



# Sistem Prediksi Efisiensi Konsumsi Listrik Rumah Tangga dengan Fuzzy Logic

Arief Tri Wicaksono<sup>\*</sup>, Syamsudduha Syahrurini, Izza Anshory, Jamaaluddin

Sains dan Teknologi, Teknik Elektro, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Sidoarjo, Indonesia

Email: <sup>1,\*</sup>arieftriw297@gmail.com, <sup>2</sup>syamsudduhasyahrurini@umsida.co.id, <sup>3</sup>izzaanshory@umsida.co.id,

<sup>4</sup>jamaaluddin@umsida.co.id

Email Penulis Korespondensi: arieftriw297@gmail.com

**Abstrak**—Peningkatan konsumsi listrik rumah tangga di Indonesia menjadi tantangan besar dalam pengelolaan energi yang efisien dan berkelanjutan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem prediksi status konsumsi listrik rumah tangga berbasis logika fuzzy Mamdani menggunakan bahasa pemrograman Python. Sistem dirancang untuk mengklasifikasikan penggunaan listrik ke dalam kategori “efisien atau tidak efisien berdasarkan tiga variabel input utama: daya listrik, durasi pemakaian, dan jumlah perangkat elektronik. Proses perancangan mencakup fuzzifikasi, penyusunan basis aturan, inferensi Mamdani, dan defuzzifikasi, dengan hasil akhir diintegrasikan ke Google Sheets. Validasi sistem dilakukan dengan membandingkan 55 hasil prediksi terhadap data label aktual. Evaluasi kinerja menggunakan analisis *confusion matrix* menunjukkan akurasi keseluruhan sebesar 80% (44 dari 55 data) dan nilai Mean Squared Error (MSE) sebesar 0,20. Keunggulan utama dari model ini adalah sensitivitas (recall) yang sempurna (100%) dalam mendeteksi kelas tidak efisien, yang dibuktikan dengan nilai False Negative (FN) sebesar 0. Sistem berhasil mengidentifikasi seluruh 39 kasus tidak efisien yang aktual, meskipun terdapat 11 kasus efisiensi yang terklasifikasi sebagai tidak efisien (False Positive). Penelitian ini berkontribusi dalam menyediakan alat bantu digital presisi yang mampu meningkatkan kesadaran masyarakat terhadap efisiensi energi serta mendukung pengendalian konsumsi listrik rumah tangga.

**Kata Kunci** Konsumsi Listrik Rumah Tangga; Logika Fuzzy Mamdani; Efisiensi Energi

**Abstract**—The increase in household electricity consumption in Indonesia poses a major challenge to efficient and sustainable energy management. This research aims to develop a household electricity consumption status prediction system based on Mamdani fuzzy logic using the Python programming language. The system was designed to classify electricity usage into “efficient” or “inefficient” categories based on three main input variables: electrical power, usage duration, and number of electronic devices. The design process included fuzzification, rule base construction, Mamdani inference, and defuzzification, with the final results integrated into Google Sheets. System validation was performed by comparing 55 predicted results to actual labeled data. Performance evaluation using confusion matrix analysis showed an overall accuracy of 80% (44 out of 55 data) and a Mean Squared Error (MSE) value of 0.20. The main advantage of this model is its perfect sensitivity (recall) (100%) in detecting inefficient classes, as evidenced by a False Negative (FN) value of 0. The system successfully identified all 39 actual inefficient cases, although there were 11 efficiency cases that were classified as inefficient (False Positive). This research contributes to providing a precise digital tool that can increase public awareness of energy efficiency and support the control of household electricity consumption.

**Keywords:** Household Electricity Consumption; Mamdani Fuzzy Logic; Energy Efficiency

## 1. PENDAHULUAN

Listrik merupakan kebutuhan esensial dalam kehidupan sehari-hari, digunakan mulai dari rumah tangga hingga dunia usaha dan industri. Di Indonesia, khususnya di Pulau Jawa, konsumsi listrik mencapai tingkat tertinggi, seiring dengan pertumbuhan jumlah penduduk dan aktivitas ekonomi yang intensif (Nuryati, 2022). Meskipun Pulau Jawa memiliki banyak pembangkit listrik yang mampu memenuhi kebutuhan energi, fluktuasi konsumsi listrik dapat memengaruhi stabilitas pasokan dan penjualan listrik kepada pelanggan (Kiswantono, 2025). Konsumsi listrik rumah tangga di Indonesia terus meningkat seiring dengan pertumbuhan jumlah penduduk dan peningkatan standar hidup. Peningkatan ini menuntut adanya upaya pengelolaan energi yang efisien untuk mencegah tidak efisien dan memastikan ketersediaan energi yang berkelanjutan (Rofiq et al., 2024).

Tingkat pemakaian energi listrik dapat dikatakan sebagai salah satu tolak ukur yang sangat korelatif dengan tingkat peradaban dari setiap bangsa di dunia. Penggunaan listrik yang tidak terkendali dapat meningkatkan biaya dan berdampak negatif pada lingkungan (Satrovic & Adedoyin, 2022). Tidak hanya itu, kebutuhan listrik dipengaruhi juga oleh perkembangan budaya atau kebiasaan masyarakat dalam mengkonsumsi tenaga listrik. Artinya, kebiasaan penggunaan bermacam-macam barang yang bertenaga listrik telah memacu laju penggunaan tenaga listrik per kapita, termasuk industri yang dominan dalam menggunakan tenaga listrik (Zulkarnain, 2024). Sehingga perencanaan penyediaan tenaga listrik di masa kini atau jauh di masa depan dibutuhkan pertimbangan yang bersifat integral, serta dapat diprediksi dengan baik (Sinaga et al., 2021).

Penggunaan listrik yang tidak terkendali dapat meningkatkan biaya operasional rumah tangga dan berdampak negatif pada lingkungan. Upaya efisiensi energi listrik juga merupakan bagian dari gerakan mendukung keberlanjutan lingkungan. Untuk itu, diperlukan alat bantu berupa sistem yang mampu mengidentifikasi pola konsumsi listrik rumah tangga apakah termasuk efisiensi atau tidak efisien (Mosa & Bisilisin, 2025). Pengembangan sistem ini sangat penting untuk membantu pelanggan listrik rumah tangga memonitor dan mengoptimalkan penggunaan energi sesuai kebutuhannya (Kamila et al., 2024). Salah satu metode yang relevan adalah menggunakan logika fuzzy untuk memberikan keputusan berdasarkan data konsumsi listrik.



Penelitian ini berbeda dari studi Fuzzy Mamdani lain karena menggunakan kombinasi variabel input yang representatif Daya Listrik, Durasi Pemakaian, dan Jumlah Perangkat yang langsung mencerminkan pola konsumsi rumah tangga. Fokus outputnya adalah klasifikasi spesifik “efisiensi atau tidak efisien” dengan prioritas sensitivitas tinggi ( $FN = 0$ ), sehingga pelanggan tidak efisien dapat terdeteksi secara akurat. Selain itu, penelitian ini bersifat kontekstual, diterapkan pada kasus nyata di Sidoarjo dengan data aktual pelanggan, serta didukung alat bantu simulasi untuk memudahkan analisis dan visualisasi hasil prediksi.

Konsumsi listrik di Pulau Jawa semakin menonjol sebagai prioritas strategis bagi Indonesia, mengingat wilayah ini menyerap tidak sedikit dari total beban listrik nasional dan berperan sebagai pusat industri serta urbanisasi (Setiartiti & Rachmawatie, 2022). Seiring pertumbuhan ekonomi, digitalisasi dan elektrifikasi transportasi, tekanan terhadap sistem kelistrikan semakin besar di sisi pasokan, tantangan muncul dari dominasi pembangkit batu bara, kebutuhan untuk integrasi energi terbarukan yang bersifat fluktuatif, hingga keterbatasan jaringan antar-pulau yang menyebabkan ketidakseimbangan wilayah (Alnavis et al., 2024). Untuk menjamin stabilitas pasokan sekaligus mendukung transisi energi, diperlukan langkah seperti optimalisasi pembangkit fleksibel, penguatan interkoneksi, pengembangan smart grid, serta insentif kebijakan yang memfasilitasi investasi hijau (Sudarmanto Hasan et al., 2025).

