

Implementasi Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) Pada Konsumsi Energi Listrik Rumah Tangga

Yogi Ramadani^{1*}, Desmira¹, Dididk Aribowo¹

¹Pendidikan Vokasional Teknol Elektro/Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan, Universitas Sultan Ageng Tirtayasa, Kota Serang Banten, 42117, Indonesia

Penulis Korespondensi : Yogi Ramadani (e-mail: yogiramadani2020@gmail.com)

ABSTRAK

Konsumsi energi listrik pada rumah tangga terus mengalami peningkatan seiring bertambahnya penggunaan peralatan elektronik dalam aktivitas sehari-hari. Kondisi tersebut mendorong perlunya suatu metode yang mampu memperkirakan kebutuhan energi listrik secara akurat sehingga penggunaan energi dapat dikelola dengan lebih efisien. Penelitian ini bertujuan menerapkan metode Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) untuk memprediksi konsumsi energi listrik rumah tangga berdasarkan data hasil pemantauan menggunakan prototipe. Pengambilan data dilakukan selama 30 hari melalui sistem monitoring berbasis Arduino yang terintegrasi dengan sensor PZEM-004T, sensor DHT, Python, dan web sehingga mampu merekam parameter tegangan, arus, daya, energi listrik, suhu, serta kelembapan secara berkala. Data yang diperoleh kemudian melalui tahapan pembersihan, normalisasi menggunakan min-max scaling, pembagian data menjadi data pelatihan sebesar 70% dan data pengujian sebesar 30%, dilanjutkan dengan proses pembentukan serta pelatihan model ANFIS menggunakan fungsi keanggotaan segitiga. Tingkat kinerja model dianalisis menggunakan nilai Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mengikuti pola perubahan konsumsi energi listrik dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah. Nilai MAE yang diperoleh sebesar 3,64, RMSE sebesar 5,64, dan MAPE sebesar 5,90%, sehingga tingkat akurasi model termasuk dalam kategori sangat baik. Berdasarkan hasil tersebut, metode ANFIS dinilai mampu memberikan prediksi konsumsi energi listrik rumah tangga secara andal serta berpotensi mendukung upaya penghematan dan pengelolaan energi listrik yang lebih efektif.

KATA KUNCI Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, prediksi, konsumsi energi listrik, rumah tangga, efisiensi energi.

ABSTRACT

Household electricity consumption continues to rise as the use of electronic devices in daily activities increases. This situation highlights the need for a method capable of accurately estimating electricity demand so that energy use can be managed more efficiently. This study aims to apply the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) method to predict household electricity consumption based on monitoring data collected using a prototype. Data collection was conducted over 30 days using an Arduino-based monitoring system integrated with a PZEM-004T sensor, a DHT sensor, Python, and a web interface, enabling the periodic recording of voltage, current, power, electricity consumption, temperature, and humidity parameters. The obtained data then underwent data cleaning and normalization using min-max scaling, followed by splitting the data into a 70% training set and a 30% test set, and then the ANFIS model was constructed and trained using triangular membership functions. The model's performance was analyzed using the Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) metrics. The test results showed that the model was able to track patterns in electricity consumption with a relatively low error rate. The obtained MAE value was 3.64, the RMSE was 5.64, and the MAPE was 5.90%, indicating that the model's accuracy falls into the "very good" category. Based on these results, the ANFIS method is considered capable of providing reliable predictions of household electricity consumption and has the potential to support more effective electricity conservation and management efforts.

KEYWORD Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, prediction, electricity consumption, households, energy efficiency.

1. PENDAHULUAN

Energi listrik merupakan kebutuhan pokok dalam menopang berbagai aktivitas masyarakat. Dengan meningkatnya jumlah barang elektronik yang digunakan pada rumah tangga, konsumsi energi listrik juga mengalami peningkatan yang cukup signifikan. Kondisi ini menyebabkan biaya penggunaan listrik semakin tinggi apabila tidak disertakan dengan pengelolaan yang baik. Selain akan berdampak pada pengeluaran rumah tangga, penggunaan energi yang tidak efisien juga berkontribusi terhadap peningkatan kebutuhan pasokan energi nasional [1].

Salah satu penyebab konsumsi energi listrik tinggi adalah penggunaan peralatan elektronik yang tidak terkontrol, seperti lampu, pendingin ruangan, maupun peralatan rumah tangga lainnya yang tetap menyala ketika tidak digunakan [2]. Oleh karena audit energi berbasis sistem monitoring itu diperlukan agar mampu memprediksi kebutuhan energi listrik sehingga konsumen pengguna listrik dapat melakukan pengelolaan konsumsi energi secara lebih efektif [3]. Prediksi konsumsi energi menjadi salah satu pendekatan penting dalam mendukung terhadap konservasi energi dan meningkatkan efisiensi pengguna listrik pada lingkungan rumah tangga. Chamdareno dan hamimi (2022) menunjukkan bahwa pengaturan operasi peralatan listrik mampu menurunkan penggunaan konsumsi energi listrik sehingga system monitoring dan prediksi menjadi bagian penting dalam efisiensi energi [4].

