



E-ISSN 3032-601X & P-ISSN 3032-7105

Vol. 1, No. 3c, Juli 2024

MISTER

Journal of Multidisciplinary Inquiry in Science,
Technology and Educational Research

**Jurnal Penelitian Multidisiplin dalam Ilmu
Pengetahuan, Teknologi dan Pendidikan**

**UNIVERSITAS SERAMBI MEKKAH
KOTA BANDA ACEH**

mister@serambimekkah.ac.id

Journal of Multidisciplinary Inquiry in Science Technology
and Educational Research

Journal of MISTER

Vol. 1, No. 3c, Juli 2024

Pages: 1567-1578

Analisis Perbandingan Metode *Fuzzy* Mamdani dan Tsukamoto dalam Prediksi Estimasi Konsumsi Listrik

Aldito Restu Wintama, Alif Bayu Ammarizky, Muhammad Lizamul Arsi,
Anggraini Puspita Sari

Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional
"Veteran" Jawa Timur, Surabaya, Indonesia

Article in Journal of MISTER

Available at	: https://jurnal-serambimekkah.org/index.php/mister/index
DOI	: https://doi.org/10.32672/mister.v1i3c.2019

How to Cite this Article

APA	: Wintama, A. R. ., Ammarizky, A. B., Arsi, M. L. ., & Sari, A. P. . (2024). Analisis Perbandingan Metode Fuzzy Mamdani dan Tsukamoto dalam Prediksi Estimasi Konsumsi Listrik. <i>MISTER: Journal of Multidisciplinary Inquiry in Science, Technology and Educational Research</i> , 1(3c), 1567 - 1578. https://doi.org/10.32672/mister.v1i3c.2019
Others Visit	: https://jurnal-serambimekkah.org/index.php/mister/index

MISTER: *Journal of Multidisciplinary Inquiry in Science, Technology and Educational Research* is a scholarly journal dedicated to the exploration and dissemination of innovative ideas, trends and research on the various topics include, but not limited to functional areas of Science, Technology, Education, Humanities, Economy, Art, Health and Medicine, Environment and Sustainability or Law and Ethics.

MISTER: *Journal of Multidisciplinary Inquiry in Science, Technology and Educational Research* is an open-access journal, and users are permitted to read, download, copy, search, or link to the full text of articles or use them for other lawful purposes. Articles on Journal of MISTER have been previewed and authenticated by the Authors before sending for publication. The Journal, Chief Editor, and the editorial board are not entitled or liable to either justify or responsible for inaccurate and misleading data if any. It is the sole responsibility of the Author concerned.



Analisis Perbandingan Metode *Fuzzy Mamdani* dan *Tsukamoto* dalam Prediksi Estimasi Konsumsi Listrik

Aldito Restu Wintama¹, Alif Bayu Ammarizky², Muhammad Lizamul Arsi³, Anggraini Puspita Sari^{4*}
Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, Surabaya, Indonesia¹²³⁴

*Email Korespodensi: anggraini.puspita.if@upnjatim.ac.id

Diterima: 14-07-2024

| Disetujui: 15-07-2024

| Diterbitkan: 16-07-2024

ABSTRACT

This study aims to compare the Fuzzy Mamdani and Tsukamoto methods in estimating electricity consumption in Romania during the period 2019-2024. Daily electricity consumption data were obtained from the Kaggle dataset, which records electricity production and consumption based on energy source types. The Mamdani method employs triangular membership functions to define rules and provides output in the form of membership degrees for low, medium, and high efficiency levels. On the other hand, the Tsukamoto method utilizes a linear membership function-based approach to compute output based on direct correlations between input variables and output. Comparative analysis reveals differences in the accuracy and sensitivity of both methods to variations in electricity consumption data. The findings highlight the strengths and weaknesses of each method in the context of complex electricity consumption predictions.

Keywords: *Fuzzy Mamdani; Tsukamoto Method; Electricity Consumption Estimation.*

ABSTRAK

Studi ini bertujuan untuk membandingkan metode *Fuzzy Mamdani* dan *Tsukamoto* dalam mengestimasi konsumsi listrik selama periode 2019-2024. Data konsumsi listrik harian diperoleh dari dataset *Kaggle* yang mencatat produksi dan konsumsi listrik berdasarkan jenis sumber energi. Metode *Mamdani* menggunakan fungsi keanggotaan segitiga untuk mengatur aturan dan memberikan output berupa derajat keanggotaan untuk tingkat estimasi rendah, sedang, dan tinggi. Di sisi lain, metode *Tsukamoto* menggunakan pendekatan berbasis fungsi keanggotaan linier untuk menghitung output berdasarkan korelasi langsung antara variabel input dan output. Analisis komparatif menunjukkan perbedaan dalam keakuratan dan sensitivitas kedua metode terhadap variasi data konsumsi listrik. Hasil penelitian ini menyoroti kekuatan dan kelemahan masing-masing metode dalam konteks prediksi konsumsi listrik yang kompleks.