Penggunaan listrik yang tidak terkendali dapat menimbulkan berbagai dampak negatif baik dari sisi biaya maupun lingkungan. Dari sisi biaya, konsumsi listrik yang berlebihan menyebabkan peningkatan tagihan listrik yang membebani keuangan rumah tangga maupun industri secara signifikan. Sedangkan dari sisi lingkungan, sebagian besar listrik di Indonesia masih berasal dari pembangkit yang menggunakan bahan bakar fosil seperti batu bara dan gas alam, yang menghasilkan emisi karbon dioksida ( $CO_2$ ) tinggi (Ulkyia Maisarah et al., 2024). Emisi ini mempercepat pemanasan global dan perubahan iklim yang berdampak pada ekosistem serta kesehatan manusia. Selain itu, penggunaan listrik yang berlebih juga menyebabkan pemborosan sumber daya alam fosil yang semakin menipis dan merusak lingkungan akibat proses ekstraksi serta pembangkitannya (Rahmani et al., 2020). Oleh karena itu, dibutuhkan sistem prediksi dan alat bantu monitoring efisiensi konsumsi listrik untuk mengendalikan pemakaian, mengidentifikasi pola konsumsi inefisien, serta mendorong penggunaan energi yang lebih hemat dan ramah lingkungan (Caldera et al., 2023). Sistem monitoring ini dapat menggunakan teknologi kontemporer seperti IoT dan logika fuzzy untuk memberikan data real-time dan rekomendasi penghematan, sehingga diharapkan dapat meminimalkan dampak biaya dan lingkungan dari konsumsi listrik yang tidak terkendali (Peni Rachmawati Hanifah & I. B. Putu Purbadharmaja, 2025).

Metode Fuzzy Logic Mamdani merupakan teknik yang efektif dalam memprediksi konsumsi listrik rumah tangga karena mampu menangani ketidakpastian dan dinamika data yang bersifat tidak pasti. Prosesnya meliputi tahap fuzzyfikasi, inferensi berdasarkan aturan IF-THEN, dan defuzzyfikasi untuk menghasilkan output yang dapat digunakan dalam pengambilan keputusan (Rizaldi et al., 2023). Keunggulan Mamdani adalah fleksibilitasnya dalam menangkap variasi konsumsi listrik yang berubah-ubah, serta kemampuannya menggunakan data linguistik mirip cara manusia membuat keputusan berdasarkan pengalaman. Metode ini juga mudah diimplementasikan dan dapat diaplikasikan secara real-time dalam sistem monitoring dan kontrol konsumsi listrik untuk meningkatkan efisiensi energi di rumah tangga (Acun & Çunkaş, 2023).

Penelitian yang dilakukan oleh (Kamila et al., 2024) Raisha Kintan Kamila, Luh Krisnawati, dan Ni Putu Devira Ayu Martini (2024) dalam jurnal TRANSMISI: Jurnal Ilmiah Teknik Elektro membuktikan bahwa penerapan metode Fuzzy Logic Mamdani efektif dalam sistem pemantauan konsumsi listrik rumah tangga berbasis Internet of Things (IoT). Sistem yang dikembangkan memungkinkan pengguna untuk memantau penggunaan listrik secara real-time melalui smartphone serta memberikan rekomendasi efisiensi energi berdasarkan hasil analisis logika fuzzy. Proses pengambilan keputusan dilakukan melalui tahapan fuzzyfikasi, inferensi, dan defuzzyfikasi untuk menentukan tingkat konsumsi listrik secara akurat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem ini memiliki tingkat akurasi sensor tegangan sebesar 99,94% dan arus sebesar 94,37%, dengan tingkat keberhasilan algoritma fuzzy mencapai 100%. Hal ini menunjukkan fleksibilitas dan ketepatan metode Mamdani dalam menangani variasi konsumsi listrik yang berubah-ubah serta kemampuannya meniru cara manusia mengambil keputusan berdasarkan pengalaman. Selain itu, sistem ini mudah diimplementasikan menggunakan modul sensor dan mikrokontroler berbiaya rendah, sehingga berpotensi menjadi solusi efektif dan efisien dalam pengendalian serta penghematan energi listrik rumah tangga.

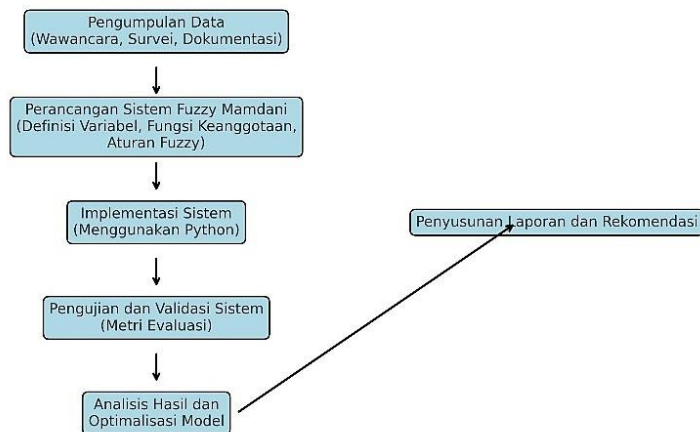
Meskipun banyak penelitian sebelumnya telah mengembangkan sistem pemantauan konsumsi listrik rumah tangga berbasis IoT dan penggunaan logika fuzzy untuk pengendalian beban, sebagian besar studi masih terbatas pada pemantauan real-time tanpa melakukan klasifikasi atau prediksi tingkat konsumsi secara komprehensif. Penelitian terdahulu jarang menggabungkan metode Mamdani Fuzzy Logic secara eksplisit dalam sistem monitoring untuk memberikan rekomendasi otomatis kepada pengguna berdasarkan hasil inferensi fuzzy. Selain itu, sebagian besar sistem real-time belum mampu menyesuaikan kontrol dan rekomendasi dengan variasi perilaku pengguna rumah tangga yang dinamis, serta belum banyak diuji dengan dataset panjang dalam kondisi operasional nyata. Berdasarkan gap ini, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pemantauan konsumsi listrik rumah tangga berbasis IoT yang menerapkan Mamdani Fuzzy Logic untuk mengklasifikasikan tingkat konsumsi listrik menjadi kategori “efisiensi” dan “tidak efisien”, sekaligus menyediakan rekomendasi real-time kepada pengguna untuk meningkatkan efisiensi energi. Selain itu, penelitian ini juga berfokus pada verifikasi akurasi sensor dan efektivitas algoritma fuzzy dalam kondisi nyata, serta mengevaluasi dampaknya terhadap pengurangan pemborosan energi dan biaya listrik rumah tangga.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem prediksi konsumsi listrik rumah tangga berbasis logika fuzzy Mamdani yang mampu mengklasifikasikan status konsumsi listrik sebagai *efisiensi* atau *tidak efisien* (Hafid et al., 2024)(Suprpto & Simanjuntak, 2020). secara tepat dan efisien. Sistem ini diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan dukungan pustaka *scikit-fuzzy*, Sistem prediksi konsumsi listrik rumah tangga menggunakan logika fuzzy Mamdani mengolah beberapa variabel utama seperti daya listrik, durasi pemakaian, dan jumlah perangkat elektronik secara bersamaan. Pendekatan ini sejalan dengan aplikasi Mamdani fuzzy logic dalam sistem rekomendasi produk elektronik rumah tangga, seperti yang diterapkan oleh (Oktarina et al., 2025). di mana parameter harga, kapasitas, dan konsumsi listrik diolah secara fuzzy untuk menghasilkan keputusan yang optimal. Proses fuzzifikasi, pembuatan aturan fuzzy, inferensi, dan defuzzifikasi diterapkan untuk menangani ketidakpastian dan ambiguitas data, sehingga sistem dapat memberikan klasifikasi konsumsi listrik secara akurat dan efisien (Oktarina et al., 2025) Penelitian dilakukan dengan pendekatan Research and Development (R&D), yang memungkinkan peneliti tidak hanya merancang model teoritis, tetapi juga membangun sistem fungsional yang dapat diuji secara empiris. Penelitian ini dilaksanakan di Kabupaten Sidoarjo, Jawa Timur. pada penelitian ini dilakukan berdasarkan data aktual penggunaan listrik bulanan (kWh) dari 55 pelanggan. Karena belum terdapat standar baku nasional yang secara langsung mengklasifikasikan tingkat efisiensi konsumsi listrik rumah tangga, maka penetapan label dilakukan dengan pendekatan ambang batas berdasarkan data rata-rata aktual. Langkahnya dimulai dengan menghitung rata-rata konsumsi listrik seluruh pelanggan dalam satu bulan. Pelanggan dengan nilai konsumsi sama atau lebih rendah dari rata-rata dikategorikan sebagai efisiensi, sedangkan yang melebihi rata-rata dikategorikan sebagai tidak efisien. Pendekatan ini dianggap representatif karena mencerminkan kondisi konsumsi listrik yang sesungguhnya di wilayah penelitian. Selain itu, hasil klasifikasi dapat divalidasi dengan membandingkan pola konsumsi antar pelanggan atau menyesuaikannya dengan kategori daya listrik rumah tangga yang digunakan (misalnya 900 VA atau 1300 VA) untuk memperoleh hasil yang lebih akurat dan kontekstual. Seluruh data tersebut digunakan untuk merancang sistem prediksi dan sekaligus sebagai bahan uji dalam proses validasi model fuzzy Mamdani. Sistem yang dikembangkan kemudian diuji untuk menghasilkan prediksi status konsumsi listrik sebagai *efisiensi* atau *tidak efisien*, berdasarkan kombinasi dari tiga variabel input utama.