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan telah membentuk berbagai metode yang mampu melakukan prediksi berdasarkan pola data historis. Salah satu metode yang memiliki akurasi tinggi yaitu Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). ANFIS ini merupakan suatu kombinasi antara jaringan saraf tiruan (Artificial Neural Network) dan logika fuzzy sehingga mampu melakukan proses pembelajaran dari data sekaligus menangani ketidakpastian terhadap sistem. Dibanding dengan konvensional, ANFIS memiliki kemampuan adaptasi yang lebih baik sehingga banyak diterapkan pada perbandingan, termasuk system tenaga listrik dan prediksi konsumsi energi listrik.

Penelitian prediksi konsumsi energi Listrik rumah tangga ini telah menggunakan berbagai pendekatan, yaitu fuzzy time series, logika fuzzy mamdani, jaringan saraf tiruan, LSTM, dan ANFIS. Penelitian Ekananta et al. menggunakan Average-Based Fuzzy Time Series untuk prediksi konsumsi energi Listrik, sedangkan Rofii et al. menggunakan LSTM untuk prediksi konsumsi Listrik bangunan. Penelitian Nugraha et al. menggunakan ANFIS untuk prakiraan konsumsi energi listrik di kota Medan. Perbedaan penelitian ini terletak dalam penggunaan data hasil monitoring prototipe berbasis Arduino yang terintegrasi dengan Python dan web, untuk evaluasi model menggunakan MAE, RMSE, dan MAPE secara serentak.

Penelitian ini mengintegrasikan system monitoring dan pemodelan prediksi dalam satu alur. Prototipe digunakan untuk memperoleh data kelistrikan secara

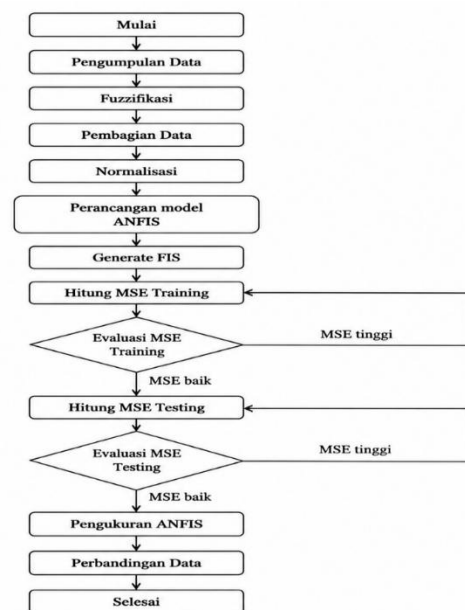
berkala, lalu data diproses melalui pembersihan, normalisasi min-max, pembentukan model ANFIS, pelatihan, pengujian, dan evaluasi. Dengan demikian, kontribusi penelitian bukan pada pengembangan algoritma ANFIS baru melainkan pada implementasi ANFIS terhadap data konsumsi penggunaan energi rumah tangga yang diperoleh dari system monitoring prototipe dan evaluasi kinerjanya menggunakan tiga metrik kesalahan.

Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan ANFIS untuk memprediksi konsumsi energi Listrik rumah tangga dan mengevaluasi Tingkat kesalahan prediksinya. Hasil dari penelitian diharapkan dapat menjadi pendekatan dalam pemantauan pola konsumsi penggunaan energi Listrik dan mendukung pengelolaan penggunaan Listrik rumah tangga.

METODE

Pada penelitian ini menggunakan pendekatan Research and Development (R&D) dengan pemodelan ANFIS. Data dikumpulkan selama 30 hari menggunakan prototype monitoring energi Listrik berbasis Arduino yang terintegrasi dengan python dan web. Prototipe merekam parameter tegangan, arus, daya, energi listrik, suhu, dan kelembaban dengan interval lima menit. Data kemudian diperiksa, dibersihkan, dinormalisasi menggunakan min-max scaling, dan dibagi menjadi data pelatihan 70% dan data pengujian 30%.

Model ANFIS menggunakan arsitektur Sugeno lima lapisan yang terdiri atas fuzzification, rule, layer, normalization, consequent layer, dan output layer. Fungsi keanggotaan yang digunakan adalah triangular membership function. Setelah konfigurasi model ditetapkan, model dilatih menggunakan dataset pelatihan dan diuji menggunakan dataset pengujian. Kinerja model dievaluasi menggunakan MAE, RMSE, dan MAPE.



