

Rancang Bangun Sistem Monitoring dan Kontrol Listrik Berbasis IoT dengan Prediksi Tagihan Menggunakan LSTM

Arung Tirto Nusantara*, Moch. Rochmad, Kemalasar
Politeknik Elektronika Negeri Surabaya, Indonesia

Email: arungnusantara01@gmail.com*, rochmad@pens.ac.id, kemala@pens.ac.id

Abstrak

Peningkatan konsumsi listrik rumah tangga yang tidak diiringi dengan kesadaran efisiensi energi berpotensi menyebabkan pemborosan energi dan meningkatnya tagihan listrik bulanan. Data Kementerian ESDM menunjukkan bahwa konsumsi listrik per kapita di Indonesia pada tahun 2023 mencapai 1.337 kWh/kapita, meningkat sebesar 13,98% dibandingkan tahun sebelumnya. Sementara itu, sistem konvensional belum mampu menyediakan pemantauan real-time, kontrol perangkat, dan prediksi konsumsi secara terintegrasi. Penelitian ini bertujuan merancang dan mengimplementasikan sistem monitoring, kontrol, dan prediksi energi listrik rumah tangga berbasis IoT dan model LSTM untuk meningkatkan efisiensi energi dan perencanaan keuangan pengguna. Sistem dibangun dengan dua node ESP32 dan sensor PZEM-004T untuk mengukur parameter listrik. Data dikirim real-time ke Firebase dan ditampilkan via aplikasi Ionic. Model LSTM dilatih menggunakan data historis konsumsi listrik 2022–2025. Pengujian meliputi validasi akurasi sensor, kontrol relay, serta evaluasi model dengan metrik MAE, RMSE, dan MAPE. Hasil pengujian menunjukkan akurasi pengukuran tegangan sebesar 99,85% (error 0,15%), daya sebesar 97,74% (error 2,26%), dan arus dengan error rata-rata 14,20% yang meningkat pada beban tinggi. Model LSTM menghasilkan MAPE sebesar 17,89%, mengungguli metode baseline (MAPE 20,59%). Pada studi kasus November 2025, prediksi konsumsi listrik sebesar 340,96 kWh dengan error relatif 12,71% terhadap konsumsi aktual (302,50 kWh). Fitur kontrol berjalan dengan delay 0,5–1 detik dan tingkat keberhasilan 100%. Sistem ini berhasil menyediakan pemantauan real-time, kontrol jarak jauh, dan prediksi konsumsi energi yang lebih akurat. Implementasinya mendukung pengelolaan energi rumah tangga yang efisien dan terencana. Untuk akurasi lebih tinggi, disarankan penambahan dataset dan optimasi model secara berkala.

Kata kunci: *Internet of Things*, monitoring, kontrol, prediksi, LSTM

Abstract

The increase in household electricity consumption that is not accompanied by awareness of energy efficiency can lead to excessive energy use and higher monthly electricity bills. Data from the Ministry of Energy and Mineral Resources (ESDM) shows that electricity consumption per capita in Indonesia reached 1,337 kWh per capita in 2023, an increase of 13.98% compared to the previous year. Meanwhile, conventional systems have not been able to provide real-time monitoring, device control, and integrated consumption prediction. This study aims to design and implement a household electricity energy monitoring, control, and prediction system based on the Internet of Things (IoT) and Long Short-Term Memory (LSTM) model to improve energy efficiency and user financial planning. The system was built with two ESP32 nodes and a PZEM-004T sensor to measure electrical parameters. Data was sent in real-time to Firebase and displayed via an Ionic application. The LSTM model was trained using historical electricity consumption data from 2022–2025. Testing included validation of sensor accuracy, relay control, and model evaluation using MAE, RMSE, and MAPE metrics. Test results showed measurement accuracy of 99.85% for voltage (error 0.15%), 97.74% for power (error 2.26%), and current with an average error of 14.20% which improved under high loads. The LSTM model produced a MAPE of 17.89%, outperforming the baseline method (MAPE 20.59%). In a November 2025 case study, electricity consumption was predicted at 340.96 kWh with a relative error of 12.71% compared to actual consumption (302.50 kWh). The control feature operated with a delay of 0.5–1 seconds and a 100% success rate. The system successfully provides real-time monitoring, remote control, and more accurate energy consumption prediction. Its implementation supports efficient and planned household energy management. To achieve higher accuracy, periodic dataset expansion and model optimization are recommended.

Keywords: *Internet of Things*, monitoring, control, prediction, LSTM

*Correspondence Author: Arung Tirto Nusantara
Email: arungnusantara01@gmail.com



PENDAHULUAN

Energi listrik merupakan kebutuhan pokok dalam kehidupan modern. Hampir seluruh aktivitas manusia bergantung pada energi listrik, mulai dari penerangan, pendinginan, hingga pengoperasian peralatan rumah tangga. Peningkatan populasi dan kemajuan teknologi menyebabkan konsumsi listrik rumah tangga terus meningkat setiap tahunnya. Menurut data Kementerian ESDM, konsumsi listrik per kapita masyarakat Indonesia naik menjadi 1.337 kWh/kapita pada tahun 2023 meningkat sekitar 13,98% dibandingkan 1.173 kWh/kapita pada tahun 2022 (Kementerian ESDM RI, 2025). Berdasarkan laporan International Energy Agency (IEA) Global Status Report for Buildings and Construction 2019, sektor bangunan menyumbang sekitar 39% konsumsi energi dan 38% emisi CO₂ global (Rumambi, 2025). Kondisi ini menunjukkan pentingnya pengelolaan energi yang efisien dan berkelanjutan di lingkungan rumah tangga.

Masalah yang umum terjadi adalah pengguna listrik rumah tangga tidak memiliki akses terhadap informasi konsumsi energi secara real-time (ZA et al., 2025). Sistem konvensional hanya menampilkan total penggunaan energi pada akhir bulan melalui tagihan listrik, tanpa memberikan informasi rinci mengenai pola pemakaian harian atau waktu penggunaan tertinggi. Akibatnya, pengguna sulit mengontrol konsumsi listrik secara efisien, yang sering berujung pada pemborosan energi dan meningkatnya biaya tagihan (Muliadi et al., 2022). Situasi ini menuntut hadirnya sistem yang mampu memantau penggunaan listrik secara langsung dan memberikan transparansi terhadap perilaku konsumsi energi.

Untuk mengatasi keterbatasan sistem konvensional tersebut, diperlukan pendekatan berbasis teknologi yang dapat menyediakan data secara real-time. Salah satu teknologi yang paling potensial adalah Internet of Things (IoT). Perkembangan teknologi Internet of Things (IoT) telah membuka peluang besar untuk menghadirkan solusi tersebut. IoT memungkinkan berbagai perangkat dan sensor saling berkomunikasi melalui jaringan internet untuk mengumpulkan dan mengirimkan data konsumsi energi secara real-time. Penelitian oleh Zaen et al. (2021) merancang sistem monitoring energi rumah tangga berbasis web menggunakan sensor PZEM-004T dan NodeMCU ESP8266, dengan pengujian pada beban listrik seperti kipas, setrika, dan solder. Hasil kalibrasi menunjukkan akurasi pembacaan tegangan dan arus mencapai 99,84%, daya 98,62%, dan frekuensi 99,96%, menegaskan efektivitas IoT dalam pemantauan energi rumah tangga secara real-time.