### 2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian adalah serangkaian langkah sistematis yang dilakukan dalam pengembangan sistem untuk melaksanakan suatu penelitian secara sistematis dan terstruktur. Pada tahap penelitian ini dapat dilihat dari Gambar 1 berikut.



**Gambar 1.** Diagram Alur Penelitian

Gambar 1 menjelaskan Pengumpulan Data, yang menjadi fondasi utama penelitian ini. Pada tahap ini, data primer dan sekunder dikumpulkan melalui tiga metode utama, yaitu wawancara mendalam dengan pihak terkait, penyebaran survei untuk mendapatkan data kuantitatif, dan studi dokumentasi untuk mengumpulkan data historis dan catatan yang relevan.

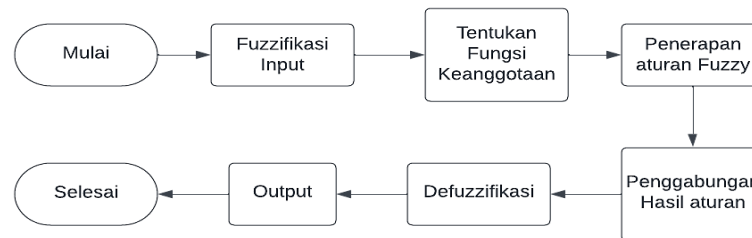
Selanjutnya, data yang telah terkumpul digunakan dalam tahap Perancangan Sistem *Fuzzy Mamdani*. Tahap ini merupakan inti dari pengembangan model, yang mencakup beberapa aktivitas krusial seperti definisi variabel input dan *output*, penentuan fungsi keanggotaan untuk setiap variabel, serta perancangan aturan-aturan *fuzzy (Fuzzy Rules)* yang akan menjadi dasar logika inferensi sistem. Setelah sistem selesai dirancang, penelitian dilanjutkan ke tahap Implementasi Sistem. Pada tahap ini, model logika *fuzzy* yang telah dirancang diwujudkan ke dalam bentuk program komputer dengan menggunakan bahasa pemrograman *Python*, karena fleksibilitas dan dukungan pustaka yang luas untuk komputasi ilmiah.

Tahap berikutnya adalah Pengujian dan Validasi Sistem. Sistem yang telah diimplementasikan kemudian diuji kinerjanya dan divalidasi menggunakan metrik evaluasi yang telah ditentukan sebelumnya. Tujuannya adalah untuk mengukur sejauh mana akurasi dan keandalan model yang dibangun. Hasil dari pengujian tersebut kemudian masuk ke tahap Analisis Hasil dan Optimalisasi Model. Pada tahap ini, dilakukan analisis mendalam terhadap output yang dihasilkan oleh sistem. Berdasarkan analisis tersebut, dilakukan iterasi untuk mengoptimalkan parameter model guna meningkatkan performanya.

Tahapan terakhir dari keseluruhan proses penelitian adalah Penyusunan Laporan dan Rekomendasi. Seluruh temuan, hasil analisis, dan kesimpulan yang diperoleh dari tahap-tahap sebelumnya didokumentasikan secara sistematis dalam bentuk laporan penelitian. Selain itu, dirumuskan pula rekomendasi praktis berdasarkan hasil akhir dari model yang telah dioptimalkan.

## 2.2 Perancangan Sistem Logika Fuzzy Mamdani

Diagram alur proses sistem logika fuzzy, yang menggambarkan tahapan-tahapan dalam pengolahan data untuk menghasilkan keputusan berbasis logika tidak pasti. Proses dimulai dari tahap fuzzifikasi input, yaitu mengubah nilai input tegas menjadi nilai fuzzy menggunakan fungsi keanggotaan. Setelah itu dilakukan penentuan fungsi keanggotaan dan penerapan aturan fuzzy sesuai basis aturan yang ada. Hasil dari aturan-aturan tersebut kemudian digabungkan untuk memperoleh keputusan fuzzy gabungan. Selanjutnya, dilakukan proses defuzzifikasi untuk mengubah nilai fuzzy menjadi nilai tegas (crisp value) yang dapat diinterpretasikan sebagai output sistem. Akhir dari proses ini menghasilkan keluaran yang menjadi dasar pengambilan keputusan dalam sistem logika fuzzy.



**Gambar 2.** Flowchart Fuzzy Mamdani

Perancangan sistem logika fuzzy dengan metode Mamdani mengikuti sebuah alur proses yang sistematis dan logis, sebagaimana diilustrasikan pada **Gambar 2.** *Flowchart* tersebut menggambarkan keseluruhan tahapan komputasi, mulai dari penerimaan *input* hingga menghasilkan *output* akhir. Secara konseptual, alur kerja ini mentransformasi data *input* yang bersifat tegas (numerik) menjadi himpunan fuzzy, memrosesnya melalui basis aturan logika, dan kemudian mengembalikannya menjadi nilai tegas sebagai sebuah keputusan atau prediksi. Setiap langkah dalam diagram ini memiliki fungsi spesifik yang saling terhubung untuk membangun sistem inferensi yang utuh. Rincian dari setiap tahapan dalam proses tersebut diuraikan sebagai berikut:

1. **Mulai:** Merupakan titik awal dari keseluruhan alur perancangan dan eksekusi sistem inferensi *fuzzy*.
2. **Fuzzifikasi Input:** Tahap ini adalah proses untuk mengubah nilai input yang bersifat tegas dan numerik (crisp input) menjadi bentuk himpunan fuzzy. Setiap nilai input akan dipetakan ke dalam fungsi keanggotaan yang relevan untuk menentukan derajat keanggotaan ( $\mu$ ) atau seberapa "benar" nilai tersebut dalam suatu kategori linguistik (misalnya, seberapa "tinggi" sebuah suhu). Proses ini menerjemahkan data kuantitatif menjadi konsep kualitatif yang dapat diproses oleh sistem.
3. **Tentukan Fungsi Keanggotaan:** Tahap ini menjadi fondasi dari proses fuzzifikasi, di mana peneliti mendefinisikan bentuk kurva dan rentang nilai untuk setiap variabel linguistik. Fungsi keanggotaan (misalnya, segitiga atau trapesium) secara matematis memetakan setiap nilai tegas ke derajat keanggotaan antara 0 dan 1. Penentuan parameter fungsi ini menjadi langkah krusial, karena pada tahap inilah pengetahuan dan batasan-batasan dari domain masalah didefinisikan secara formal.
4. **Penerapan Aturan Fuzzy:** Tahap ini merupakan inti dari sistem, di mana aturan-aturan fuzzy diterapkan pada input yang telah melalui proses fuzzifikasi. Aturan-aturan ini diformulasikan dalam bentuk logika "JIKA kondisi MAKA konsekuensi" (IF-THEN). Bagian kondisi (dikenal juga sebagai anteseden) melibatkan satu atau lebih variabel himpunan fuzzy yang dihubungkan oleh operator logika seperti DAN (AND), ATAU (OR), atau BUKAN (NOT). Mesin inferensi akan mengevaluasi setiap aturan untuk menentukan seberapa kuat konsekuensinya berdasarkan input yang diberikan, di mana operator AND umumnya diimplementasikan dengan fungsi minimum dan OR dengan fungsi maksimum.
5. **Penggabungan Hasil Aturan:** Setelah seluruh aturan dievaluasi, output fuzzy dari setiap aturan yang aktif (terpicu) digabungkan menjadi satu himpunan fuzzy tunggal. Proses agregasi ini menyatukan semua kesimpulan parsial. Metode yang umum digunakan adalah dengan mengambil nilai keanggotaan maksimum dari semua output aturan untuk membentuk satu representasi fuzzy gabungan yang komprehensif.
6. **Defuzzifikasi:** Hasil agregasi yang masih berbentuk himpunan fuzzy perlu diubah kembali menjadi nilai numerik yang tegas (crisp output) agar dapat digunakan sebagai output yang konkret. Tahap ini disebut defuzzifikasi. Metode yang paling umum digunakan dalam sistem Mamdani adalah Centroid of Area (COA), yang menghitung titik pusat



massa dari area di bawah kurva himpunan fuzzy gabungan untuk menghasilkan satu nilai tunggal yang paling representatif.

7. Output: Nilai tegas yang dihasilkan dari proses defuzzifikasi adalah keluaran akhir dari sistem inferensi fuzzy. Nilai ini merupakan hasil prediksi, klasifikasi, atau keputusan yang diberikan oleh sistem sebagai jawaban atas input yang diterima.
8. Selesai: Proses berakhir.

### 2.2.1 Variabel

Pada tahap ini, variabel-variabel yang digunakan dalam sistem fuzzy didefinisikan menjadi variabel input dan output.

a. Input:

1. Daya listrik (kWh) : Variabel yang merepresentasikan besarnya konsumsi listrik pelanggan dalam satuan kWh.
2. Durasi Pemakaian (bulan): Rentang 0–24 jam menunjukkan lama penggunaan listrik harian, dengan kategori Singkat dan Lama. Nilai ini mencerminkan kebiasaan pemakaian harian yang kemudian digunakan untuk memperkirakan konsumsi listrik bulanan (kWh).
3. Jumlah Perangkat Elektronik: Jumlah total perangkat elektronik yang digunakan dalam satu rumah tangga.

b. Output:

Status Konsumsi Listrik: Kategori yang menunjukkan apakah konsumsi listrik pelanggan termasuk *efisien* atau *tidak efisien*.