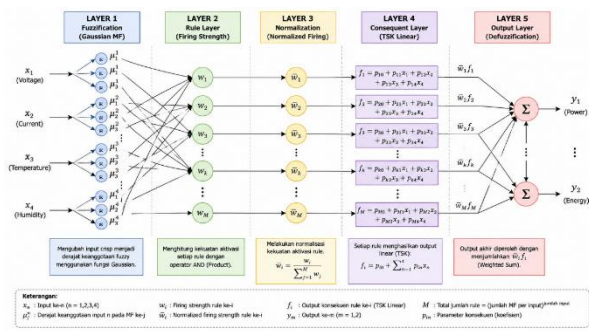
Gambar 1. Diagram Alur ANFIS

Model ANFIS menggunakan arsitektur Sugeno lima lapisan yang terdiri atas fuzzification, rule, layer, normalization, consequent layer, dan output layer. Fungsi keanggotaan yang digunakan adalah triangular membership function. Setelah konfigurasi model ditetapkan, model dilatih menggunakan dataset pelatihan dan diuji menggunakan dataset pengujian. Kinerja model dievaluasi menggunakan MAE, RMSE, dan MAPE. Pada bagian konstruktor, model ANFIS dibuat dengan menentukan jumlah function, input, output.

```
self.n_mf_per_input = n_mf_per_input
self.n_inputs = n_inputs
self.n_outputs = n_outputs
```

Gambar 2. Kodingan Membership Function

Jumlah rule dihitung dengan menggunakan: Jumlah Rule = (Jumlah MF) Jumlah Input.



Gambar 3. Struktur Jaringan ANFIS

a. Layer 1 (Fuzzifikasi)

Lapisan pertama bertugas mengubah data numerik (crisp input) menjadi nilai-nilai fuzzy menggunakan fungsi keanggotaan Gaussian. Fungsi Gaussian yang dipakai yaitu:

$$\mu(x) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-c}{\sigma} \right)^2} \quad (1)$$

Dimana c = pusat kurva (*mean*), σ = lebar kurva (*standar deviasi*). Penerapannya terdapat pada fungsi :

```
# ===== LAYER 1: FUZZIFICATION =====
# Calculate membership degree for each input-MF combination
mf_values = np.zeros((n_samples, self.n_inputs, self.n_mf_per_input))

for i in range(self.n_inputs):
    for j in range(self.n_mf_per_input):
        mf_values[:, i, j] = self.gaussian_mf(
            X[:, i],
            self.mf_means[i, j],
            self.mf_sigmas[i, j])
```

Gambar 4. Kode Fungsi Fuzzifikasi

Sebelum training dimulai, pusat setiap Gaussian ditentukan secara merata pada rentang data. Sedangkan sigma ditentukan agar antara kurva saling overlap sehingga transisi fuzzy menjadi halus.

b. Layer 2 (Rule Firing Strength)

```
# ===== LAYER 2: RULE FIRING STRENGTHS =====
# Product T-norm: w_k = \mu_{A1}(x1) * \mu_{A2}(x2) * ... * \mu_{An}(xn)
firing_strengths = np.zeros((n_samples, self.n_rules))
rule_indices = self.get_rule_indices()

for k, rule_idx in enumerate(rule_indices):
    firing_strengths[:, k] = 1.0
    for i, mf_idx in enumerate(rule_idx):
        firing_strengths[:, k] *= mf_values[:, i, mf_idx]
```

Gambar 5. Kode Fungsi Rule Firing Strength

Setelah nilai keanggotaan fuzzy diperoleh, sistem menghitung kekuatan aktivasi setiap aturan (firing strength). Operasi AND dinyatakan dengan bentuk perkalian (Product T-Norm):

$$w_i = \mu_1 \times \mu_2 \times \mu_3 \times \mu_4 \quad (2)$$

Semakin besar nilai firing strength, semakin besar pengaruh rule tersebut terhadap output. Rule dibentuk menggunakan kombinasi seluruh membership function. Kombinasi dibuat menggunakan Cartesian Product.

c. Layer 3 (Normalisasi)

```
# ===== LAYER 3: NORMALIZATION =====
# Normalized firing strength: \bar{w}_k = w_k / \sum w_k
sum_firing = np.sum(firing_strengths, axis=1, keepdims=True)
sum_firing = np.where(sum_firing < 1e-10, 1.0, sum_firing) # Avoid division by zero
normalized_firing = firing_strengths / sum_firing
```

Gambar 6. Kode Fungsi Normalisasi

Karena setiap rule memiliki firing strength yang berbeda, maka dilakukan normalisasi. Dengan tujuan agar total kontribusi seluruh rule sama dengan 1, dengan rumus 3 sebagai berikut.