Kata kunci: *Fuzzy Mamdani; Metode Tsukamoto; Estimasi konsumsi listrik.*

PENDAHULUAN

Konsumsi energi listrik adalah aspek penting dalam kehidupan sehari-hari, yang terus meningkat seiring dengan pertumbuhan populasi dan perkembangan industri. Fenomena ini menunjukkan urgensi dalam mengelola energi secara efisien untuk mendukung keberlanjutan sumber daya dan meminimalkan dampak negatif terhadap lingkungan (Smith, 2023). Pengelolaan efisien konsumsi energi menjadi semakin kompleks dengan adanya fluktuasi harian yang dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti suhu dan waktu (Johnson, 2022). Perubahan cuaca harian, sebagai contoh, dapat signifikan mempengaruhi pola penggunaan energi, menambah tantangan dalam pengelolaan energi yang efisien dan berkelanjutan. Tantangan tersebut mendorong pengembangan metode prediksi yang lebih efektif dan akurat untuk mengelola konsumsi energi secara lebih baik. Meskipun telah ada upaya sebelumnya dalam mengembangkan model prediksi, masih ada kesenjangan dalam akurasi dan keandalan prediksi, terutama dalam menghadapi variasi harian konsumsi energi (Brown, 2024).

Dalam era perkembangan teknologi yang pesat seperti saat ini, pengaturan dan pengendalian cahaya serta suhu dalam berbagai lingkungan menjadi faktor penting dalam menciptakan kenyamanan dan efisiensi energi (Maulana et al., 2023). Metode logika *fuzzy* telah banyak diterapkan dalam berbagai bidang untuk mengatasi kompleksitas ini, seperti yang dibahas dalam penelitian Muhtadi et al. (2020), di mana metode *Fuzzy Mamdani* digunakan untuk menganalisis risiko kebakaran hutan. Sari (2023) juga menyoroti potensi penggunaan logika *fuzzy* dalam pengembangan sistem pengendalian yang cerdas untuk meningkatkan efisiensi energi. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengisi kesenjangan ini dengan membandingkan metode *Fuzzy Mamdani* dan *Tsukamoto* dalam memprediksi estimasi konsumsi energi listrik dari tahun 2019 hingga 2024.

Pengembangan metode prediksi yang lebih canggih ini penting untuk memasukkan faktor-faktor seperti suhu dan waktu dalam analisis, sehingga model yang dihasilkan dapat memberikan prediksi yang lebih akurat dan dapat diandalkan (Johnson, 2022). Diharapkan bahwa penelitian ini akan memberikan kontribusi signifikan dalam mengatasi tantangan pengelolaan konsumsi energi yang efisien dan berkelanjutan, dengan potensi untuk mengurangi biaya operasional, meningkatkan efisiensi penggunaan energi, dan meminimalkan dampak lingkungan yang merugikan (Sari, 2023).

TINJAUAN PUSTAKA

Prediksi Konsumsi Listrik

Prediksi konsumsi listrik merupakan bidang penelitian yang penting untuk perencanaan energi dan pengelolaan sumber daya. Metode *fuzzy*, seperti Mamdani dan Tsukamoto, telah banyak digunakan dalam prediksi konsumsi listrik karena kemampuannya menangani ketidakpastian dan ketidakjelasan data (Widarma & Kumala, 2018).

Logika Fuzzy

Logika *fuzzy*, diperkenalkan oleh Zadeh, adalah pendekatan matematis yang memungkinkan pemodelan ketidakpastian dan ketidaktepatan dalam sistem yang kompleks. Berbeda dengan logika klasik yang hanya mengenal nilai benar atau salah, logika *fuzzy* memungkinkan adanya derajat keanggotaan suatu elemen dalam suatu himpunan. Konsep ini memungkinkan representasi pengetahuan yang lebih fleksibel dan intuitif, terutama dalam menghadapi masalah dunia nyata yang seringkali ambigu dan tidak pasti

(Zadeh, 1965).