Meskipun demikian, sebagian besar sistem monitoring tersebut masih bersifat pasif hanya menampilkan data tanpa memberikan analisis atau tindakan lanjut. Pengguna memang dapat mengetahui jumlah konsumsi listrik saat ini, tetapi tidak memiliki kemampuan untuk memperkirakan tagihan listrik mendatang atau mengontrol perangkat listrik secara langsung ketika terjadi pemborosan energi (Lakapu et al., 2021; Nuha, 2018; Saputra, 2024; Wahyuzi, 2024; Yusuf et al., 2025). Padahal, kedua kemampuan tersebut sangat penting untuk mewujudkan sistem pengelolaan energi yang cerdas.

Integrasi teknologi IoT dengan kecerdasan buatan (Artificial Intelligence, AI) menjadi langkah penting untuk menjawab kebutuhan tersebut. Melalui penerapan machine learning seperti Long Short-Term Memory (LSTM), sistem dapat menganalisis data historis penggunaan listrik untuk menghasilkan prediksi konsumsi energi (kWh) yang kemudian digunakan untuk menghitung estimasi tagihan listrik (Rp) di masa mendatang. Penelitian oleh Rashid et al. (2019) menggunakan dataset Individual Household Electric Power Consumption dari UCI Machine Learning Repository untuk melatih model LSTM berbasis TensorFlow dalam memprediksi konsumsi energi rumah tangga. Model tersebut menghasilkan akurasi $R^2 = 0,835$ untuk data uji, menunjukkan kemampuan LSTM dalam memperkirakan konsumsi listrik dan estimasi tagihan berdasarkan data historis.

Namun, salah satu tantangan dalam penerapan model LSTM adalah keterbatasan dataset historis konsumsi energi (Aswarulloh et al., 2025; Azhari & Haryanto, 2024). Jumlah data yang

sedikit dapat memengaruhi performa model prediksi dan menurunkan akurasi hasil estimasi. Tantangan ini menjadi alasan penting bagi pengembangan sistem yang mampu mengumpulkan data secara kontinu melalui IoT agar model pembelajaran dapat beradaptasi dengan pola konsumsi listrik yang dinamis (Adhy et al., 2025; Judijanto et al., 2025; Widarti et al., 2025).

Selain kemampuan prediksi, aspek kontrol perangkat listrik juga berperan penting dalam efisiensi energi (Rifa'i et al., 2025). Banyak sistem monitoring hanya berfungsi untuk menampilkan data tanpa dapat menindaklanjuti kondisi berlebih pada konsumsi daya (Rifa'i et al., 2025). Penambahan modul relay yang dikontrol melalui ESP32 dan terintegrasi dengan aplikasi mobile memungkinkan pengguna menyalakan atau mematikan perangkat listrik dari jarak jauh (Diantoro, 2025; Siahaan et al., 2025). Fitur ini memberikan pengguna kendali langsung terhadap konsumsi daya dan berpotensi besar mengurangi pemborosan energi (Rahmanto et al., 2025).

Berdasarkan berbagai penelitian tersebut, proyek akhir ini mengusulkan pengembangan Sistem Monitoring dan Kontrol Energi Listrik Rumah Tangga Berbasis IoT yang Terintegrasi dengan Model LSTM untuk Prediksi Konsumsi Energi dan Estimasi Tagihan Listrik Bulanan. Sistem ini terdiri dari dua perangkat utama, yaitu: (1) PCB 1 (*Central Node*) untuk memantau konsumsi energi rumah secara keseluruhan pada jalur utama MCB, dilengkapi PZEM-004T, LCD, koneksi Firebase Realtime Database, dan MicroSD untuk penyimpanan cadangan ketika koneksi terputus. (2) PCB 2 (*Room Node*) untuk memantau dan mengontrol perangkat listrik di tiap ruangan menggunakan relay dan LCD, dengan pengiriman data real-time ke Firebase.

Data yang diperoleh dari sistem monitoring dikirimkan ke Firebase sebagai media penyimpanan dan sinkronisasi data secara real-time. Data tersebut kemudian dimanfaatkan pada tahap operasional sistem sebagai masukan untuk proses pemantauan kondisi kelistrikan serta sebagai input prediksi konsumsi energi listrik. Proses prediksi dilakukan oleh backend server berbasis Python Flask yang menjalankan model Long Short-Term Memory (LSTM) yang telah dilatih sebelumnya. Hasil prediksi konsumsi energi dan estimasi tagihan listrik selanjutnya ditampilkan pada aplikasi mobile dan dikirimkan kepada pengguna melalui notifikasi Telegram.

Sistem yang dikembangkan berfokus pada pengintegrasian fungsi monitoring dan kontrol energi listrik berbasis Internet of Things (IoT) dengan model prediksi berbasis LSTM. Model LSTM dilatih dan diuji menggunakan data historis konsumsi energi listrik bulanan yang bersumber dari tagihan resmi PLN, sedangkan data dari sistem monitoring digunakan pada tahap operasional sebagai masukan prediksi. Pendekatan ini diharapkan mampu mengatasi keterbatasan sistem monitoring konvensional yang belum menyediakan analisis prediktif serta pengendalian perangkat listrik secara terintegrasi dan adaptif.

Secara umum, penelitian ini bertujuan untuk merancang, membangun, dan menguji sistem terintegrasi yang mampu melakukan pemantauan real-time, pengendalian jarak jauh, serta prediksi konsumsi dan estimasi tagihan listrik rumah tangga berbasis IoT dan LSTM. Secara khusus, penelitian ini bertujuan untuk: (1) merancang dan mengimplementasikan sistem monitoring berbasis IoT dengan sensor PZEM-004T dan ESP32; (2) mengembangkan model prediksi konsumsi listrik menggunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM); (3) membangun antarmuka aplikasi mobile untuk visualisasi data dan kontrol perangkat; serta (4) mengintegrasikan seluruh komponen dalam satu sistem yang dapat dioperasikan secara real-time. Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat praktis bagi pengguna rumah tangga berupa peningkatan kesadaran dan kontrol terhadap penggunaan energi listrik, pengurangan pemborosan energi, serta kemampuan estimasi biaya tagihan untuk perencanaan keuangan. Selain itu, penelitian ini memberikan kontribusi akademis dalam pengembangan sistem energi cerdas yang terintegrasi antara IoT dan machine learning, serta menjadi referensi bagi pengembangan sistem serupa yang lebih komprehensif di masa depan.