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_j w_j} \quad (3)$$

Hasil normalisasi tersebut menghasilkan bobot ternormalisasi $\bar{w}_i$ untuk setiap rule. Nilai $\bar{w}_i$ menunjukkan proporsi kontribusi masing-masing rule terhadap keluaran ANFIS, dengan jumlah seluruh bobot ternormalisasi memenuhi $\sum_i \bar{w}_i = 1$. Bobot ini selanjutnya digunakan pada Layer 4 untuk menghitung keluaran consequent dari setiap rule.

d. Layer 4 (Consequent)

```
# ===== LAYER 4: CONSEQUENT (TSK) =====
# For each rule k: f_k = p_k0 + p_k1*x1 + ... + p_kn*xn
X_extended = np.column_stack([X, np.ones(n_samples)]) # Add bias term

# Calculate output for each rule and each output dimension
rule_outputs = np.zeros((n_samples, self.n_rules, self.n_outputs))
for k in range(self.n_rules):
    for out_idx in range(self.n_outputs):
        # Linear combination: f_k = \sum (p_ki * x_i) + p_k0
        rule_outputs[:, k, out_idx] = X_extended @ self.consequent_params[k, :, out_idx]
```

Gambar 7. Kode Fungsi Consequent

Setiap rule pada lapisan ini mendapatkan fungsi linear Sugeno Bentuk umumnya :

$$f_i = p_{i1} x_i + p_{i2} x_2 + p_{i3} x_3 + p_{i4} x_4 + r_i \quad (4)$$

P_{i1} sampai P_{i4} = koefisien, r_i = bias, setiap rule memiliki parameter konsekuen yang berbeda.

e. Layer 5 (Defuzzifikasi)

```
# ===== LAYER 5: DEFUZZIFICATION =====
# Weighted sum: y = 1/(w_k * f_k)
output = np.zeros((n_samples, self.n_outputs))
for out_idx in range(self.n_outputs):
    output[:, out_idx] = np.sum(
        normalized_firing * rule_outputs[:, out_idx],
        axis=1
    )
```

Gambar 8.Kode Fungsi Defuzzifikasi

Output akhir diperoleh melalui penjumlahan berbobot, dengan rumus sebagai berikut:

$$output = \sum(\bar{w}_i f_i) \quad (5)$$

Yang berarti rule yang lebih aktif memberikan kontribusi yang lebih besar, sedangkan rule yang kurang aktif memberikan kontribusi lebih kecil dengan hasil akhir berupa energi. Keunggulan utama kode ini adalah penggunaan Hybrid Learning. Metode ini menggabungkan:

1. LSE (Least Squares Estimation)

Tahap ini digunakan untuk mencari parameter konsekuen. Tujuan nya mencari P_1, P_2, P_3, P_4, r yang menghasilkan error terkecil. Proses ini dilakukan pada fungsi

```
def update_consequent_lse(self, X, y, normalized_firing):
    """
```

Gambar 9.Kode Least Square Estimation

Dengan persamaan 6 sebagai berikut.

$A\theta = y$	(6)
---------------	-----

Menggunakan seperti pada Gambar 10 berikut ini.

```
np.linalg.lstsq
```

Gambar 10.Kode LSE

Kode tersebut memiliki keuntungan cepat, stabil dan akurat.

1. Gradient Descent

Setelah parameter konsekuen dihasilkan, parameter Membership Function diperbaiki menggunakan Gradient Descent. Parameter yang diperbarui yaitu mean dan sigma. Tujuannya agar bentuk dari kurva semakin sesuai dengan pola data. Proses ini dilakukan pada Gambar 11 berikut ini.

```
update_premise_gd
```

Gambar 11.Kode Gradient Descent

Untuk mempercepat konvergensi digunakan momentum dengan persamaan :

$$v_t = \beta v_{t-1} + (1 - \beta) \nabla E \quad (7)$$

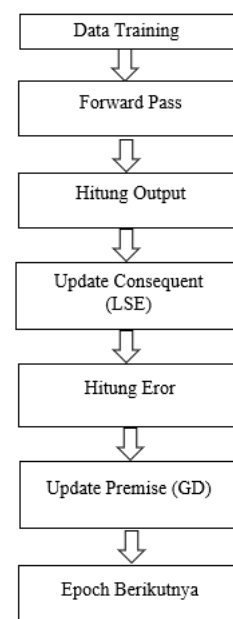
Nilai $\beta = 0,9$, menggunakan momentum membantu untuk mempercepat pembelajaran, mengurangi osilasi, menghindari local minimal. Training process, untuk proses training seluruhnya dilakukan pada fungsi:

```
def train(self, X, y, epochs=500, learning_rate=0.001, validation_split=0.2,
        use_lse=True, lse_interval=10):
    """
    Train ANFIS using Hybrid Learning

    Args:
        X: Input features (n_samples, n_inputs)
        y: Target outputs (n_samples, n_outputs)
        epochs: Number of training epochs
        learning_rate: Learning rate for gradient descent
        validation_split: Fraction of data for validation
        use_lse: Whether to use LSE for consequent parameters
        lse_interval: Update consequent params with LSE every N epochs
    """
```