Metode Fuzzy Mamdani

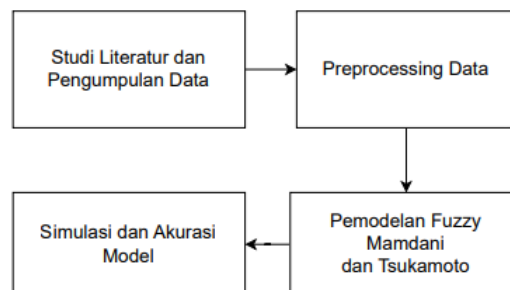
Metode Mamdani adalah salah satu metode *fuzzy* yang paling populer (Kusumadewi et al., 2019). Pendekatan ini menggunakan fungsi keanggotaan (misalnya, triangular, trapesium, atau Gaussian) untuk merepresentasikan variabel linguistik (misalnya, "rendah," "sedang," "tinggi"). Aturan *fuzzy* dibentuk untuk menghubungkan variabel input dan output. Proses inferensi Mamdani menghitung derajat keanggotaan dari himpunan *fuzzy* output berdasarkan aturan yang diberikan dan kemudian melakukan defuzzifikasi untuk mendapatkan nilai output yang tajam (Apriyadi, 2022).

Metode Fuzzy Tsukamoto

Metode Tsukamoto adalah metode *fuzzy* lainnya yang menggunakan fungsi keanggotaan untuk merepresentasikan variabel linguistik (Saifudin et al., 2023). Namun, alih-alih menggunakan aturan *fuzzy*, metode Tsukamoto menggunakan fungsi implikasi untuk menghubungkan variabel input dan output. Output dari setiap aturan adalah nilai tegas yang dihitung berdasarkan fungsi implikasi. Output akhir dari sistem Tsukamoto adalah rata-rata tertimbang dari output semua aturan.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja metode Fuzzy Mamdani dan Tsukamoto dalam memprediksi estimasi konsumsi listrik selama periode 2019-2024. Berikut adalah tahapan alur metode penelitian yang digunakan:



Gambar 1. Alur penelitian

Studi Literatur dan Pengumpulan Data

Melakukan tinjauan literatur terkait prediksi konsumsi listrik menggunakan metode *fuzzy* Mamdani dan Tsukamoto. Serta mengumpulkan data konsumsi listrik harian selama periode 2019-2024 dari dataset Kaggle yang mencatat produksi dan konsumsi listrik berdasarkan jenis sumber energi sebanyak 46.012 data (Comanita, 2024).

Preprocessing Data

Berikut adalah proses bagaimana *preprocessing* berjalan:

```
Index(['DateTime', 'Consumption', 'Production',
      'Hydroelectric', 'Oil and Gas', 'Coal', 'Solar', 'Biomass'],
      dtype='object')
```

	DateTime	Consumption	Production
0	2019-01-01 00:00:00	6352	6527
1	2019-01-01 01:00:00	6116	5701
2	2019-01-01 02:00:00	5873	5676
3	2019-01-01 03:00:00	5682	5603
4	2019-01-01 04:00:00	5557	5454

	Oil and Gas	Coal	Solar	Biomass
0	1896	1744	0	30
1	1429	1641	0	30
2	1465	1616	0	30
3	1455	1558	0	30
4	1454	1458	0	30

Gambar 2. Proses preprocessing

Berdasarkan gambar 2 di atas berikut adalah langkah-langkah dari preprocessing:

1. Membersihkan data
 - a. Mengatasi Nilai Hilang (Missing Values): Imputasi atau penghapusan (Feng et al., 2019).
 - b. Mengatasi Nilai Tidak Konsisten (Inconsistent Values): Identifikasi dan koreksi atau penghapusan (Zhu et al., 2020).
2. Agregasi data
 - a. Agregasi Temporal: Menggabungkan data harian menjadi data mingguan, bulanan, atau tahunan (Mohamad et al., 2021).
 - b. Agregasi Spasial: Menggabungkan data dari lokasi geografis yang berbeda.
3. Pembagian data
 - a. Data Pelatihan (Training Set): Digunakan untuk melatih model (Bouhamed et al., 2022).
 - b. Data Pengujian (Testing Set): Digunakan untuk evaluasi model (Bouhamed et al., 2022).