METODE PENELITIAN

Proyek akhir ini mengajukan suatu pendekatan sistem cerdas berbasis Internet of Things (IoT) dan Machine Learning untuk melakukan pemantauan, pengendalian, dan prediksi tagihan listrik rumah tangga secara terintegrasi. Solusi ini dikembangkan untuk menjawab keterbatasan sistem monitoring konvensional yang hanya menampilkan data konsumsi tanpa analisis prediksi maupun kontrol adaptif terhadap penggunaan energi.

Sistem yang diusulkan terdiri atas dua unit perangkat keras utama dan satu sistem perangkat lunak pendukung yang terintegrasi melalui jaringan internet dan layanan cloud database Firebase. Masing-masing komponen dirancang memiliki fungsi spesifik agar mampu bekerja secara sinergis dalam menghasilkan sistem Smart Energy Management yang efisien.

Framework untuk menampilkan data monitoring, kontrol perangkat, dan hasil prediksi, sementara server backend dibangun menggunakan *Flask* (Python) yang di-*hosting* pada platform Render untuk menjalankan model prediksi dan mengelola komunikasi data. Model LSTM dikembangkan dengan dataset historis konsumsi energi bulanan dari tagihan PLN periode Februari 2022–Februari 2025, yang dinormalisasi menggunakan *MinMaxScaler* dan dilatih dengan satu lapisan LSTM (16 neuron), *dropout* 0,1, *optimizer Adam*, serta mekanisme *early stopping*. Pengujian sistem mencakup validasi akurasi sensor, uji fungsi kontrol relay, evaluasi performa model dengan metrik MAE, RMSE, dan MAPE, serta pengujian integrasi seluruh komponen dalam skenario operasional nyata untuk memastikan keandalan dan fungsionalitas sistem secara keseluruhan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Parameter Eksperimen

Eksperimen dilakukan untuk mengevaluasi kinerja sistem monitoring, kontrol, dan prediksi konsumsi energi listrik. Pengujian mencakup beberapa aspek utama, yaitu pengukuran parameter listrik, pencatatan energi listrik, pengujian fungsi kontrol perangkat, serta pengujian performa model prediksi berbasis Long Short-Term Memory (LSTM).

Pengujian model LSTM dilakukan menggunakan lingkungan pengembangan Jupyter Notebook dengan pustaka TensorFlow dan Keras. Model dilatih menggunakan data historis konsumsi energi listrik bulanan dengan jumlah epoch sebanyak 200, batch size sebesar 8, dan learning rate sebesar 0.001. Proses pelatihan menerapkan mekanisme *early stopping* dengan nilai *patience* sebesar 20 epoch untuk mencegah *overfitting*, serta *validation split* sebesar 0.2 untuk memantau kinerja model selama proses pelatihan berlangsung.

Parameter pelatihan tersebut dipilih untuk memperoleh keseimbangan antara kestabilan proses pembelajaran model, akurasi hasil prediksi, dan efisiensi waktu komputasi. Model hasil pelatihan kemudian disimpan dalam format file .h5 dan diintegrasikan dengan server berbasis Python Flask. Server ini berfungsi untuk menerima data konsumsi energi listrik dari sistem monitoring dan menghasilkan estimasi konsumsi energi serta tagihan listrik bulanan secara otomatis pada tahap operasional sistem.

Karakteristik Data

Data yang digunakan dalam eksperimen dibedakan berdasarkan perannya dalam sistem, yaitu data yang digunakan untuk pelatihan dan pengujian model prediksi, serta data operasional yang digunakan pada tahap implementasi sistem.

Dataset untuk pelatihan dan pengujian model Long Short-Term Memory (LSTM) diperoleh dari data historis tagihan listrik rumah tangga pada periode Februari 2022 hingga Februari 2025. Data tagihan yang semula dalam satuan rupiah dikonversi ke satuan kilowatt-hour (kWh) berdasarkan tarif listrik R1/2200 VA. Dataset ini disusun dalam bentuk data deret waktu (time series) bulanan, di mana setiap entri merepresentasikan total konsumsi energi listrik dalam satu bulan. Atribut yang digunakan dalam dataset meliputi Tahun, Bulan,

kWh_bulan_sebelumnya, hari_libur_bulan_ini, dan kWh_bulan_ini. Dataset ini digunakan secara eksklusif pada proses pelatihan dan pengujian model LSTM.

Selain dataset tersebut, sistem monitoring menghasilkan data operasional berupa parameter listrik dan konsumsi energi listrik yang diperoleh dari sensor PZEM-004T yang terpasang pada jalur utama MCB rumah. Data konsumsi energi listrik yang tercatat oleh sistem monitoring digunakan sebagai masukan prediksi pada tahap operasional sistem setelah model LSTM selesai dilatih. Data hasil pembacaan sensor ini tidak digunakan sebagai dataset pelatihan maupun pengujian model LSTM, melainkan berfungsi untuk mendukung proses implementasi dan pengujian sistem prediksi konsumsi energi listrik secara nyata.

Tempat Ujicoba

Uji coba sistem dilakukan pada lingkungan rumah tangga sebagai lokasi implementasi sistem monitoring dan kontrol energi listrik berbasis Internet of Things (IoT). Lingkungan rumah tangga dipilih karena dapat merepresentasikan kondisi penggunaan energi listrik yang nyata dengan variasi beban listrik yang umum digunakan dalam aktivitas sehari-hari.

Sistem yang diuji terdiri atas dua node utama, yaitu perangkat monitoring utama (PCB 1) yang dipasang pada jalur utama Miniature Circuit Breaker (MCB) untuk memantau konsumsi energi listrik secara keseluruhan, serta perangkat monitoring dan kontrol (PCB 2) yang digunakan untuk pemantauan parameter listrik dan pengendalian perangkat listrik pada tingkat pengguna.

Pengujian sistem dilakukan melalui skenario pengendalian jarak jauh menggunakan aplikasi berbasis Ionic yang terhubung dengan Firebase Realtime Database. Melalui aplikasi tersebut, perangkat listrik dapat dikendalikan secara jarak jauh, serta kondisi kelistrikan dapat dipantau secara real-time selama sistem beroperasi.

Hasil uji coba menunjukkan bahwa sistem mampu berfungsi dengan baik pada lingkungan implementasi yang digunakan, baik dalam proses pemantauan parameter dan konsumsi energi listrik, pengiriman data ke server Firebase, maupun dalam pelaksanaan kontrol perangkat listrik melalui aplikasi mobile.

Waktu Ujicoba

Uji coba sistem dilakukan dalam jangka waktu yang panjang dan berkelanjutan, dimulai pada bulan Maret 2025 hingga tahap penyusunan laporan ini. Selama periode tersebut, sistem monitoring dioperasikan secara kontinu untuk merekam data konsumsi energi listrik rumah tangga dan mendukung implementasi sistem prediksi konsumsi energi listrik secara nyata.