Gambar 12.Kode Training

Berdasarkan implementasi tersebut, proses training dimulai dengan memasukkan data training ke dalam model ANFIS. Selanjutnya, dilakukan forward pass untuk memperoleh keluaran model. Parameter konsekuen kemudian diperbarui menggunakan metode LSE untuk meminimalkan kesalahan prediksi. Proses ini dilakukan secara iteratif selama jumlah epoch yang ditentukan hingga diperoleh nilai kesalahan yang memenuhi kriteria evaluasi.



Gambar 13.Diagram Training Proses

Siklus tersebut berulang terus menerus sampai mencapai jumlah epoch maksimum atau terjadi early Stopping. Early Stopping ini merupakan Teknik regularisasi dalam machine learning, bertujuan untuk menghentikan proses pelatihan suatu model lebih awal sebelum jumlah epoch mencapai maksimalnya.

```
# Training loop
best_error = float('inf')
patience_counter = 0
patience = 30
```

Gambar 14.. Kode Training Loop

Apa bila selama 30 epoch beruntun validasi tidak mengarah menjadi baik, maka proses training di hentikan. Tujuan adanya ini untuk mencegah overfitting dan menghemat waktu komputasi. Multi output prediction ini berbeda dengan ANFIS standar yang dimana biasanya hanya terdapat satu output namun model ini dapat memperediksi dua output seperti Power dan Energi. Sehingga dalam satu model pun dapat digunakan untuk dua kebutuhan bersamaan dalam memprediksi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian optimasi penggunaan konsumsi energi listrik pada rumah tangga ini menggunakan data beban listrik historis dalam besaran satuan tegangan 220-volt yang di lakukan pengujian selama satu bulan penuh guna menghasilkan data akurat berdasarkan dengan beban yang di pakai. Selanjutnya hasil yang di dapatkan akan di lakukan perbandingan antar data yang di peroleh untuk perharinya melalui metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System agar mendapatkan hasil efisiensi untuk penggunaan listrik rumah tangga kedepannya. Proses ini meliputi pengukuran yang intens terhadap beberapa alat rumah tangga yang menggunakan konsumsi listrik dan di pakai pada kehidupan sehari-hari. Kemudian setelah itu data yang di hasilkan akan tersimpan pada excel secara otomatis. Data yang di hasilkan selanjutnya akan di lakukan perbandingan dengan metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System. Adapun Langkah penelitian sebagai berikut:

1. Pemilihan Variabel Input

Variabel input yang digunakan pada penelitian ini merupakan beban listrik 220-volt dengan rincian:

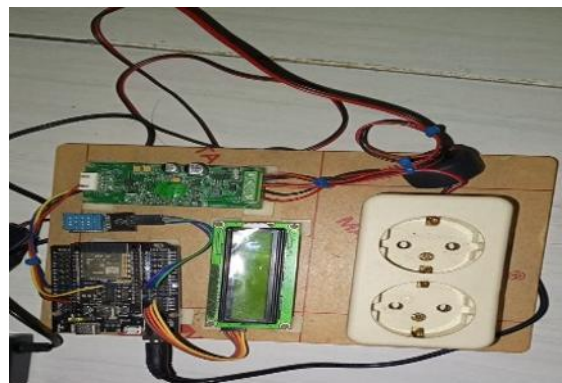
Tabel 1. Tabel Variabel input

Ruang tamu	Lampu	1
	Sound	1
Kamar 1	Lampu	1
	Kipas	1
Kamar 2	Lampu	1
	Kipas	1

Ruang Tengah	Lampu	1
	Televisi	1
	Kulkas	1
Dapur	Lampu	1
	Rice cooker	1
	Mesin cuci	1
Kamar mandi	Lampu	1
Halaman depan	Lampu	1