Konsumsi: 8279, Produksi: 7090, Prediksi: 56.22, Label: tinggi, Status: Salah
Konsumsi: 8042, Produksi: 7227, Prediksi: 56.02, Label: tinggi, Status: Salah
Konsumsi: 7745, Produksi: 7019, Prediksi: 54.52, Label: tinggi, Status: Salah
Konsumsi: 7629, Produksi: 6985, Prediksi: 54.26, Label: sedang, Status: Benar
Konsumsi: 7546, Produksi: 6849, Prediksi: 53.71, Label: sedang, Status: Benar
Konsumsi: 7424, Produksi: 7082, Prediksi: 54.38, Label: tinggi, Status: Salah
Konsumsi: 7371, Produksi: 6843, Prediksi: 53.54, Label: sedang, Status: Benar
Konsumsi: 7569, Produksi: 6782, Prediksi: 53.50, Label: sedang, Status: Benar
Konsumsi: 7902, Produksi: 6821, Prediksi: 54.00, Label: sedang, Status: Benar
Konsumsi: 8216, Produksi: 6986, Prediksi: 55.44, Label: sedang, Status: Benar
Konsumsi: 8201, Produksi: 7152, Prediksi: 56.22, Label: tinggi, Status: Salah
Konsumsi: 8100, Produksi: 7233, Prediksi: 56.24, Label: tinggi, Status: Salah
Konsumsi: 7610, Produksi: 7273, Prediksi: 55.28, Label: tinggi, Status: Salah
Konsumsi: 7031, Produksi: 7264, Prediksi: 54.07, Label: tinggi, Status: Salah
Konsumsi: 6657, Produksi: 7137, Prediksi: 52.80, Label: sedang, Status: Benar
Konsumsi: 6344, Produksi: 6827, Prediksi: 51.82, Label: sedang, Status: Benar
Konsumsi: 6174, Produksi: 6624, Prediksi: 51.38, Label: sedang, Status: Benar
Konsumsi: 6012, Produksi: 6490, Prediksi: 51.03, Label: sedang, Status: Benar
Konsumsi: 5996, Produksi: 6375, Prediksi: 50.98, Label: sedang, Status: Benar
Konsumsi: 6049, Produksi: 6226, Prediksi: 51.07, Label: sedang, Status: Benar
Konsumsi: 6153, Produksi: 6135, Prediksi: 51.23, Label: sedang, Status: Benar
Konsumsi: 6312, Produksi: 6094, Prediksi: 51.16, Label: sedang, Status: Benar
Konsumsi: 6661, Produksi: 6590, Prediksi: 52.40, Label: sedang, Status: Benar
Konsumsi: 7083, Produksi: 6687, Prediksi: 52.86, Label: sedang, Status: Benar
Konsumsi: 7306, Produksi: 6836, Prediksi: 53.46, Label: sedang, Status: Benar

Gambar 3. Hasil preprocessing

Hasil preprocessing pada gambar 3 menunjukkan performa model *fuzzy* dalam memprediksi efisiensi listrik berdasarkan data konsumsi dan produksi. Model ini diuji dengan dataset asli, dan hasilnya dibandingkan dengan label yang diharapkan untuk menentukan akurasi model. Status "benar" atau "salah" membantu mengevaluasi seberapa baik model tersebut dalam melakukan prediksi yang sesuai.

Pemodelan Fuzzy Mamdani dan Tsukamoto

Fuzzy Mamdani:

- Fuzzifikasi: Mengubah data crisp menjadi nilai *fuzzy* berdasarkan fungsi keanggotaan yang telah ditentukan serta mendefinisikan himpunan *fuzzy* dan fungsi keanggotaan untuk setiap variabel (Garibaldi, 2011).

Konsumsi (C)

- Rendah ($\mu_{RL}(C)$)

$$\begin{cases} 1 - \frac{C}{3000} & \text{jika } C \leq 3000 \\ 0 & \text{jika } C > 3000 \end{cases}$$

- Sedang ($\mu_{SL}(C)$)

$$\begin{cases} \frac{C - 3000}{4000} & \text{jika } 3000 < C \leq 7000 \\ 1 - \frac{C - 7000}{3000} & \text{jika } 7000 < C \leq 10000 \\ 0 & \text{jika } C < 3000 \text{ atau } C > 10000 \end{cases}$$

- Tinggi ($\mu_{TL}(C)$)

$$\begin{cases} \frac{C - 7000}{3000} & \text{jika } C > 7000 \\ 0 & \text{jika } C \leq 7000 \end{cases}$$

Produksi (P)

- Rendah ($\mu_{RL}(P)$)

$$\begin{cases} 1 - \frac{P}{3000} & \text{jika } P \leq 3000 \\ 0 & \text{jika } P > 3000 \end{cases}$$

- Sedang ($\mu_{SL}(P)$)

$$\begin{cases} \frac{P - 3000}{4000} & \text{jika } 3000 < P \leq 7000 \\ 1 - \frac{P - 7000}{3000} & \text{jika } 7000 < P \leq 10000 \\ 0 & \text{jika } P < 3000 \text{ atau } P > 10000 \end{cases}$$