Proses pengumpulan data operasional dilakukan secara otomatis melalui sensor PZEM-004T yang terpasang pada sistem monitoring dan dikirimkan secara real-time ke Firebase Realtime Database. Data hasil pencatatan sensor ini digunakan untuk keperluan monitoring kondisi kelistrikan serta sebagai masukan prediksi pada tahap operasional sistem, dan tidak digunakan sebagai dataset pelatihan model prediksi.

Pelatihan dan pengujian model Long Short-Term Memory (LSTM) dilakukan menggunakan dataset historis konsumsi energi listrik bulanan yang bersumber dari tagihan resmi PLN dan telah dikonversi ke satuan kilowatt-hour (kWh). Model dilatih menggunakan keseluruhan dataset historis yang tersedia hingga tahap implementasi sistem. Mekanisme pelatihan ulang (re-training) dirancang sebagai pengembangan sistem di masa mendatang, namun pada tahap ini belum dilakukan karena belum tersedia tambahan data historis baru yang signifikan.

Spesifikasi Peralatan Ujicoba

Peralatan ujicoba yang digunakan terdiri dari perangkat keras dan perangkat lunak yang saling terintegrasi untuk mendukung fungsi sistem monitoring, kontrol, dan prediksi konsumsi energi listrik rumah tangga. Rincian spesifikasi dijelaskan sebagai berikut.

1. Perangkat Keras (Hardware)
 - a. ESP32 sebagai mikrokontroler utama pada dua PCB.
 - b. PZEM-004T untuk pengukuran tegangan, arus, daya, dan energi listrik.
 - c. Relay module untuk mengontrol perangkat listrik pada tiap ruangan.
 - d. LCD 20x4 sebagai penampil data lokal.
 - e. RTC (Real-Time Clock) untuk pencatatan waktu pengukuran.
 - f. MicroSD module sebagai penyimpanan data cadangan ketika koneksi terputus.
 - g. Hi-Link power supply module sebagai sumber daya internal.
 - h. Wi-Fi router sebagai media komunikasi data antara ESP32 dan Firebase.
 - i. Smartphone untuk menjalankan aplikasi Ionic.
 - j. Laptop digunakan untuk proses pemrograman dan pengujian sistem.
2. Perangkat Lunak (Software)
 - a. Arduino IDE untuk pemrograman mikrokontroler ESP32.
 - b. Visual Studio Code untuk pengembangan aplikasi mobile berbasis Ionic Framework.
 - c. Firebase Realtime Database sebagai tempat penyimpanan data sensor secara daring.
 - d. Jupyter Notebook untuk pelatihan model LSTM.
 - e. Flask server yang di-hosting pada platform Render sebagai penghubung antara model dan aplikasi.
 - f. KiCad untuk perancangan dan pembuatan layout PCB.

Hasil Eksperimen

Akurasi Sistem Monitoring

1. Tujuan Pengujian

Tujuan pengujian ini adalah untuk mengevaluasi tingkat akurasi sensor PZEM-004T dalam mengukur parameter listrik sesaat yang meliputi tegangan (V), arus (A), dan daya aktif (W). Pengujian dilakukan pada perangkat monitoring dan kontrol (PCB 2) dengan membandingkan hasil pembacaan sensor terhadap alat ukur referensi, yaitu multimeter digital untuk pengukuran tegangan dan arus, serta wattmeter digital untuk pengukuran daya.

Pengujian ini bertujuan untuk memastikan bahwa sensor PZEM-004T pada perangkat monitoring dan kontrol mampu memberikan hasil pengukuran yang cukup akurat dan stabil, sehingga data yang dihasilkan dapat digunakan secara andal dalam proses pemantauan kondisi kelistrikan dan pengendalian perangkat listrik.

2. Prosedur Pengujian

- a. Menyiapkan multimeter digital, wattmeter digital, dan sensor PZEM-004T.
- b. Menghubungkan beban listrik yang akan diuji ke perangkat monitoring dan kontrol (PCB 2).
- c. Melakukan pengukuran parameter listrik berupa tegangan, arus, dan daya menggunakan sensor PZEM-004T.
- d. Melakukan pengukuran pembanding menggunakan multimeter digital dan wattmeter digital.
- e. Mencatat hasil pengukuran dari sensor dan alat ukur referensi, kemudian menghitung selisih dan persentase error. Rumus untuk menghitung error adalah:

$$\text{Error}(\%) = \left| \frac{\text{Nilai ukur} - \text{Nilai Referensi}}{\text{Nilai Referensi}} \right| \times 100\% \quad (4.1)$$

Pengujian dilakukan pada beberapa jenis beban listrik rumah tangga, yaitu lampu, kipas angin, solder, dan setrika, untuk merepresentasikan karakteristik beban yang berbeda. Setiap

pengujian dilakukan secara terpisah dengan memastikan kondisi beban dalam keadaan stabil sebelum data dicatat. Pada pengujian lampu, pengukuran dilakukan setelah lampu menyala stabil untuk memperoleh nilai arus dan daya yang relatif konstan. Lampu dipilih sebagai representasi beban resistif dengan daya kecil.

Pengujian kipas angin dilakukan dengan mengoperasikan kipas pada kecepatan normal. Pengambilan data dilakukan setelah putaran kipas stabil, sehingga nilai arus dan daya yang diukur mencerminkan kondisi kerja normal perangkat.

Pada pengujian solder, pengukuran dilakukan setelah elemen pemanas mencapai suhu kerja. Hal ini bertujuan untuk menghindari pengambilan data pada kondisi arus awal yang belum stabil.

Pengujian setrika dilakukan dengan mencatat nilai arus dan daya saat elemen pemanas telah mencapai suhu stabil. Data tidak diambil pada saat awal penyalaan karena arus awal cenderung lebih besar dan dapat mempengaruhi akurasi hasil pengukuran.

Nilai hasil pengukuran dari sensor PZEM-004T kemudian dibandingkan dengan nilai hasil pengukuran alat ukur referensi untuk menghitung selisih dan persentase error.

3. Hasil Pengujian

Tabel 1. Hasil Pengujian Tegangan

No.	Multimeter (V)	PZEM (V)	Selisih	Error (%)
1	214.3	214.6	0.3	0.14
2	216.2	215.8	0.4	0.19
3	217.4	217.4	0.0	0.00
4	217.7	218.3	0.6	0.28
5	217.9	217.7	0.2	0.09
6	218.1	218.1	0.0	0.00
7	218.3	218.6	0.3	0.14
8	219.6	219.2	0.4	0.18
9	219.7	219.7	0.0	0.00
10	219.8	220.4	0.6	0.27

Sumber: Data hasil pengukuran eksperimen, 2025

Rata-rata error pengukuran tegangan sebesar 0,129%, menunjukkan bahwa pembacaan sensor cukup akurat terhadap sumber tegangan PLN.