2. Pemilihan Fungsi Keanggotaan
3. Pemilihan Struktur Jaringan
4. Evaluasi
5. Penerapan

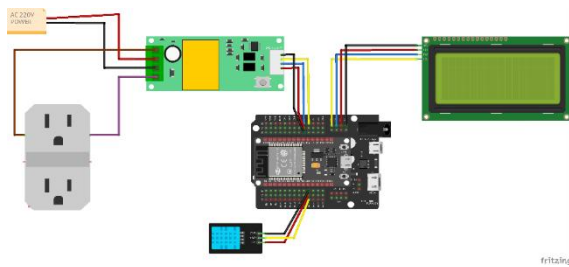
Pada proses selanjutnya penulis melakukan pengukuran terhadap beberapa beban daya yang dipakai proses pengukuran ini menggunakan suatu prototype yang di rancang sedemikian rupa untuk mendapatkan hasil tegangan, daya, kelembaban dan tempratur di masing masing beban listrik. Alat ini di rancang sederhana dengan struktur utama Arduino yang di perintah melalui perangkat lunak python kemudian terintegrasi dengan web local house 5000. Kemudian data akan tersimpan pada web dan dapat di akses lalu di tampilkan pada Microsoft excel. Dari proses pengukuran dengan menggunakan prototype sederhana untuk menghasilkan tegangan, arus, daya, tempratur dan kelembaban pada setiap beban listrik yang di hasilkan. Alat ini bekerja selama 5 menit sekali untuk menghasilkan data baru terhadap beban yang di ukur kebutuhan ukur yang di inginkan, dengan demikian data yang diperoleh akan akurat dan sesuai dengan keadaan dari beban listrik yang di pakai. Hal ini di lakukan untuk mengetahui berapa tegangan yang di pakai selama waktu tertentu, arus serta daya yang digunakan dan kelembaban serta tempratur dari beban listrik untuk mengetahui potensi dari beban listrik apakah masih dapat di gunakan atau memang cenderung merugikan. Berikut gambar prototypenya:



Gambar 15. Gambar Rangkaian Prototype

Prototype ini menggunakan beberapa sensor atau komponen elektronik yaitu sensor DHT merupakan modul digital yang dapat digunakan dalam perancangan IOT yang berfungsi sebagai pendeteksi suhu dan kelembaban, sensor PZEM 004t merupakan sebuah

sensor elektronik yang dimana berfungsi sebagai mengukur parameter arus Listrik AC (arus bolak-balik), Arduino uno ESP32 yang berfungsi sebagai pusat kendali utama agar data-data yang didapat atau dihasilkan oleh sensor-sensor pada prototype ini dapat disalurkan kepada WEB atau laptop yang di antarkan melalui pemrograman, LCD (Liquid Crystal Display) yang berfungsi agar dapat menampilkan data-data yang dihasilkan oleh sensor-sensor pada rangkaian prototype. Berikut ini gambar jadi dari prototype yang di buat:



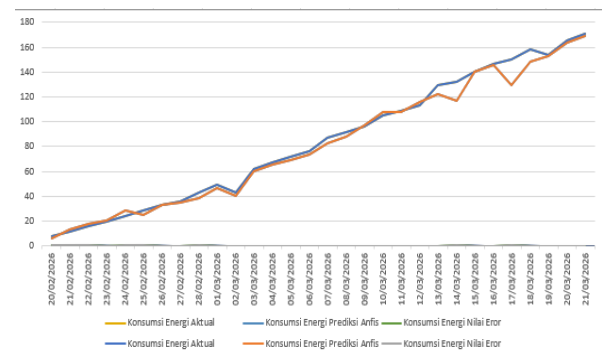
Gambar 16. Prototype Monitoring Energi Listrik

Ada pun hasil dari pengukuran yang dilakukan selama 1 bulan akan di simpulkan menjadi tabel di bawah ini :

Tabel 2. Tabel Variabel input

No.	Hari/Tanggal	Aktual	Prediksi ANFIS	Nilai Error
1	20/02/2026	7,68	6,12	20%
2	21/02/2026	11,78	12,901	10%
3	22/02/2026	15,8	17,37	10%
4	23/02/2026	19,56	20,809	6%
5	24/02/2026	23,77	28,14	18%
6	25/02/2026	28,45	24,76	13%
7	26/02/2026	32,56	33,14	2%
8	27/02/2026	36,14	34,904	3%
9	28/02/2026	42,85	38,36	10%
10	01/03/2026	49,502	46,14	7%
11	02/03/2026	43,34	39,99	8%
12	03/03/2026	61,46	59,74	3%
13	04/03/2026	67,58	65,59	3%
14	05/03/2026	71,78	68,89	4%
15	06/03/2026	76,05	73,49	3%
16	07/03/2026	86,73	82,45	5%
17	08/03/2026	91,59	88,11	4%
18	09/03/2026	96,06	96,71	1%
19	10/03/2026	104,88	108,28	3%
20	11/03/2026	109,055	107,45	1%
21	12/03/2026	113,65	116,004	2%
22	13/03/2026	129,49	122,67	5%
23	14/03/2026	132,34	117,19	11%
24	15/03/2026	140,72	140,303	0%
25	16/03/2026	146,67	145,62	1%
26	17/03/2026	150,14	129,86	14%
27	18/03/2026	158,52	148,32	6%
28	19/03/2026	153,56	153,05	0%
29	20/03/2026	165,709	163,95	1%
30	21/03/2026	170,66	169,07	1%

Tabel 2 diatas menampilkan kesimpulan dari hasil penelitian yang dilakukan selama 1 bulan. Penelitian dilakukan 24 jam yang dimana data keluar setiap 5 menit, lalu dalam 1 hari di ambil nilai rata-rata setiap harinya. Kemudian nilai aktual dan nilai prediksi Anfis perhari dikumpulkan sesuai dengan waktu yang inginkan, untuk kemudian dibandingkan agar dapat nilai selisih error yang akan menjadi nilai hasil pada penelitian ini.