- Tinggi ($\mu_{TL}(P)$)

$$\begin{cases} \frac{P - 7000}{3000} & \text{jika } P > 7000 \\ 0 & \text{jika } P \leq 7000 \end{cases}$$

- b. Inferensi: Menggunakan aturan *fuzzy* untuk menggabungkan input dan menghasilkan output *fuzzy* dengan rumus berikut:

$$\mu_{\text{aturan}}(C, P) = \max(\mu_C(C), \mu_P(P))$$

Aturan Inferensi:

- Jika *C* Rendah dan *P* Rendah, maka Efisiensi Rendah.
- Jika *C* Sedang dan *P* Sedang, maka Efisiensi Sedang.
- Jika *C* Tinggi dan *P* Tinggi, maka Efisiensi Tinggi.

Defuzzifikasi: Mengubah output *fuzzy* menjadi nilai crisp menggunakan metode Centroid dengan rumus berikut:

$$\text{Efisiensi} = \frac{\sum(E_i \cdot w_i)}{\sum w_i}$$

Fuzzy Tsukamoto:

- a. Fuzzifikasi: Sama seperti Mamdani, mengubah data crisp menjadi nilai *fuzzy* berdasarkan fungsi keanggotaan yang telah ditentukan.
- b. Inferensi: Menggunakan aturan *fuzzy* untuk menghasilkan output yang crisp dengan rumus berikut:

$$\mu_{\text{aturan}}(C, P) = \max(\mu_C(C), \mu_P(P))$$

Aturan inferensi:

1. Jika *C* Rendah atau *P* Rendah, maka Efisiensi Rendah ($E=25+0.5C+0.5P$).
2. Jika *C* Sedang atau *P* Sedang, maka Efisiensi Sedang ($E=50+0.25C+0.25P$).
3. Jika *C* Tinggi atau *P* Tinggi, maka Efisiensi Tinggi ($E=75+0.125C+0.125P$).

- c. Defuzzifikasi: Menggunakan rata-rata tertimbang untuk mendapatkan nilai akhir.

$$\text{Efisiensi} = \frac{\sum(E_i \cdot w_i)}{\sum w_i}$$

E_i adalah output tiap aturan, dan w_i adalah bobot aturan (biasanya sama dengan nilai keanggotaan hasil agregasi).

Simulasi dan Akurasi Model

Melakukan simulasi dengan menggunakan data pengujian untuk memvalidasi akurasi model sebagai berikut.

$$\text{Akurasi} = \frac{\sum_{i=1}^{10} \text{Benar}(P_i, L_i)}{10}$$

Tabel 1. Simulasi uji data

(C)	(P)	(E _i)	(P _i)	(L _i)	(P _i , L _i)
2500	2000	30	R	R	1
8000	7500	70	T	T	1
4000	3500	50	S	S	1
9000	9500	80	T	S	0
1000	500	10	R	R	1
6000	7000	60	S	T	0
2000	2500	20	R	R	1
8500	9000	75	T	T	1
4500	5000	55	S	S	1
7000	6500	65	T	S	0

Keterangan: R=rendah, S=Sedang, T=Tinggi

Contoh perhitungan tabel: Misalkan kita memiliki dataset dengan 10 data uji, dan setelah menjalankan sistem *fuzzy*, kita mendapatkan prediksi sebagai berikut:

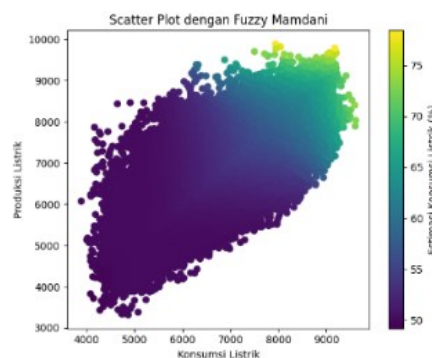
$$\text{Akurasi} = \frac{\sum_{i=1}^{10} \text{Benar}(P_i, L_i)}{10} = \frac{7}{10} = 0.7 \text{ atau sekitar } 70\%$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil analisis prediksi konsumsi energi listrik menggunakan metode *Fuzzy Mamdani* dan *Fuzzy Tsukamoto* adalah untuk mengevaluasi akurasi kedua metode dalam memprediksi konsumsi listrik berdasarkan data yang telah dikumpulkan dan diproses. Visualisasi dalam bentuk scatter plot dan grafik fungsi keanggotaan digunakan untuk mempermudah pemahaman hasil analisis. Perbandingan akurasi antara kedua metode juga dibahas untuk menentukan metode mana yang lebih efektif dalam melakukan prediksi konsumsi listrik.