Tabel 2. Hasil Pengujian Arus

No.	Beban	Multimeter (A)	PZEM (A)	Selisih	Error (%)
1	Kipas Angin	0.08	0.07	0.01	12.50
2	Solder	0.06	0.05	0.01	16.67
3	Lampu	0.04	0.05	0.01	25
4	Seterika	0.76	0.74	0.02	2.63

Sumber: Data hasil pengukuran eksperimen, 2025

Error pengukuran arus bervariasi cukup besar antara 2,63% hingga 25,00%. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sensor memiliki tingkat kesalahan yang tinggi pada beban-beban dengan arus kecil (di bawah 0,1 A), namun akurasi membaik signifikan pada beban yang lebih besar (Setrika).

Tabel 3. Hasil Pengujian Daya

No.	Beban	Wattmeter (W)	PZEM (W)	Selisih	Error (%)
1	Kipas Angin	39.6	38.9	0.7	1.77
2	Solder	23.2	22.7	0.5	2.16
3	Lampu	8.7	8.5	0.2	2.30
4	Seterika	334.7	325.3	9.4	2.81

Sumber: Data hasil pengukuran eksperimen, 2025

Rata-rata error pengukuran daya sekitar 2,26%, menunjukkan hasil yang cukup presisi untuk aplikasi monitoring energi.

Pengujian Sistem Kontrol

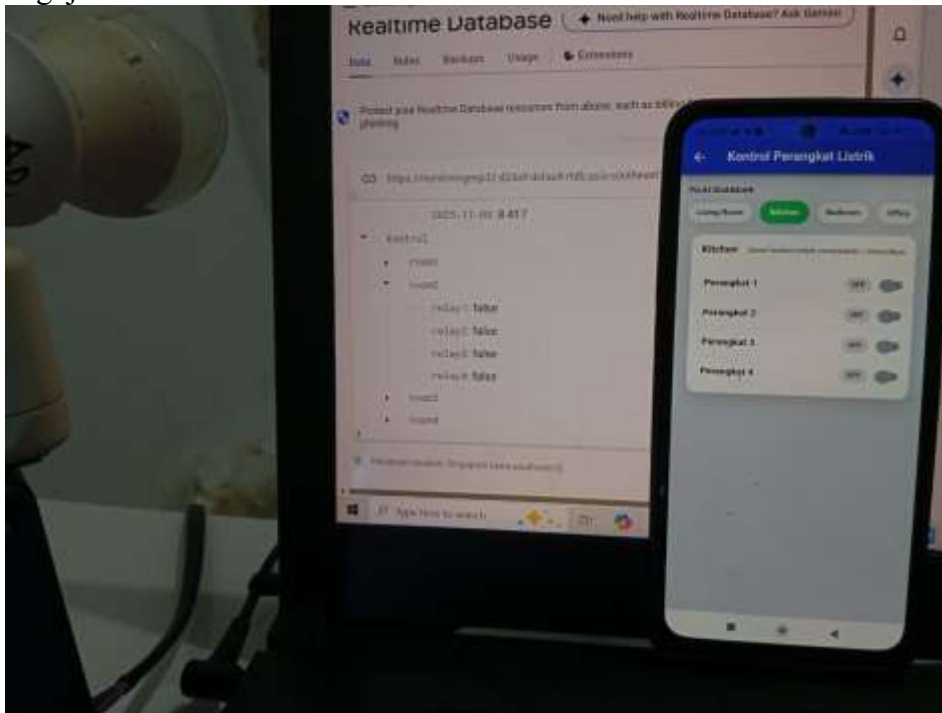
1. Tujuan Pengujian

Tujuan dari pengujian ini adalah untuk memastikan bahwa fitur kontrol pada aplikasi Android berfungsi dengan baik dalam menyalakan dan mematikan perangkat listrik secara jarak jauh (remote) melalui perintah yang dikirim ke Firebase, kemudian dieksekusi oleh ESP32 melalui modul relay.

2. Prosedur Pengujian

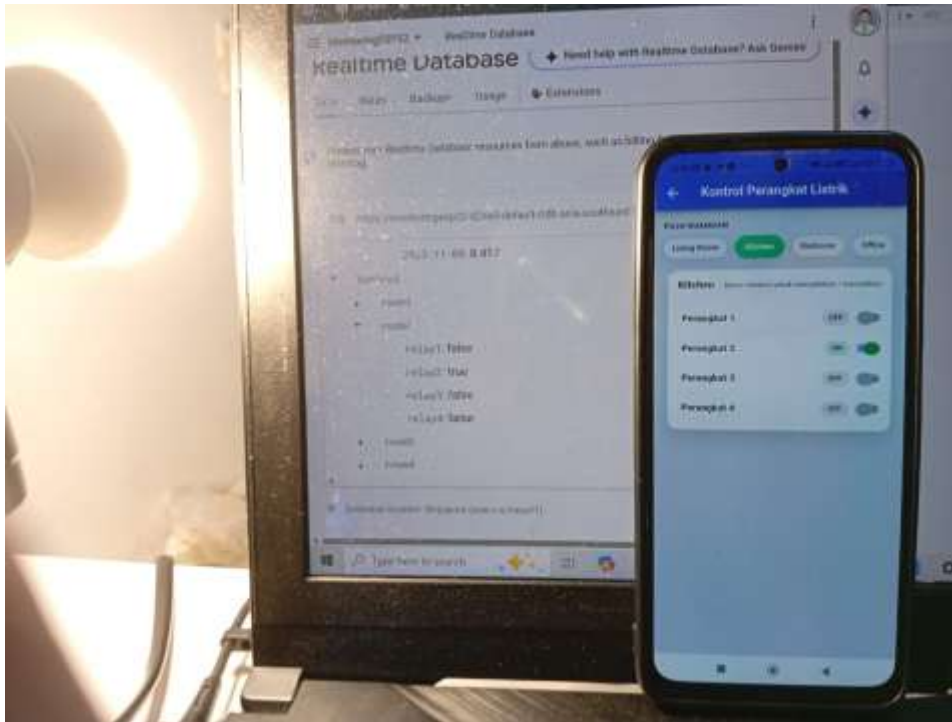
- Pengguna mengaktifkan atau menonaktifkan switch pada aplikasi.
- Firebase memperbarui nilai kontrol (misalnya `room1: true`).
- ESP32 membaca perubahan dan mengaktifkan/mematikan relay sesuai nilai tersebut.
- Perubahan kondisi perangkat (nyala/mati) diverifikasi secara fisik.

3. Hasil Pengujian



Gambar 1 Kondisi off
Sumber: Dokumentasi penulis, 2025

Pada Gambar 1 ini adalah kondisi saat perangkat belum dinyalakan (off). Lalu setelah ini akan dikontrol melalui aplikasi mobile dan mengeceknya di Firebase.



Gambar 2 Kondisi on
Sumber: Dokumentasi penulis, 2025

Dari hasil pengujian, hasil pengamatannya adalah:

- Delay Rata-rata: 0.5 – 1 detik dari aplikasi ke perubahan fisik relay
- Konsistensi Status: 100% sesuai antara status di aplikasi, Firebase, dan perangkat.
- Tidak ditemukan relay gagal aktif/mati selama pengujian.