Definisi awal variabel input dan output diilustrasikan dalam bentuk fungsi keanggotaan fuzzy:

- a. Daya Listrik: Rendah, Sedang, Tinggi.
- b. Durasi Pemakaian: Singkat, Lama.
- c. Jumlah Perangkat: Sedikit, Sedang, Banyak.
- d. Status Konsumsi: Efisiensi, Tidak efisien

### 2.2.2 Penentuan Fungsi Keanggotaan

Setiap variabel seperti Daya Listrik, Durasi Pemakaian, Jumlah Perangkat, dan Status Konsumsi direpresentasikan dengan fungsi keanggotaan berbentuk segitiga yang memiliki rentang nilai tertentu [a, b, c]. Misalnya, Daya Listrik dibagi menjadi kategori Rendah, Sedang, dan Tinggi berdasarkan nilai kWh, sedangkan Durasi Pemakaian menggambarkan lama rata-rata penggunaan listrik per hari dengan kategori Singkat dan Lama. Jumlah Perangkat menunjukkan banyaknya alat elektronik yang digunakan, dan Status Konsumsi menjadi output sistem dengan kategori efisiensi dan tidak efisien. Melalui fungsi-fungsi ini, sistem fuzzy dapat menilai pola konsumsi listrik pelanggan secara lebih fleksibel dan realistis dibandingkan pendekatan berbasis nilai tegas.

**Tabel 1.** Fungsi Keanggotaan Fuzzy

Variabel	Linguistik	Jenis Fungsi	Rentang [a, b, c]
Daya Listrik (kWh)	Rendah	Segitiga	[0, 0, 100]
	Sedang	Segitiga	[50, 100, 150]
	Tinggi	Segitiga	[100, 200, 200]
Durasi Pemakaian (Jam)	Singkat	Segitiga	[0, 0, 12]
	Lama	Segitiga	[8, 24, 24]
Jumlah Perangkat	Sedikit	Segitiga	[0, 0, 10]
	Sedang	Segitiga	[5, 10, 15]
	Banyak	Segitiga	[10, 20, 20]
Status Konsumsi	Hemat	Segitiga	[0, 0, 50]
	Boros	Segitiga	[50, 100, 100]

Tabel 1 merinci tiga variabel input: Daya Listrik (kWh), Durasi Pemakaian (Jam), dan Jumlah Perangkat. Masing-masing variabel ini dibagi menjadi tiga himpunan linguistik. Sebagai contoh, variabel Daya Listrik dikategorikan sebagai Rendah, Sedang, dan Tinggi. Himpunan Rendah memiliki rentang [0, 0, 100], yang berarti nilai keanggotaan akan maksimal (bernilai 1) pada daya 0 kWh dan akan menurun hingga nol pada 100 kWh. Variabel output, yaitu Status Konsumsi, didefinisikan dengan dua kategori linguistik: Efisiensi dan Tidak efisien. Himpunan efisiensi direpresentasikan dengan rentang [0, 0, 50], sementara tidak efisien direpresentasikan dengan rentang [50, 100, 100]. Parameter [a, b, c] pada tabel ini menandakan titik-titik inti dari kurva segitiga, di mana 'a' adalah batas bawah (nilai keanggotaan 0), 'b' adalah puncak (nilai keanggotaan 1), dan 'c' adalah batas atas (nilai keanggotaan 0). Penentuan rentang dan parameter ini didasarkan pada analisis data dan studi literatur untuk memastikan model dapat merepresentasikan kondisi rumah tangga secara akurat.

### 2.2.3 Basis Aturan

Aturan fuzzy dirancang menggunakan pendekatan logika If–Then (jika–maka) berdasarkan kombinasi dari tiga variabel input, yaitu daya listrik, durasi pemakaian, dan jumlah perangkat elektronik. Aturan ini digunakan dalam proses



inferensi Mamdani untuk menentukan status konsumsi listrik sebagai efisiensi atau tidak efisien. Berikut adalah beberapa contoh aturan yang diterapkan:

**Tabel 2.** Aturan Fuzzy

Kode Aturan	Aturan Fuzzy (If – Then)
R1	Jika daya rendah DAN durasi singkat DAN perangkat sedikit, maka konsumsi efisiensi
R2	Jika daya tinggi ATAU durasi lama ATAU perangkat banyak, maka konsumsi tidak efisien
R3	Jika daya sedang DAN durasi lama, maka konsumsi tidak efisien

Setiap aturan dalam Tabel 2 mengilustrasikan logika spesifik dalam pengambilan keputusan. Proses evaluasi aturan ini menggunakan operator logika *fuzzy* untuk menangani kondisi majemuk.

- Aturan R1 merepresentasikan skenario konsumsi listrik paling ideal untuk kategori efisiensi. Penggunaan operator DAN (AND) menunjukkan bahwa ketiga kondisi (daya rendah, durasi singkat, dan perangkat sedikit) harus terpenuhi secara simultan. Dalam logika *fuzzy*, ini biasanya diimplementasikan dengan operasi minimum, di mana derajat keanggotaan terendah dari ketiga variabel *input* akan menentukan kekuatan aktivasi aturan ini.
- Aturan R2 adalah contoh kuat untuk mendefinisikan kondisi tidak efisien. Penggunaan operator ATAU (OR) menandakan bahwa cukup salah satu dari tiga kondisi (daya tinggi, durasi lama, atau perangkat banyak) terpenuhi untuk memicu kesimpulan "tidak efisien". Operator OR, yang umumnya diimplementasikan dengan operasi maksimum, membuat aturan ini sangat sensitif terhadap faktor-faktor penyebab pemborosan listrik.
- Aturan R3 menggambarkan kasus yang lebih spesifik, di mana kombinasi daya listrik pada level sedang namun dengan durasi pemakaian yang lama sudah cukup untuk mengklasifikasikan konsumsi sebagai tidak efisien. Aturan ini menegaskan bahwa durasi penggunaan merupakan faktor kritis yang dapat mendorong konsumsi listrik menjadi tidak efisien, bahkan jika daya perangkat tidak tergolong tinggi.
- Secara kolektif, seperangkat aturan yang komprehensif seperti ini dirancang untuk mencakup berbagai kemungkinan skenario di dunia nyata, memungkinkan sistem untuk menghasilkan prediksi yang logis dan akurat.

### 2.3 Implementasi Sistem Dengan Phyton

Implementasi sistem dilakukan menggunakan Bahasa python dengan memanfaatkan Pustaka scikit-fuzzy. Tahapan implementasi meliputi :

- Input data : daya Listrik, durasi pemakaian, dan jumlah perangkat
- Pendefinisian fungsi keanggotaann : untuk semua variable input dan output
- Penyusunan aturan fuzzy : berbasis logika linguistic *if-then*
- Inferensi dan defuzzifikasi : untuk memperoleh output prediksi konsumsi
- Visualisasi hasil : prediksi efisiensi atau tidak efisien dan validasi output

### 2.4 Pengujian dan Validasi Sistem

Validasi sistem dilakukan untuk mengetahui tingkat keakuratan sistem dalam memberikan prediksi efisiensi atau tidak efisien. Dua metrik utama yang digunakan adalah akurasi dan Mean Squared Error (MSE). Selain itu, confusion matrix juga digunakan sebagai alat bantu analisis kesalahan prediksi.

### 2.5. Akurasi (Accuracy)

Akurasi menunjukkan seberapa besar proporsi prediksi sistem yang benar dibandingkan dengan total data uji. Akurasi dihitung dengan rumus:

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ Prediksi\ Benar}{Total\ Data\ Uji} \times 100\% \tag{1}$$

Dalam konteks ini, prediksi dianggap benar jika sistem menghasilkan label yang sama dengan label aktual (efisiensi atau tidak efisien).

### 2.6 Mean Squared Error (MSE)

MSE mengukur rata-rata kuadrat dari selisih antara nilai aktual dan prediksi. Cocok digunakan dalam klasifikasi biner ketika setiap label dikodekan sebagai angka:

- 0 = Efisiensi
- 1 = Tidak Efisien

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Alur Implementasi Sistem Prediksi

Penelitian ini menghasilkan sistem prediksi status konsumsi listrik rumah tangga berbasis logika fuzzy Mamdani. Sistem ini dirancang untuk mengkategorikan konsumsi listrik rumah tangga ke dalam dua kelas utama, yakni efisiensi



dan tidak efisien, dengan menggunakan tiga variabel input: daya listrik (Watt), durasi penggunaan listrik (jam per hari), dan jumlah perangkat elektronik yang digunakan dalam rumah tangga.