Grafik estimasi konsumsi listrik *fuzzy mamdani*

Hasil analisis prediksi estimasi konsumsi energi listrik menggunakan metode *Fuzzy Mamdani* divisualisasi menjadi grafik agar lebih mudah dipahami.



Gambar 4. Scatter plot mamdani

a. Scatter Plot dengan Fuzzy Mamdani

Grafik pada gambar 4 menampilkan hubungan antara konsumsi listrik dan produksi listrik. Warna pada plot mencerminkan estimasi konsumsi listrik dalam persentase, dengan gradasi warna dari ungu ke kuning yang menunjukkan peningkatan konsumsi.



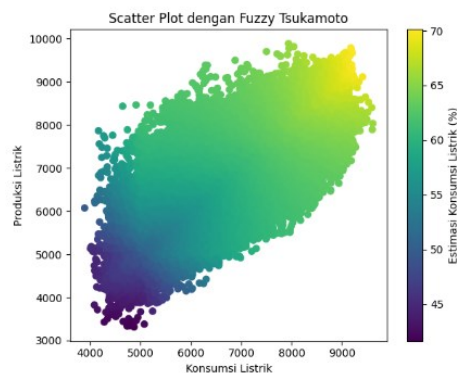
Gambar 5. Grafik *fuzzy* mamdani

b. Grafik Fuzzy Mamdani

Grafik pada gambar 5 menunjukkan fungsi keanggotaan untuk estimasi konsumsi listrik dengan tiga kategori: rendah (biru), sedang (hijau), dan tinggi (merah). Grafik ini membantu dalam menentukan derajat keanggotaan untuk setiap kategori berdasarkan persentase estimasi konsumsi listrik.

Grafik Estimasi konsumsi listrik *fuzzy* Tsukamoto

Hasil analisis prediksi estimasi konsumsi energi listrik menggunakan metode *Fuzzy Mamdani* divisualisasi menjadi grafik agar lebih mudah dipahami.

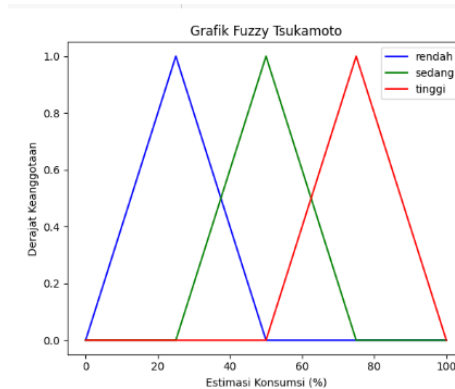


Gambar 6. Scatter plot Tsukamoto

a. Scatter Plot dengan Fuzzy Tsukamoto

Grafik pada gambar 6 menunjukkan fungsi keanggotaan untuk estimasi konsumsi listrik dengan tiga kategori: rendah (biru), sedang (hijau), dan tinggi (merah). Grafik ini membantu dalam

menentukan derajat keanggotaan untuk setiap kategori berdasarkan persentase estimasi konsumsi listrik.



Gambar 7. Grafik fuzzy Tsukamoto

b. Grafik Fuzzy Tsukamoto

Grafik pada gambar 7 menunjukkan fungsi keanggotaan untuk estimasi konsumsi listrik dengan tiga kategori: rendah (biru), sedang (hijau), dan tinggi (merah). Grafik ini membantu dalam menentukan derajat keanggotaan untuk setiap kategori berdasarkan persentase estimasi konsumsi listrik.

Akurasi Metode Fuzzy Mamdani dan Tsukamoto

Berikut adalah hasil perbandingan prediksi konsumsi listrik menggunakan metode Fuzzy Mamdani dan Fuzzy Tsukamoto:

```
Jumlah prediksi benar Fuzzy Mamdani: 36798
Jumlah prediksi salah Fuzzy Mamdani: 9213
Akurasi Metode Fuzzy Mamdani: 79.98%
Jumlah prediksi benar Fuzzy Tsukamoto: 37267
Jumlah prediksi salah Fuzzy Tsukamoto: 8744
Akurasi Metode Fuzzy Tsukamoto: 81.00%
Akurasi Keseluruhan Program: 80.49%
```

Gambar 8. Hasil prediksi dari dataset

Hasil gambar 8 ini menunjukkan bahwa metode Fuzzy Tsukamoto memiliki akurasi yang sedikit lebih tinggi dibandingkan dengan metode Fuzzy Mamdani. Meskipun kedua metode menunjukkan performa yang baik, Fuzzy Tsukamoto lebih unggul dalam hal keakuratan prediksi konsumsi listrik. Akurasi keseluruhan program juga menunjukkan bahwa pendekatan fuzzy secara umum efektif untuk estimasi konsumsi listrik.