Gambar 17. erbandingan Konsumsi Energi Aktual dan Hasil Prediksi ANFIS

Berdasarkan data yang di dapat dalam perbandingan antara konsumsi energi listrik aktual dan dengan hasil prediksi menggunakan metode ANFIS dalam waktu 30 hari menunjukan nilai konsumsi energi listrik aktual cenderung meningkat setiap harinya Hari pertama 7,68, hari ke-15 adalah 76,05, dan hari terakhir yaitu 170,66 oleh karena itu menunjukan adanya peningkatan dalam penggunaan energi listrik selama periode pengamatan. Sedangkan kinerja prediksi ANFIS mampu mengikuti pola kenaikan konsumsi energi listrik dengan cukup baik yang dimana nilai prediksi cukup dekat dengan hasil nilai aktual sehingga model ini bisa dikatakan cukup berhasil dalam mempelajari pola data konsumsi energi listrik. Dalam analisis error terjadi pada data pertama yang dimana data aktualnya Adalah 7,68 sedangkan prediksi ANFIS nya Adalah 6,12 hal ini menunjukan selisih nilai eror tersebut Adalah 20%, hal ini terjadi karena nilai aktual masih kecil sehingga menghasilkan sedikit selisih nilai eror yang cukup besar. Untuk eror terkecil berada pada data hari ke 24 yang dimana nilai data aktualnya Adalah 140,72 sedangkan nilai prediksi ANFIS nya Adalah 140,30 menghasilkan selisih nilai eror 0%.

Tabel 3. Analisis data MAPE

MAPE	Kategori
<10%	Sangat Baik
10-20%	Baik
20-50%	Cukup
>50%	Buruk

Dari seluruh data, menunjukan bahwa MAE (Mean Absolute Error) yaitu 3,64 artinya nilai rata-rata selisih antara nilai aktual dan prediksi sekitar 3,64. Untuk

RMSE (Root Mean Square Error) yaitu 5,64 yang dimana nilai ini mempresentasikan bahwa tingkat kesalahan dalam memprediksi secara keseluruhan masih cukup kecil dibanding paparan data yang mencapai lebih dari 170. Sedangkan untuk MAPE (Maen Absolute Percentage Error) yaitu 5,89% yang artinya masuk kedalam interpretasi MAPE Sangat Baik. Nilai tersebut menunjukkan kesalahan yang relative rendah pada penelitian. Namun, data hasil tidak dapat digunakan untuk menyatakan bahwa ANFIS lebih unggul daripada metode lain, dan belum dapat menyatakan bahwa sistem secara langsung mengurangi konsumsi atau biaya listrik. Penelitian ini terbatas hanya pada satu rumah dengan periode 30 hari, dan satu konfigurasi ANFIS. Oleh karena itu, penelitian ini dipahami sebagai hasil kondisi eksperimen.

4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian, ANFIS dapat diimplementasikan untuk memprediksi konsumsi energi listrik rumah tangga menggunakan data hasil monitoring prototipe berbasis Arduino yang terintegrasi dengan phyton dan web. Model ANFIS dibangun melalui tahapan normalisasi data, pembentukan fungsi keanggotaan segitiga (triangular membership function), proses pelatihan (training), dan pengujian (testing), lalu dievaluasi menggunakan parameter MAE, RMSE, dan MAPE. Pembentukan keanggotaan segitiga dipilih karena digunakan dalam konfigurasi ANFIS penelitian dan memiliki bentuk sederhana yang dapat merepresentasikan pembagian rentang nilai input ke dalam kategori fuzzy. Hasil pengujian menunjukan nilai MAE sebesar 3,64, RMSE sebesar 5,64, dan MAPE sebesar 5,90% yang mengindikasikan bahwa model termasuk kategori sangat baik dalam memprediksi penggunaan konsumsi energi Listrik rumah tangga.