Sistem dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python, dengan memanfaatkan pustaka scikit-fuzzy untuk menangani proses fuzzy secara sistematis. Tahapan logika fuzzy yang diterapkan mencakup proses fuzzifikasi, evaluasi aturan fuzzy (rule evaluation), dan defuzzifikasi menggunakan metode Centroid of Area (COA). Output dari proses ini berupa nilai *crisp* yang merepresentasikan status konsumsi dalam rentang nilai 0 hingga 100. Hasil akhir klasifikasi ditentukan dengan ketentuan: nilai  $\leq 50$  dikategorikan sebagai efisiensi, dan nilai  $> 50$  dikategorikan sebagai tidak efisien.

Sistem menerima input data melalui antarmuka berbasis terminal. Setiap masukan yang diberikan pengguna akan diproses secara otomatis, dimulai dari konversi nilai ke dalam bentuk fuzzy (misalnya: daya sedang, perangkat sedikit, durasi lama), lalu sistem mengevaluasi seluruh aturan fuzzy yang sesuai, mengagregasikan hasilnya, dan menghasilkan prediksi kategori akhir yang disertai estimasi konsumsi dalam bentuk biaya listrik.

### 3.2 Integrasi dengan Google Sheets

Untuk mendukung transparansi, dokumentasi, dan kemudahan validasi hasil sistem, dilakukan integrasi langsung dengan Google Sheets. Integrasi ini memungkinkan setiap hasil prediksi sistem secara otomatis dikirim dan disimpan ke dalam spreadsheet daring yang telah dikonfigurasi sebelumnya melalui API Google.

Setiap baris entri pada Google Sheets mencakup data input pengguna (daya, durasi, jumlah perangkat), nilai output hasil inferensi fuzzy, kategori klasifikasi konsumsi (efisiensi/tidak efisien), serta estimasi biaya tagihan bulanan. Fungsi ini menjadi penting karena selain mendukung proses pencatatan historis, spreadsheet tersebut juga menjadi tempat pengolahan lanjutan untuk keperluan validasi sistem dan analisis manual.

Google Spreadsheet merupakan salah satu layanan berbasis cloud yang populer digunakan untuk menyimpan, mengolah, dan berbagi data. Integrasi aplikasi mobile dengan Google Spreadsheet memungkinkan sinkronisasi data secara langsung, sehingga pengguna dapat mengakses data kapan saja dan di mana saja.

Dengan sistem terintegrasi ini, seluruh proses tidak hanya bersifat otomatis, tetapi juga dapat dilacak kembali dan diaudit oleh peneliti maupun pihak lain yang berkepentingan. Seluruh data yang dikumpulkan ini menjadi dasar dalam proses validasi dan pengukuran performa sistem yang dijelaskan pada subbab berikutnya.

### 3.3 Proses Pelabelan Data Aktual dan Validasi

Setelah hasil prediksi dari sistem terekam pada *Google Sheets*, dilakukan penambahan label aktual yang diperoleh melalui interpretasi manual terhadap histori konsumsi listrik pelanggan. Label ini ditentukan berdasarkan observasi langsung terhadap tagihan pelanggan, riwayat penggunaan listrik bulanan, serta wawancara singkat mengenai kebiasaan penggunaan perangkat elektronik. Kolom "status aktual" ditambahkan ke spreadsheet dan berisi klasifikasi efisiensi atau tidak efisien sesuai kondisi nyata. Proses penandaan label aktual dilakukan dengan hati-hati agar benar-benar mencerminkan keadaan sebenarnya dan bukan semata berdasarkan perkiraan. Dataset hasil pelabelan ini kemudian digunakan dalam sistem validasi, yaitu sebuah skrip terpisah yang membandingkan hasil prediksi sistem dengan label aktual. Sistem validasi membaca kolom prediksi dan aktual, menghitung total kecocokan, serta menghasilkan metrik evaluasi berupa:

- a. Akurasi sistem
- b. Mean Squared Error (MSE)
- c. Confusion Matrix

Dengan proses ini, sistem tidak hanya diuji secara fungsional, tetapi juga dievaluasi tingkat akurasinya terhadap kondisi nyata.

### 3.4 Hasil Prediksi dan Analisa Kuantitatif

Analisis 55 pelanggan (Tabel 3) menunjukkan sistem memprediksi 5 efisiensi dan 50 tidak efisien, sementara data aktual 16 efisiensi dan 39 tidak efisien. Dari confusion matrix, model berhasil mendeteksi semua pelanggan tidak efisien (TP = 39, FN = 0; recall 100%) dengan 11 pelanggan efisien salah diklasifikasikan sebagai tidak efisien (FP), sehingga precision tidak efisien 78%. Akurasi keseluruhan 80% dan MSE 0,2 menunjukkan model sensitif terhadap pelanggan tidak efisien, meski perlu perbaikan untuk mengurangi kesalahan prediksi pada pelanggan efisien:

**Tabel 3.** Hasil Prediksi Sistem Fuzzy

No	ID Pelanggan	Daya (W)	Durasi (Jam)	Perangkat	Prediksi Sistem	Biaya (Rp)
1	5118-2076-5597	144	8	4	Efisiensi	224,640
2	5118-2085-2261	232	16	4	Tidak efisien	464,640
3	5118-2081-8078	130	15	5	Tidak efisien	390,600
4	5118-2084-7966	276	10	5	Tidak efisien	537,600
5	5118-2077-0105	224	9	5	Tidak efisien	393,300



Hasil prediksi di atas menunjukkan bahwa pelanggan dengan daya, durasi, dan jumlah perangkat tinggi cenderung dikategorikan sebagai tidak efisien. Sebaliknya, jika salah satu atau semua parameter bernilai rendah, maka dikategorikan sebagai Efisiensi. Sistem mampu memberikan hasil yang logis dan dapat diterima berdasarkan realitas konsumsi pelanggan.

Sistem juga mampu menyesuaikan dengan variasi pola konsumsi pelanggan rumah tangga yang berbeda-beda. Dari hasil yang ditampilkan, dapat diamati bahwa sistem mampu memberikan prediksi yang logis dan konsisten. Sebagai contoh, pelanggan dengan ID 5118-2076-5597 yang memiliki nilai *input* relatif rendah (Daya 144 W, Durasi 8 Jam, 4 Perangkat) berhasil diklasifikasikan sebagai efisiensi. Sebaliknya, pelanggan dengan ID 5118-2085-2261 dikategorikan sebagai tidak efisien, meskipun jumlah perangkatnya sama (4 unit). Hal ini menunjukkan bahwa durasi pemakaian yang tinggi (16 jam) menjadi faktor determinan yang berhasil ditangkap oleh basis aturan *fuzzy*. Secara umum, data menunjukkan bahwa ketika satu atau lebih parameter *input* bernilai tinggi, sistem cenderung mengklasifikasikannya sebagai tidak efisien, yang sesuai dengan logika konsumsi listrik pada rumah tangga. Estimasi biaya yang ditampilkan juga memberikan gambaran kuantitatif yang relevan terhadap hasil prediksi kualitatif tersebut.

Meskipun hasil prediksi pada Tabel 3 menunjukkan bahwa sistem mampu menghasilkan keluaran yang logis dan sesuai dengan ekspektasi, validasi secara kuantitatif tetap diperlukan untuk mengukur tingkat akurasi dan keandalan model secara objektif. Oleh karena itu, langkah selanjutnya adalah membandingkan hasil prediksi yang dihasilkan oleh sistem fuzzy dengan data label aktual (kondisi konsumsi sebenarnya) dari setiap pelanggan. Proses perbandingan untuk evaluasi kinerja dan perhitungan akurasi sistem ini disajikan secara detail pada Tabel 4.

**Tabel 4.** Hasil klasifikasi sistem dibandingkan dengan label aktual

Kategori	Jumlah
Total Data	55
Prediksi Efisiensi	5
Prediksi Tidak Efisien	50
Aktual Efisiensi	16
Aktual Tidak Efisien	39
True Positive (Tidak Efisien → Tidak Efisien)	39
True Negative (Efisiensi → Efisiensi)	5
False Positive (Efisiensi → Tidak Efisien)	11
False Negative (Tidak Efisien → Efisiensi)	0

Berdasarkan data pada Tabel 4, sistem menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengenali kategori tidak efisien. Keunggulan utama model ini terletak pada kemampuannya untuk mendeteksi semua kasus konsumsi tidak efisien secara akurat, yang dibuktikan dengan nilai True Positive (TP) sebanyak 39 dan False Negative (FN) sebesar 0. Hal ini mengindikasikan tingkat keberhasilan 100% dalam mengidentifikasi pelanggan yang aktualnya tidak efisien, tanpa ada satupun yang terlewatkan. Meskipun demikian, sistem menunjukkan adanya trade-off pada akurasi untuk kategori efisiensi. Terdapat 11 data aktual efisiensi yang diklasifikasikan sistem sebagai tidak efisien (False Positive). Angka ini menunjukkan bahwa model memiliki kecenderungan untuk terlalu sensitif dalam memprediksi status "tidak efisien". Sementara itu, jumlah pelanggan efisiensi yang berhasil diidentifikasi dengan benar (*True Negative*) adalah 5. Secara keseluruhan, temuan ini menyiratkan bahwa model sangat efektif untuk tujuan skrining atau deteksi dini konsumsi tidak efisien, namun memiliki presisi yang lebih rendah karena beberapa kasus efisiensi ikut teridentifikasi sebagai tidak efisien.