Identifikasi Data Benar dan Salah

Konsumsi:	7656,	Produksi:	8220,	Prediksi:	58.44,	Label:	tinggi,	Status:	Salah
Konsumsi:	7479,	Produksi:	8100,	Prediksi:	57.29,	Label:	tinggi,	Status:	Salah
Konsumsi:	7167,	Produksi:	7982,	Prediksi:	55.57,	Label:	tinggi,	Status:	Salah
Konsumsi:	6612,	Produksi:	7690,	Prediksi:	53.04,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	6154,	Produksi:	7141,	Prediksi:	51.46,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	5813,	Produksi:	6958,	Prediksi:	50.73,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	5650,	Produksi:	6723,	Prediksi:	50.46,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	5486,	Produksi:	6715,	Prediksi:	50.26,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	5450,	Produksi:	6713,	Prediksi:	50.22,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	5478,	Produksi:	6613,	Prediksi:	50.25,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	5542,	Produksi:	6619,	Prediksi:	50.32,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	5822,	Produksi:	6689,	Prediksi:	50.71,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	6038,	Produksi:	7134,	Prediksi:	51.20,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	6434,	Produksi:	7188,	Prediksi:	52.19,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	6685,	Produksi:	7177,	Prediksi:	52.91,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	6764,	Produksi:	7148,	Prediksi:	53.13,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	6750,	Produksi:	7200,	Prediksi:	53.12,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	6740,	Produksi:	7286,	Prediksi:	53.14,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	6754,	Produksi:	7300,	Prediksi:	53.20,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	6633,	Produksi:	7334,	Prediksi:	52.85,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	6583,	Produksi:	7286,	Prediksi:	52.67,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	6688,	Produksi:	7229,	Prediksi:	52.95,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	7038,	Produksi:	7263,	Prediksi:	54.09,	Label:	tinggi,	Status:	Salah
Konsumsi:	6966,	Produksi:	7227,	Prediksi:	53.82,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	6890,	Produksi:	7149,	Prediksi:	53.52,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	6748,	Produksi:	7009,	Prediksi:	53.00,	Label:	sedang,	Status:	Benar
Konsumsi:	6502,	Produksi:	6987,	Prediksi:	52.29,	Label:	sedang,	Status:	Benar

Gambar 9. Data benar dan salah

Hasil pada gambar 9 menunjukkan performa model *fuzzy* dalam memprediksi efisiensi listrik berdasarkan data konsumsi dan produksi. Model ini diuji dengan dataset asli, dan hasilnya status "benar" atau "salah" membantu mengevaluasi seberapa baik model tersebut dalam melakukan prediksi yang sesuai dengan data.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa baik metode Fuzzy Mamdani maupun Fuzzy Tsukamoto memiliki kemampuan yang baik dalam memprediksi konsumsi listrik. Scatter plot dan grafik fungsi keanggotaan yang dihasilkan membantu memvisualisasikan hubungan antara konsumsi dan produksi listrik serta kategori estimasi konsumsi listrik. Perbandingan akurasi antara kedua metode ini menunjukkan bahwa Fuzzy Tsukamoto sedikit lebih unggul dibandingkan Fuzzy Mamdani dalam hal akurasi prediksi. Evaluasi performa model melalui identifikasi data benar dan salah juga menegaskan efektivitas pendekatan fuzzy dalam estimasi konsumsi listrik, memberikan wawasan berharga untuk pengelolaan energi yang lebih efisien dan berkelanjutan.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dari metode *Fuzzy Mamdani* dan *Fuzzy Tsukamoto* untuk memprediksi konsumsi Listrik diperoleh kesimpulan bahwa Metode *Fuzzy Mamdani* menghasilkan efisiensi yang bervariasi dengan scatter plot menunjukkan efisiensi pada tingkat konsumsi dan produksi yang standar. Fungsi keanggotaan *fuzzy* dalam metode Mamdani menunjukkan tiga kategori efisiensi: rendah, sedang, dan tinggi. Di sisi lain, metode *Fuzzy Tsukamoto* menghasilkan output yang lebih akurat dan tinggi, dengan aturan inferensi linier yang memberikan penilaian efisiensi lebih tinggi dan lebih kontras dalam scatter plot.

