion in-the-wild: Multi-label facial expression recognition using crowdsourced annotations and deep locality feature learning." International Journal of Computer Vision 127.6 (2019): 884-906.

LAMPIRAN