### 3.4 Analisis Kinerja Model dan Confusion Matrix

Berdasarkan data pada Tabel 4 dan Confusion Matrix di Gambar 4, kinerja model prediksi konsumsi listrik menunjukkan hasil yang cukup baik dengan akurasi sebesar 80%, artinya model mampu mengklasifikasikan dengan benar 44 dari 55 data pelanggan. Nilai Mean Squared Error (MSE) sebesar 0,2 mengindikasikan tingkat kesalahan rata-rata sekitar 20%. Model ini sangat efektif dalam mendeteksi pelanggan dengan konsumsi tidak efisien, terbukti dari recall 100% yang menunjukkan tidak ada pelanggan tidak efisien yang terlewat (False Negative = 0). Namun, precision untuk kelas tidak efisien sebesar 78% mengindikasikan bahwa sebagian prediksi tidak efisien ternyata salah, yaitu pelanggan efisiensi yang teridentifikasi sebagai tidak efisien (False Positive = 11). Hal ini menunjukkan model memiliki sensitivitas tinggi dalam mengenali pelanggan tidak efisien sesuai prioritas, meskipun masih perlu perbaikan untuk mengurangi kesalahan klasifikasi pelanggan efisiensi agar false alarm dapat diminimalkan. Evaluasi dilakukan menggunakan dua metrik kuantitatif utama, yaitu:

#### 3.4.1 Akurasi

Berdasarkan hasil pengujian pada 55 data pelanggan rumah tangga, diperoleh jumlah True Positive (TP) = 39, True Negative (TN) = 5, True Positive (TP) mengacu pada jumlah data pelanggan rumah tangga yang secara aktual memang termasuk kategori tidak efisien, dan berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh sistem sebagai tidak efisien. Sedangkan

True Negative (TN) merupakan jumlah pelanggan yang secara aktual termasuk kategori efisiensi, dan juga diklasifikasikan dengan benar oleh sistem sebagai efisiensi. Dengan nilai TP dan TN yang diperoleh, sistem menunjukkan bahwa dari total 55 data pelanggan, sebanyak 44 data berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh sistem fuzzy Mamdani. Dengan demikian, perhitungan akurasi sistem adalah sebagai berikut:

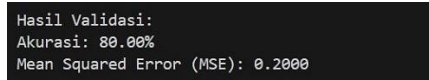
$$Akurasi = \frac{TP+TN}{Total} = \frac{39+5}{55} = 0.80 = 80\%$$

Nilai akurasi sebesar **80%** menunjukkan bahwa sistem prediksi berbasis logika fuzzy Mamdani mampu mengklasifikasikan konsumsi listrik rumah tangga dengan tingkat keberhasilan yang cukup tinggi. Angka ini mengindikasikan bahwa sistem berhasil membuat prediksi yang sesuai dengan kondisi aktual pada sebagian besar data, meskipun masih terdapat 11 kasus mis-klasifikasi (False Positive) yang perlu menjadi perhatian pada pengembangan sistem lebih lanjut.

### 3.4.2 Mean Squared Error (MSE)

Berdasarkan hasil pengujian, diketahui bahwa jumlah False Positive (FP) adalah sebanyak 11, sementara False Negative (FN) adalah 0. Kedua nilai ini merepresentasikan kesalahan sistem dalam mengklasifikasikan konsumsi listrik pelanggan. Untuk mengukur seberapa besar tingkat kesalahan sistem secara kuantitatif, digunakan rumus Mean Squared Error (MSE):

$$MSE = \frac{(FP+FN)}{n} = \frac{11+0}{55} = 0.20$$



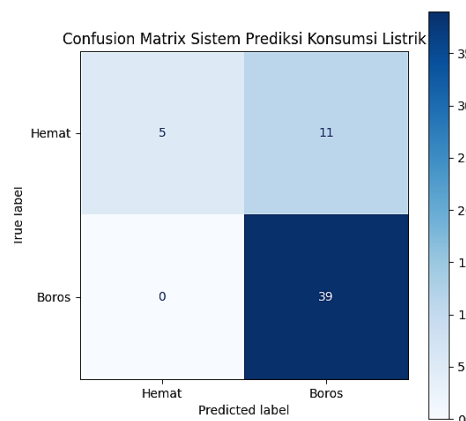
**Gambar 3.** Metrik Evaluasi Kinerja Sistem

Nilai MSE sebesar 0,20 menunjukkan bahwa terdapat rata-rata 20% kesalahan klasifikasi yang dilakukan sistem terhadap total data yang diuji. Kesalahan ini seluruhnya berasal dari klasifikasi False Positive, yaitu kasus di mana sistem memprediksi pelanggan sebagai “tidak efisien” padahal secara aktual tergolong “efisien”. Tidak adanya *False Negative* (FN = 0) menjadi keunggulan tersendiri dari sistem karena mampu sepenuhnya mengenali pelanggan tidak efisien dengan benar.

Namun demikian, nilai MSE sebesar 0,20 tetap menjadi indikasi bahwa perlu dilakukan optimalisasi terhadap parameter atau aturan *fuzzy*—khususnya yang mengarah pada sensitivitas berlebih dalam mengenali pola konsumsi tidak efisien. Hal ini penting agar sistem tidak hanya aman dari *under-prediction* (FN), tetapi juga akurat dalam menghindari *over-prediction* (FP) yang bisa berdampak pada rekomendasi yang keliru terhadap pengguna.

### 3.5 Visualisasi Proses Klasifikasi

Distribusi hasil klasifikasi dapat divisualisasikan dalam bentuk *confusion matrix*, seperti ditunjukkan pada Gambar 4.



**Gambar 4.** Confusion Matrix Sistem Fuzzy

Dari matriks yang disajikan pada Gambar 4, dapat dilakukan analisis performa model secara mendalam:

- True Positive (TP): 39 – Kuadran kanan bawah menunjukkan bahwa sistem berhasil mengidentifikasi dengan benar sebanyak 39 pelanggan yang konsumsinya aktual tidak efisien.
- True Negative (TN): 5 – Kuadran kiri atas menunjukkan bahwa sistem berhasil mengidentifikasi dengan benar sebanyak 5 pelanggan yang konsumsinya aktual efisiensi.
- False Positive (FP): 11 – Kuadran kanan atas menyoroti kesalahan Tipe I, di mana sistem keliru mengklasifikasikan 11 pelanggan yang aktualnya efisiensi sebagai tidak efisien.
- False Negative (FN): 0 – Kuadran kiri bawah menyoroti kesalahan Tipe II. Nilai 0 pada kuadran ini adalah hasil yang sangat signifikan, yang berarti sistem tidak pernah gagal mendeteksi pelanggan yang konsumsinya aktual tidak efisien.

Berdasarkan analisis tersebut, dapat disimpulkan bahwa sistem memiliki recall (sensitivitas) yang sempurna sebesar 100% untuk kelas "tidak efisien" ( $TP/(TP+FN)=39/(39+0)$ ). Ini menegaskan bahwa model sangat andal dalam menangkap setiap kasus konsumsi tidak efisien tanpa ada yang terlewat. Namun, keunggulan ini diimbangi dengan presisi yang lebih rendah sebesar 78% untuk kelas "tidak efisien" ( $TP/(TP+FP)=39/(39+11)$ ). Hal ini disebabkan oleh adanya sejumlah *false positive*, yang menunjukkan bahwa model memiliki kecenderungan untuk bersikap terlalu hati-hati (*over-sensitive*) dengan mengorbankan beberapa klasifikasi "efisiensi" yang akurat. Dari matrix ini dapat disimpulkan bahwa sistem memiliki recall sempurna untuk kelas tidak efisien, dan precision tinggi, meskipun terdapat sejumlah *false positive* untuk kelas efisiensi.