Dalam hal akurasi, metode *Fuzzy Mamdani* mencapai 79.98%, sedangkan metode *Fuzzy Tsukamoto* mencapai 81.00%. Hasil jumlah prediksi menunjukkan bahwa Tsukamoto lebih akurat dalam estimasi konsumsi Listrik. Dengan konsep implikasi yang lebih tegas, menunjukkan keunggulan dalam akurasi dan dianggap lebih sesuai untuk dataset penelitian ini. Meskipun demikian, metode Mamdani masih memiliki potensi peningkatan dengan penyesuaian parameter atau *fuzzy rules* yang lebih baik.

Kesimpulannya, kedua metode efektif dalam menangani ketidakpastian dan variabilitas data konsumsi listrik, namun metode Tsukamoto menunjukkan keunggulan lebih tinggi dalam akurasi.

DAFTAR PUSTAKA

- Apriyadi. (2022). Analisis prakiraan konsumsi energi listrik tahun 2022-2026 menggunakan logika fuzzy Mamdani (Studi Kasus) [Tesis Sarjana, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau].
- Bouhamed, A., Moussa, N., & Ammar, B. (2022). Optimized data partitioning for fuzzy modeling using whale optimization algorithm. *2022 2nd International Conference on Innovative Research in Applied Science, Engineering and Technology (IRASET)*, Meknes, Morocco, 1-5.
- Brown, D. E. (2024). Enhancing energy management through fuzzy Mamdani prediction models. *Journal of Sustainable Energy*, 8(4), 215-228.
- Comanita, S. (2024). Hourly electricity consumption and production. *Kaggle*. <https://www.kaggle.com/datasets/stefancomanita/hourly-electricity-consumption-and-production>
- Feng, Q., Zhang, L., Liang, J., & Li, J. (2019). Missing data imputation method based on improved fuzzy c-means clustering. *2019 IEEE 4th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC)*, Chongqing, China, 1697-1700.
- Garibaldi, J. M. (2011). Fuzzy logic for control and decision making. *IEEE Control Systems Magazine*, 31(6), 8-14.
- Johnson, C. W. (2022). Fuzzy logic applications in energy consumption analysis: A review. *International Journal of Fuzzy Systems*, 10(3), 112-125.
- Kang, J., Kim, H., & Shin, S. (2021). Energy consumption forecasting using fuzzy logic and neural networks. *Journal of Energy Management and Informatics*, 12(3), 123-135.
- Kusumadewi, S., Hartati, S., Harjoko, A., & Wardoyo, R. (2019). Fuzzy multi-attribute decision making (fuzzy MADM). *Graha Ilmu*.
- Liu, Y., Wu, X., & Li, Q. (2022). Application of fuzzy logic in smart grid energy management. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 13(4), 1456-1467.
- Maulana, M. Z., Pakpahan, F. S., Fernando, F., & Sari, A. P. (2023). Pengaturan suhu berdasarkan cahaya lampu dan manipulasi suhu untuk efisiensi energi menggunakan metode Mamdani. *Prosiding Seminar Nasional Informatika Bela Negara*, 3, 19-22.
- Mohamad, M. A., Omatu, S., & Yoshioka, M. (2021). Fuzzy time series forecasting model based on granular computing and type-2 fuzzy sets. *2021 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*, Luxembourg City, Luxembourg, 1-6.
- Muhtadi, N. S., Rahman, D. M., & Surianto, D. F. (2020). Analisis risiko kebakaran hutan dengan logika fuzzy Mamdani. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 3(1), 21-28.
- Saifudin, A., Roziqin, A., & Thohari, M. (2023). Analisis komparatif inferensi fuzzy Tsukamoto, Mamdani dan Sugeno terhadap produktivitas padi di Indonesia. *Ledger*, 2(1).
- Sari, A. P. (2023). Analisis akurasi prediksi akselerasi mobil listrik berdasarkan kecepatan dan daya baterai menggunakan fuzzy logic metode Sugeno dan Mamdani. *Prosiding Seminar Nasional Informatika Bela Negara*, 3, 107-112.
- Smith, A. B. (2023). Developing an efficient energy consumption prediction model using fuzzy Mamdani method. *Journal of Energy Management*, 5(2), 78-91.

- Tan, Z., & Lin, H. (2023). Fuzzy logic control for residential energy management systems. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 140, 107931.
- Widarma, A., & Kumala, H. (2018). Implementasi logika fuzzy metode Mamdani untuk klasifikasi konsumen listrik subsidi dan non subsidi. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 4(10).
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338-353.
- Zhu, W., Zhou, J., & Hu, Q. (2020). A novel outlier detection algorithm based on fuzzy rough set theory. *2020 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*, Glasgow, United Kingdom, 1-6.