Berdasarkan hasil tersebut, metode ANFIS dapat dijadikan sebagai bentuk pendekatan yang cukup efektif agar mendukung pengelolaan energi listrik rumah tangga. Penerapan metode ini berpotensi membantu para pengguna dalam memantau pola konsumsi energi dan dapat memperkirakan kebutuhan Listrik, serta mendukung upaya efisiensi penggunaan energi. Penelitian ini masih memiliki keterbatasan pada evaluasi reliabilitas sensor, dan perbandingan antar konfigurasi membership function. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya perlu memperpanjang periode pengamatan, melibatkan beberapa rumah, membandingkan beberapa metode, menguji beberapa konfigurasi ANFIS dan melakukan validasi pengukuran sensor agar hasil prediksi dapat dievaluasi secara lebih kuat.

5. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada program studi Pendidikan Vokasional Teknik Elektro, Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan Universitas Sultan Ageng Tirtayasa, serta seluruh pihak yang telah memberikan dukungan selama pelaksanaan dan penyusunan dalam penelitian ini. Penulis juga menyampaikan apresiasi kepada seluruh responden yang

telah bersedia menjadi objek penelitian sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. T. Kresnadi, D. Aribowo, and Desmira, "Evaluasi Penggunaan Listrik dengan Metode Konservasi Energi untuk Efisiensi Energi di Gedung FKIP UNTIRTA," *Energi & Kelistrikan*, vol. 12, no. 1, pp. 11–21, 2020, doi: 10.33322/energi.v12i1.949.
- [2] L. K. Amali, "Analisis Konsumsi Energi Listrik Menggunakan Metode Internsitas Konsumsi Energi," vol. 6, pp. 103–107, 2024.
- [3] D. Despa, G. F. Nama, T. Septiana, and M. B. Saputra, "Audit Energi Listrik Berbasis Hasil Pengukuran dan Monitoring Besaran Listrik pada Gedung A Fakultas Teknik Unila," *Electrician*, vol. 15, no. 1, pp. 33–38, 2021, doi: 10.23960/elc.v15n1.2180.
- [4] P. G. Chamdareno and A. H. Hamimi, "Efisiensi Konsumsi Energi Listrik Pada Eskalator Menggunakan Inverter Dipusat Perbelanjaan," *Resist. (Elektronika Kendali Telekomun. Tenaga List. Komputer)*, vol. 5, no. 1, p. 25, 2022, doi: 10.24853/resistor.5.1.25-30.
- [5] Y. Ekananta, L. Muflikhah, and C. Dewi, "Penerapan Metode Average-Based Fuzzy Time Series Untuk Prediksi Konsumsi Energi Listrik Indonesia," vol. 2, no. 3, pp. 1283–1288, 2018.
- [6] A. Rofii, M. Sobirin, J. Muliadi, and B. Gedung, "Menggunakan Model LSTM Untuk Efisiensi Energi Dan Mitigasi Lingkungan," 2024.
- [7] D. Priyono Putra, "Analisis Prakiraan Konsumsi Energi Listrik Tahun 2022-2026 Menggunakan Logika Fuzzy Mamdani (Studi Kasus : Pt Pln Kota Dumai)," pp. 18–80, 2022.
- [8] M. Burhanudin, "Implementasi Logika Fuzzy Mamdani Dalam Penentuan Evaluasi Konsumsi Listrik Untuk Efisiensi Energi Di Gedung A Fkip Untirta Skripsi," Sultan Ageng Tirtayasa University, 2024.
- [9] Y. T. Nugraha, K. Ghabriel, and I. F. Dharmawan, "Implementasi ANFIS Dalam Prakiraan Konsumsi Energi Listrik Di Kota Medan Pada Tahun 2030," *Rekayasa Elektr. dan Energi*, vol. 4, no. 1, pp. 55–59, 2021.
- [10] A. Saad, "Optimasi AVR Pada Generator Sinkron Menggunakan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)," vol. 16, no. 2, pp. 137–150, 2023, [Online]. Available: https://repository.ubt.ac.id/?p=show_detail&id=iindex.php?p=show_detail&id=13728&keywords=
- [11] A. F. Aziz et al., *Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (Backpropagation) Di Kabupaten Rokan HULU*. 2022.
- [12] A. Kautsar, *Evaluasi sistem penerangan dan tenaga di smk negeri 1 kramatwatu*. 2024.
- [13] D. Rifai and F. Fitriyadi, "Penerapan Logika Fuzzy Sugeno dalam Keputusan Jumlah Produksi Berbasis Website," *Hello World J. Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 2, pp. 102–109, 2023, doi:

- 10.56211/helloworld.v2i2.297.
- [14] A. Nuraini, "Sistem Kendali Pemakaian Energi Listrik Berbasis Logika Fuzzy Pada Bangunan Gedung," 2023.
- [15] S. Nirwan and H. Ms, "konsumsi energi listrik pada peralatan elektronik berbasis pzem-004t," vol. 12, no. 2, pp. 22–28, 2020.