### 3.6 Tampilan Output Sistem

Untuk memvalidasi fungsionalitas model logika fuzzy yang telah dirancang, sistem ini diimplementasikan menjadi sebuah program interaktif menggunakan bahasa pemrograman Python. Program ini memungkinkan pengguna untuk memasukkan data konsumsi listrik secara *real-time* dan langsung menerima hasil prediksi. Gambar 5 menyajikan tangkapan layar dari eksekusi program yang menampilkan salah satu studi kasus pengujian.

```
=====
SISTEM PREDIKSI HEMAT ATAU BOROS KONSUMSI LISTRIK RUMAH TANGGA
DENGAN FUZZY LOGIC MENGGUNAKAN PYTHON
=====
Arief Tri Wicaksono (211020100047)
Program Studi Teknik Elektro
Universitas Muhammadiyah Sidoarjo
=====

Silahkan masukkan data konsumsi listrik:
Daya listrik (watt) [0-200]: 144
Durasi pemakaian (jam/hari) [0-24]: 8
Jumlah perangkat [0-20]: 4

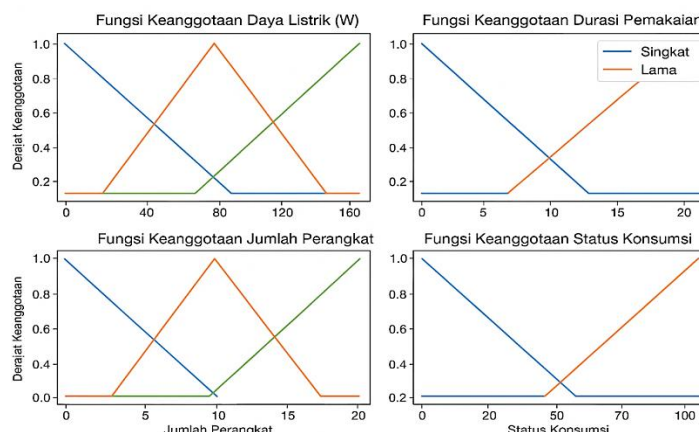
HASIL ANALISIS:
-----
Daya Listrik: 144.0 watt
Durasi Pemakaian: 8.0 jam/hari
Jumlah Perangkat: 4 unit
Nilai Fuzzy: 66.02
Status Konsumsi: Boros
Estimasi Konsumsi: 138.24 kWh/bulan
Estimasi Biaya: Rp207,359

Apakah Anda ingin melihat visualisasi fungsi keanggotaan? (y/n):
```

**Gambar 5.** Tampilan Output Interaktif Sistem Prediksi

Pada contoh yang ditunjukkan di Gambar 5, program terlebih dahulu meminta pengguna memasukkan tiga parameter input, yaitu Daya Listrik (watt), Durasi Pemakaian (jam/hari), dan Jumlah Perangkat. Dalam pengujian ini, pengguna memasukkan nilai 144 watt, 8 jam, dan 4 unit perangkat. Setelah data diproses oleh mesin inferensi fuzzy, program menampilkan bagian HASIL ANALISIS. Bagian ini pertama-tama mengonfirmasi kembali data input yang dimasukkan pengguna untuk transparansi. Selanjutnya, program menampilkan *output* krusial: "Nilai Fuzzy: 66.02". Nilai ini adalah hasil *output crisp* (tegas) yang diperoleh dari proses defuzzifikasi (misalnya, menggunakan metode *Centroid of Area*) terhadap himpunan fuzzy gabungan yang dihasilkan oleh aturan-aturan yang aktif. Berdasarkan nilai 66.02 ini, sistem kemudian memberikan klasifikasi akhir, yaitu "Status Konsumsi: tidak efisien". Hal ini mengindikasikan bahwa nilai 66.02 jatuh ke dalam rentang yang telah didefinisikan untuk himpunan fuzzy "tidak efisien" pada variabel *output*. Sebagai pelengkap, program juga memberikan estimasi konsumsi bulanan (138.24 kWh/bulan) dan estimasi biaya terkait (Rp207.359), yang menerjemahkan prediksi kualitatif "tidak efisien" menjadi dampak kuantitatif yang mudah dipahami oleh pengguna.

Untuk memberikan pemahaman yang lebih dalam mengenai proses di balik layar dan bagaimana nilai 66.02 pada Gambar 5 diperoleh, sistem juga dapat memvisualisasikan fungsi keanggotaan yang menjadi dasar logikanya. Gambar 6 menampilkan kompilasi dari empat plot fungsi keanggotaan yang mendefinisikan himpunan fuzzy untuk setiap variabel.



**Gambar 6.** Fungsi Keanggotaan untuk Variabel Input dan Output



Gambar 6 di atas secara komprehensif memetakan seluruh variabel yang digunakan oleh sistem. Tiga plot pertama (Daya Listrik, Durasi Pemakaian, dan Jumlah Perangkat) adalah untuk variabel input, sedangkan plot keempat (Status Konsumsi) adalah untuk variabel output. Visualisasi ini esensial untuk melacak proses fuzzifikasi dari studi kasus pada Gambar 5:

1. Daya Listrik (144 W): Jika kita lihat pada plot "Daya Listrik (W)", nilai 144 W berada pada perpotongan antara kurva 'Sedang' (yang sedang menurun) dan kurva 'Tinggi' (yang sedang menaik). Ini berarti input 144 W memiliki derajat keanggotaan parsial di kedua himpunan tersebut.
2. Durasi Pemakaian (8 Jam): Pada plot "Durasi Pemakaian (Jam)", nilai 8 jam juga berada di perpotongan, memberikan derajat keanggotaan parsial pada himpunan 'Singkat' dan 'Lama'.
3. Jumlah Perangkat (4 Unit): Pada plot "Jumlah Perangkat", nilai 4 unit utamanya jatuh pada himpunan 'Sedikit'.

Derajat-derajat keanggotaan parsial dari ketiga input inilah (misalnya: nilai keanggotaan untuk 'Tinggi', 'Singkat', dan 'Sedikit') yang kemudian dievaluasi oleh mesin inferensi terhadap semua aturan IF-THEN yang telah didefinisikan. Sebagai contoh, sebuah aturan mungkin berbunyi: "JIKA Daya Tinggi DAN Durasi Singkat DAN Perangkat Sedikit MAKA Konsumsi tidak efisien.

Mesin inferensi akan mengambil nilai keanggotaan terendah dari ketiga kondisi tersebut (karena menggunakan operator DAN). Nilai terendah ini—dikenal sebagai "firing strength" atau kekuatan aktivasi aturan—kemudian digunakan untuk "memotong" (*clipping*) himpunan fuzzy output 'tidak efisien' pada level kekuatan tersebut.

Proses ini terjadi secara simultan untuk *semua aturan* yang aktif. Hasil dari aturan-aturan yang aktif tersebut (yang kini berbentuk beberapa area fuzzy yang telah dipotong) kemudian digabungkan atau di-agregasi (biasanya menggunakan operator *maksimum*) untuk membentuk satu area fuzzy gabungan yang kompleks pada variabel output.

Tahap akhir adalah defuzzifikasi. Proses ini mengambil area gabungan yang kompleks tersebut dan menghitung satu nilai tegas (*crisp*) yang paling merepresentasikannya. Dengan menggunakan metode *Centroid of Area* (Titik Pusat Area), sistem menghitung titik tengah massa dari area tersebut, yang menghasilkan nilai akhir 66.02. Jika kita merujuk pada plot "Status Konsumsi" (kanan bawah), nilai 66.02 jelas berada pada area kurva "tidak efisien" (yang didefinisikan pada rentang 50 ke atas), sehingga secara visual mengonfirmasi mengapa sistem memberikan prediksi "tidak efisien" untuk input yang diberikan.

### 3.7 Analisis Kesalahan Klasifikasi

Keberhasilan model dengan  $FN = 0$  atau Recall 100% untuk kelas tidak efisien sangat penting karena memastikan tidak ada pelanggan yang benar-benar tidak efisien yang terlewatkan atau salah diklasifikasikan sebagai efisiensi. Dalam konteks pengelolaan energi, hal ini krusial agar upaya penghematan dan intervensi dapat tepat sasaran, menghindari potensi tidak efisien energi yang tidak terdeteksi. Namun, nilai False Positive (FP) yang cukup tinggi mengindikasikan model masih sering salah mengklasifikasikan pelanggan efisiensi sebagai tidak efisien, yang bisa disebabkan oleh tumpang tindih pola penggunaan listrik antar kategori atau batas ambang yang kurang optimal dalam fungsi keanggotaan fuzzy.

Jika dibandingkan dengan studi lain yang menggunakan metode serupa, akurasi 80% dengan  $FN = 0$  pada penelitian ini menunjukkan performa yang kompetitif dan bahkan unggul dalam hal sensitivitas deteksi tidak efisien. Studi sebelumnya sering menghadapi trade-off antara akurasi dan recall, di mana menurunkan FN biasanya meningkatkan FN. Dengan mempertahankan  $FN = 0$ , penelitian ini lebih mengutamakan menghindari risiko tidak terdeteksinya pelanggan tidak efisien, sebuah pendekatan yang lebih aplikatif dan bertanggung jawab dalam pengelolaan konsumsi listrik rumah tangga.

### 3.8 Konsistensi dengan Metodologi Penelitian

Seluruh proses pengembangan dan pengujian sistem sesuai dengan tahapan metodologi penelitian. Mulai dari pengumpulan data primer melalui observasi dan wawancara, pembangunan sistem fuzzy berdasarkan metode Mamdani, hingga validasi kuantitatif menggunakan MSE dan confusion matrix, seluruh tahap dilakukan secara sistematis dan dapat dipertanggungjawabkan. Dengan hasil akurasi 80% dan error 0.20, sistem terbukti mampu memberikan klasifikasi yang andal dalam skenario nyata konsumsi listrik rumah tangga.