Pengujian Model LSTM

Pengujian model Long Short-Term Memory (LSTM) dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model dalam memprediksi konsumsi energi listrik bulanan berdasarkan data historis. Data yang digunakan pada tahap ini merupakan dataset konsumsi energi listrik bulanan yang bersumber dari tagihan resmi PLN dan telah dikonversi ke satuan kilowatt-hour (kWh). Dataset tersebut digunakan secara eksklusif pada proses pelatihan dan pengujian model, tanpa melibatkan data hasil pembacaan sensor sistem monitoring.

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan beberapa metrik kesalahan prediksi, yaitu Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Model LSTM dinyatakan berhasil apabila mampu menghasilkan nilai kesalahan prediksi yang relatif kecil serta mampu mengikuti pola tren konsumsi energi listrik bulanan pada data uji. Selain evaluasi numerik, analisis kinerja model juga dilakukan melalui perbandingan visual antara data aktual dan data hasil prediksi untuk melihat kemampuan model dalam menangkap pola tren konsumsi energi.

1. Tujuan

Tujuan pengujian ini adalah untuk mengevaluasi kinerja model LSTM dalam memprediksi konsumsi energi listrik bulanan berdasarkan data historis, serta untuk mengetahui tingkat akurasi hasil prediksi model terhadap data aktual pada data uji.

2. Prosedur

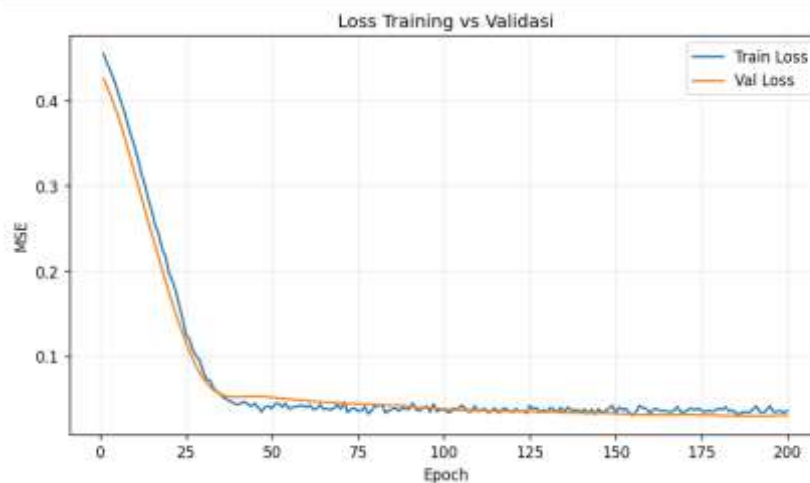
Proses pelatihan dan pengujian model dilakukan menggunakan dataset konsumsi energi listrik bulanan dari periode tahun 2022 hingga 2025. Model dibangun menggunakan satu layer LSTM dengan 16 neuron, dropout sebesar 0,1, dan optimizer Adam dengan learning rate 0,001.

Dataset dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji, serta diterapkan validation split sebesar 0,2 pada proses pelatihan.

Proses pelatihan dilakukan selama 200 epoch dengan mekanisme early stopping untuk mencegah overfitting. Evaluasi model dilakukan berdasarkan nilai loss selama pelatihan serta hasil prediksi pada data uji.

3. Hasil Pengujian

Pada Gambar 3, terlihat bahwa nilai loss pada data pelatihan dan validasi menurun drastis hingga sekitar epoch ke-40 dan kemudian stabil hingga akhir proses. Tren ini menunjukkan model telah mencapai konvergensi, dengan selisih antara training loss dan validation loss yang sangat kecil, menandakan tidak terjadi overfitting. Nilai MSE akhir berada di kisaran $<0,05$, menandakan error yang rendah.

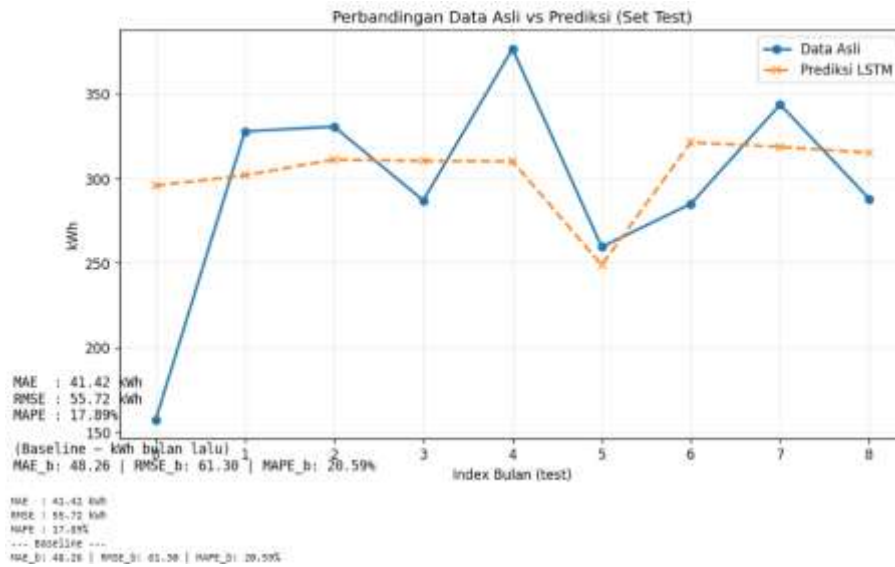


Gambar 3 Grafik Loss Training vs validasi

Sumber: Hasil simulasi model LSTM, 2025

Grafik Loss Training vs Validasi pada Gambar 3 ini menunjukkan proses pembelajaran model LSTM selama pelatihan. Sumbu horizontal (epoch) menggambarkan jumlah iterasi pelatihan yang dijalankan, sedangkan sumbu vertikal menunjukkan nilai loss yang dihitung menggunakan Mean Squared Error (MSE) sebagai ukuran tingkat kesalahan prediksi. Pada awal pelatihan, baik nilai train loss maupun validation loss berada pada kisaran 0,40–0,45, menunjukkan bahwa model masih banyak melakukan kesalahan karena baru mulai mempelajari pola pada data. Seiring bertambahnya epoch, kedua nilai loss tersebut turun secara drastis hingga sekitar epoch ke-30, di mana loss sudah mencapai kisaran 0,05–0,07, yang menandakan bahwa model berhasil mempelajari pola utama secara efektif. Setelah fase tersebut, kurva loss mulai mendatar dan mempertahankan nilai yang relatif rendah, umumnya berada pada kisaran 0,03–0,05 hingga akhir pelatihan. Kondisi stabil ini disebut sebagai kondisi konvergen, yaitu keadaan ketika penurunan loss tidak lagi signifikan meskipun jumlah epoch ditambah, karena model telah mengenali pola-pola penting secara optimal. Selain itu, kurva train loss dan validation loss tampak berdekatan sepanjang proses pelatihan dengan selisih sangat kecil, biasanya kurang dari 0,01, sehingga menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting, artinya model tidak hanya mampu menghasilkan prediksi akurat pada data pelatihan, tetapi juga tetap konsisten pada data baru yang digunakan sebagai validasi. Pola stabil dan kesesuaian kedua kurva ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik serta bahwa konfigurasi arsitektur dan hyperparameter yang digunakan sudah sesuai untuk tugas prediksi konsumsi energi yang dibahas.