## 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa sistem prediksi konsumsi listrik rumah tangga berbasis logika fuzzy yang dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python mampu bekerja secara efektif dalam menganalisis dan memprediksi tingkat konsumsi listrik masyarakat di Kabupaten Sidoarjo. Sistem ini menggunakan tiga variabel input utama, yaitu daya listrik, durasi penggunaan, dan jumlah perangkat elektronik, dengan output berupa kategori konsumsi listrik (efisiensi, dan tidak efisiensi). Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem menghasilkan akurasi sebesar 80% dan nilai Mean Squared Error (MSE) sebesar 0,20, yang menandakan model memiliki kemampuan prediksi yang baik. Selain itu, sistem mampu mendeteksi seluruh kasus konsumsi tidak efisien dengan nilai recall mencapai 100%, tanpa adanya kesalahan False Negative. Integrasi dengan Google Sheets memungkinkan pengelolaan data secara real-time dan efisien, sementara visualisasi data dalam bentuk grafik memudahkan analisis tren konsumsi listrik. Secara keseluruhan, sistem ini dinilai layak digunakan sebagai alat bantu



analisis dan edukasi untuk meningkatkan kesadaran masyarakat dalam mengelola penggunaan listrik secara efisien dan ramah lingkungan, serta berpotensi dikembangkan lebih lanjut menjadi aplikasi berbasis web atau mobile dengan penambahan variabel dan pengujian pada data yang lebih luas agar hasil prediksi semakin akurat dan representatif.

## REFERENCES

- Acun, F., & Çunkaş, M. (2023). Low-cost fuzzy logic-controlled home energy management system. *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, 10(1). <https://doi.org/10.1186/s43067-023-00100-6>
- Alnavis, N. B., Wirawan, R. R., Solihah, K. I., & Nugroho, V. H. (2024). Energi listrik berkelanjutan: Potensi dan tantangan penyediaan energi listrik di Indonesia. *Journal of Innovation Materials, Energy, and Sustainable Engineering*, 1(2), 119–139. <https://doi.org/10.61511/jimese.v1i2.2024.544>
- Caldera, M., Hussain, A., Romano, S., & Re, V. (2023). Energy-Consumption Pattern-Detecting Technique for Household Appliances for Smart Home Platform. *Energies*, 16(2), 1–23. <https://doi.org/10.3390/en16020824>
- Hafid, M. A. A., Rizky, S. B., Rafsanjani, Z., Rachman, I., Indarti, R., Rinanto, N., & Khumaidi Agus. (2024). Pendekatan Fuzzy Logic dalam Rancangan Otomatisasi Penggunaan Energi Listrik pada Sistem Pendingin Udara. *Jurnal Elektronika Dan Otomasi Industri*, 11(2), 363–375. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.33795/elkolind.v11i2.5467363>
- Kamila, R. K., Martini, N. P. D. A., & Krisnawati, L. (2024). Sistem Pemantauan Dan Kendali Konsumsi Listrik Rumah Tangga Dengan Logika Fuzzy Berbasis Internet of Things. *Transmisi: Jurnal Ilmiah Teknik Elektro*, 26(4), 214–223. <https://doi.org/10.14710/transmisi.26.4.214-223>
- Kiswanto, A. (2025). Transformasi Energi Rumah Tangga: Otomatisasi Beban Listrik Dengan Iot. *JITET (Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan)*, 13(1), 179–186. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.23960/jitet.v13i1.5554> TRANSFORMASI
- Mosa, F. H., & Bisilisin, F. Y. (2025). Klasifikasi Pola Konsumsi Energi Listrik Rumah Tangga Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Badan Pusat Statistik Kota Kupang menyediakan data penggunaan listrik untuk seluruh wilayah Kota Kupang . Publikasi " Kota Kupang Dalam Angka 2025 " melaporkan bah. *Jurnal Ilmiah Teknik Informatika Dan Komunikasi*, 5(November), 529–539.
- Nuryati, N. (2022). Faktor yang Memengaruhi Konsumsi Listrik Pelanggan Industri Di Pulau Jawa. *Jurnal SEKURITAS (Saham, Ekonomi, Keuangan Dan Investasi)*, 5(2), 169. <https://doi.org/10.32493/skt.v5i2.12434>
- Oktarina, A. D., Abadi, A. M., & Hamdi, S. (2025). Application of Mamdani Fuzzy Logic in Refrigerator Selection. *Journal of Mathematics and Its Applications*, 19(3), 1681–1698. <https://doi.org/10.30598/barekengvol19iss3pp1681-1698>
- Peni Rachmawati Hanifah, & I. B. Putu Purbadharmaja. (2025). Analisis Pengaruh Konsumsi Listrik dan Konsumsi Bahan Bakar Fosil Terhadap Eksternalitas Negatif Emisi Gas Rumah Kaca di Indonesia. *Jurnal Visi Manajemen*, 11(2), 298–314. <https://doi.org/10.56910/jvm.v11i2.548>
- Rahmani, O., Rezanisa, S., Beiranvand Pour, A., Aminpour, S. M., Soltani, M., Ghaderpour, Y., & Oryani, B. (2020). An overview of household energy consumption and carbon dioxide emissions in Iran. *Processes*, 8(8). <https://doi.org/10.3390/PR8080994>
- Rizaldi, A. M., Ridwan, A., Anisa, Y., Salam, R., Intyanto, G. W., Coffas, D. T., Cuong, V. H., & Udoudom, U. I. (2023). Short-Term Forecasting of Electricity Consumption Using Fuzzy Logic. *Journal of Renewable Energy, Electrical, and Computer Engineering*, 3(2), 44–54. <https://doi.org/10.29103/jreece.v3i2.11281>
- Rofiq, M. A., Sirait, F., Sebayang, I. S. D., Pangaribowo, T., Supegina, F., Attamimi, S., Husodo, B. Y., & Pradana, H. A. (2024). Implementasi Logika Fuzzy Terhadap Kontrol dan Monitoring Pada Konsumsi Energi Listrik Rumah Tangga. *Jurnal Teknologi Elektro*, 15(1), 47. <https://doi.org/10.22441/jte.2024.v15i1.008>
- Satrovic, E., & Adedoyin, F. F. (2022). An empirical assessment of electricity consumption and environmental degradation in the presence of economic complexities. *Environmental Science and Pollution Research*, 29(52), 78330–78344. <https://doi.org/10.1007/s11356-022-21099-9>
- Setiartiti, L., & Rachmawati, D. (2022). Regional Energy Master Plan based on Low Emission Scenarios: Case Study of Central Java Province, Indonesia. *Jurnal Ekonomi & Studi Pembangunan*, 23(1), 171–187. <https://doi.org/10.18196/jesp.v23i1.14070>
- Sinaga, D. H., Sasue, R. R. O., & Hutahaean, H. D. (2021). Pemanfaatan Energi Terbarukan Dengan Menerapkan Smart Grid Sebagai Jaringan Listrik Masa Depan. *Journal Zetroem*, 3(1), 11–17.
- Sudarmanto Hasan, Marini Susanti Hamidun, & Dewi Wahyuni K. Baderan. (2025). Manajemen Sumber Daya Energi Terbarukan : Optimalisasi PLTS-PLTB untuk Kelistrikan Berkelanjutan di Pulau Dudepo. *Konstruksi: Publikasi Ilmu Teknik, Perencanaan Tata Ruang Dan Teknik Sipil*, 3(3), 36–45. <https://doi.org/10.61132/konstruksi.v3i3.854>
- Suprpto, H., & Simanjuntak, P. (2020). Fuzzy Logic Untuk Memprediksi Pemakaian Listrik. *Jurnal Comasie*, 3(2), 31–39.
- Ulkyia Maisarah, Puti Andiny, & Safuridar Safuridar. (2024). Pengaruh Tingkat Penggunaan Energi Listrik terhadap Pertumbuhan Ekonomi di Indonesia. *Jurnal Ekonomi Dan Pembangunan Indonesia*, 2(4), 59–68. <https://doi.org/10.61132/jepi.v2i4.943>
- Zulkarnain, M. A. (2024). Penggunaan Kendaraan Listrik di Indonesia dan Relevansinya dengan Ajaran Konservasi Lingkungan dalam al-Qur'an. *Al-Adabiya: Jurnal Kebudayaan Dan Keagamaan*, 19(2), 153–174.



**TIN: Terapan Informatika Nusantara**

Vol 6, No 6, November 2025, page 622-634

ISSN 2722-7987 (Media Online)

Website <https://ejournal.seminar-id.com/index.php/tin>

DOI 10.47065/tin.v6i6.8593

<https://doi.org/10.37680/adabiya.v19i2.6144>