Selanjutnya, hasil evaluasi model pada data uji ditunjukkan pada Gambar 4



Gambar 4 Grafik Perbandingan Data asli vs Data Prediksi

Sumber: Hasil simulasi model LSTM, 2025

Gambar 4 menunjukkan performa model LSTM dalam memprediksi konsumsi listrik bulanan pada data uji. Pada grafik tersebut, garis biru merepresentasikan nilai kWh aktual, sedangkan garis oranye menunjukkan hasil prediksi dari model LSTM. Secara visual, model mampu mengikuti pola umum perubahan konsumsi energi, meskipun beberapa titik dengan fluktuasi tajam belum sepenuhnya terprediksi secara akurat. Untuk mengukur kualitas prediksi secara kuantitatif, digunakan tiga metrik evaluasi, yaitu MAE, RMSE, dan MAPE. MAE (Mean Absolute Error) menggambarkan rata-rata selisih absolut antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya, sehingga menunjukkan besarnya kesalahan prediksi dalam satuan kWh. RMSE (Root Mean Squared Error) merupakan akar dari rata-rata kuadrat selisih antara prediksi dan data aktual, dan metrik ini lebih sensitif terhadap kesalahan besar, sehingga sangat berguna untuk mengidentifikasi adanya error ekstrem pada beberapa titik. MAPE (Mean Absolute Percentage Error) memberikan informasi mengenai rata-rata kesalahan dalam bentuk persentase terhadap nilai asli, sehingga memudahkan interpretasi tingkat penyimpangan hasil prediksi. Model LSTM yang digunakan menghasilkan MAE sebesar 41,42 kWh, RMSE sebesar 55,72 kWh, dan MAPE sebesar 17,89%, yang menunjukkan performa yang cukup baik untuk konteks prediksi beban energi bulanan. Evaluasi ini kemudian dibandingkan dengan metode baseline berupa pendekatan prediksi sederhana, yaitu mengasumsikan bahwa konsumsi listrik bulan ini sama dengan konsumsi bulan sebelumnya. Baseline digunakan sebagai tolok ukur dasar untuk memastikan apakah model kompleks seperti LSTM benar-benar memberikan peningkatan akurasi yang berarti. Hasil baseline menunjukkan MAE sebesar 48,26 kWh, RMSE sebesar 61,30 kWh, dan MAPE sebesar 20,59%, nilai yang semuanya lebih buruk dibandingkan model LSTM. Karena seluruh metrik model LSTM lebih baik daripada baseline, maka model dapat dianggap akurat, efektif, dan memberikan peningkatan prediksi yang signifikan dibanding metode sederhana. Dengan demikian, hasil ini mengonfirmasi bahwa LSTM tidak hanya mampu meniru pola dasar konsumsi energi, tetapi juga secara signifikan mengungguli pendekatan prediksi sederhana, sehingga layak digunakan sebagai model prediksi konsumsi listrik dalam proyek akhir ini.

Pengujian Sistem Prediksi

1. Tujuan

Pengujian sistem prediksi bertujuan untuk memastikan bahwa fitur prediksi yang terintegrasi pada aplikasi mampu berfungsi dengan baik dalam menghasilkan estimasi

konsumsi energi listrik bulanan (kWh) dan estimasi tagihan listrik berdasarkan model Long Short-Term Memory (LSTM) yang telah dilatih. Pengujian difokuskan pada verifikasi alur kerja sistem prediksi mulai dari penerimaan data masukan, proses prediksi oleh model, hingga penyajian hasil prediksi kepada pengguna.

2. Prosedur Pengujian

- a. Memasukkan data masukan berupa total konsumsi energi listrik bulan sebelumnya (kWh) yang diperoleh dari hasil pencatatan sistem monitoring utama (PCB 1), serta jumlah hari libur pada bulan yang akan diprediksi.
- b. Aplikasi mengirimkan data masukan tersebut ke server berbasis Python yang memuat model LSTM dan parameter pendukung (scaler).
- c. Model LSTM memproses data masukan untuk menghasilkan estimasi konsumsi energi listrik bulanan (kWh).
- d. Hasil prediksi konsumsi energi kemudian dikonversi menjadi estimasi tagihan listrik menggunakan tarif listrik PLN R1/2200 VA.
- e. Aplikasi menampilkan hasil prediksi konsumsi energi dan estimasi tagihan listrik dalam bentuk informasi numerik kepada pengguna.

3. Hasil Pengujian

Pengujian fitur prediksi dilakukan dengan memberikan input berupa total konsumsi bulan Oktober 2025 (397,10 kWh) dan jumlah hari libur bulan November 2025 (5 hari), sesuai dengan prosedur percobaan. Sistem kemudian memproses data ini menggunakan model LSTM yang telah dilatih. Hasil dari proses prediksi, yang mencakup estimasi total kWh dan estimasi tagihan dalam Rupiah untuk bulan Oktober 2025, berhasil ditampilkan secara langsung pada antarmuka aplikasi. Tampilan hasil tersebut ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5 Tampilan Hasil Prediksi

Sumber: Screenshot aplikasi Ionic, 2025

Gambar 5 menunjukkan tampilan hasil prediksi pada aplikasi, di mana pengguna memasukkan dua informasi utama, yaitu konsumsi listrik bulan sebelumnya dan jumlah hari libur pada bulan yang ingin diprediksi. Berdasarkan input tersebut, model LSTM menghasilkan estimasi konsumsi sebesar 340,96 kWh untuk periode November 2025, yang kemudian dihitung menjadi estimasi tagihan sebesar Rp 492.589,25. Tampilan ini menjadi bentuk implementasi praktis dari model prediksi yang telah dibangun, sehingga pengguna dapat memprediksi perkiraan tagihan listrik bulan berikutnya secara langsung dan mudah melalui aplikasi.



Gambar 6 Tampilan Telegram

Sumber: Screenshot notifikasi Telegram Bot, 2025

Selain ditampilkan pada aplikasi Android, sistem juga mengirimkan hasil prediksi secara otomatis ke perangkat seluler pengguna melalui layanan Telegram Bot. Pada Gambar 6, terlihat bahwa bot mengirimkan pesan berisi hasil prediksi periode November 2025 dengan estimasi konsumsi sebesar 340,96 kWh dan estimasi tagihan Rp 492.589,25. Nilai ini sinkron sepenuhnya dengan data yang ditampilkan pada aplikasi Android (Gambar 5), yang membuktikan integritas data antara server, aplikasi, dan notifikasi pihak ketiga berjalan dengan baik.

Analisis Hasil Eksperimen

Berdasarkan hasil pengujian parameter listrik sesaat berupa tegangan, arus, dan daya, sensor PZEM-004T pada perangkat monitoring dan kontrol (PCB 2) menunjukkan tingkat akurasi yang cukup baik. Rata-rata error pengukuran tegangan sebesar 0,129% menunjukkan bahwa hasil pembacaan sensor relatif mendekati nilai referensi.

Pada pengujian arus, data menunjukkan adanya penyimpangan yang signifikan pada pembacaan beban rendah. Error rata-rata tercatat sebesar 14,20%. Error tertinggi terjadi pada beban Lampu (25,00%) dan Solder (16,67%), yang mengindikasikan sensitivitas sensor PZEM-004T berkurang drastis saat mengukur arus yang sangat kecil ($< 0,1$ A). Namun, pada beban Setrika dengan arus 0,76 A, error turun menjadi 2,63%. Hal ini menunjukkan bahwa sistem monitoring lebih optimal digunakan untuk memantau total konsumsi rumah tangga yang memiliki akumulasi arus besar daripada memantau perangkat individual berdaya sangat rendah.

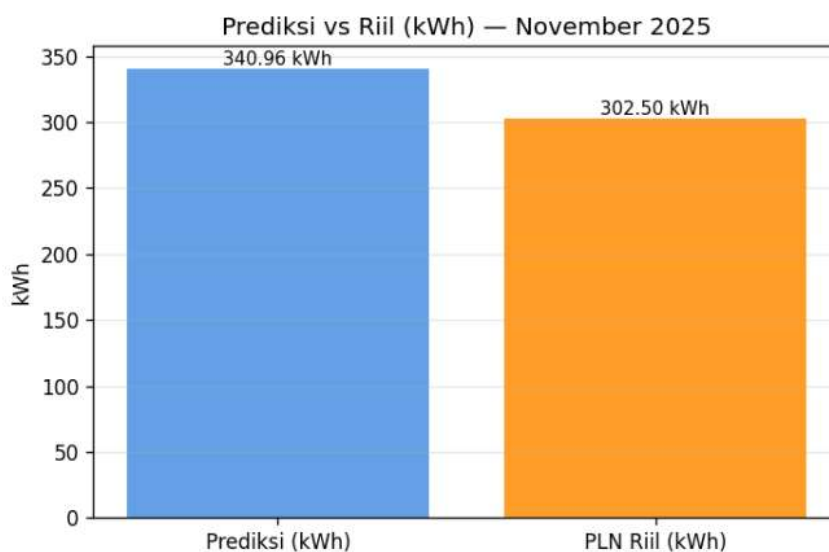
Hasil pengujian daya menunjukkan rata-rata error sebesar 2,26%, yang masih berada dalam batas toleransi untuk aplikasi monitoring energi listrik.

Pada pengujian fitur kontrol menunjukkan keandalan tinggi dengan tingkat keberhasilan eksekusi perintah mencapai 100% karena tidak ditemukan relay gagal aktif/mati selama pengujian.

Pada pengujian model LSTM, analisis dilakukan terhadap performa pelatihan dan hasil prediksi konsumsi energi listrik. Grafik loss training vs validasi menunjukkan bahwa nilai Mean Squared Error (MSE) menurun tajam hingga sekitar epoch ke-40 dan kemudian stabil hingga epoch ke-200. Selisih yang sangat kecil antara kurva pelatihan dan validasi menunjukkan

bahwa model telah mencapai kondisi konvergen tanpa mengalami overfitting yang signifikan. Kondisi ini menunjukkan bahwa konfigurasi model yang terdiri dari 16 neuron LSTM, nilai dropout 0,1, batch size 8, dan learning rate 0,001 yang sudah dibahas pada BAB 3, sesuai dengan karakteristik data yang digunakan. Evaluasi performa pada data uji menghasilkan nilai MAE sebesar 41,42 kWh, RMSE sebesar 55,72 kWh, dan MAPE sebesar 17,89%. Jika dibandingkan dengan metode baseline sederhana yang menggunakan prediksi berdasarkan konsumsi bulan sebelumnya (MAPE sebesar 20,59%), model menghasilkan peningkatan akurasi sebesar 2,70%.

Pada pengujian prediksi untuk studi kasus bulan November 2025, sistem diberikan input berupa konsumsi listrik bulan sebelumnya sebesar 397,10 kWh dan jumlah hari libur sebanyak 5 hari. Berdasarkan input tersebut, model LSTM menghasilkan estimasi konsumsi energi listrik sebesar 340,96 kWh. Sementara itu, berdasarkan data tagihan resmi dari PLN, konsumsi listrik aktual pada bulan tersebut tercatat sebesar 302,50 kWh. Dengan demikian, terdapat selisih antara nilai prediksi dan nilai aktual sebesar 38,46 kWh, yang menghasilkan nilai error relatif sebesar 12,71%.



Gambar 7 Perbandingan jumlah kWh antara prediksi dan riil

Sumber: Data hasil eksperimen dan prediksi model, 2025

Hasil pengujian ini menunjukkan bahwa nilai error pada kasus nyata bulan November 2025 masih berada di bawah nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) rata-rata model, yaitu sebesar 17,89%. Kondisi ini mengindikasikan bahwa model LSTM mampu memberikan estimasi konsumsi energi yang cukup akurat pada pengujian aktual, meskipun hanya menggunakan dua fitur masukan, yaitu konsumsi bulan sebelumnya dan jumlah hari libur.

Meskipun demikian, hasil prediksi yang diperoleh masih menunjukkan adanya selisih terhadap nilai aktual. Kelemahan utama dari model Long Short-Term Memory (LSTM) ini terletak pada ketergantungannya terhadap jumlah dan kelengkapan data historis untuk mencapai tingkat akurasi yang optimal. Dataset yang digunakan masih terbatas, yaitu sebanyak 44 data konsumsi energi bulanan, sehingga model berpotensi mengalami kesulitan dalam menangkap pola fluktuasi konsumsi energi yang bersifat kompleks dan dinamis.

Untuk meminimalkan dampak dari keterbatasan dataset tersebut, beberapa langkah mitigasi telah diterapkan dalam pengembangan model ini. Normalisasi data dilakukan menggunakan metode MinMaxScaler yang disimpan dalam file `scaler_X.pkl` dan `scaler_y.pkl`, dengan tujuan mentransformasikan fitur ke dalam rentang skala $[0,1]$ agar proses optimasi lebih stabil dan konvergensi pelatihan lebih cepat. Selain itu, diterapkan mekanisme early stopping

pada proses pelatihan, yaitu penghentian pelatihan secara otomatis ketika nilai validation loss tidak lagi mengalami penurunan, sehingga risiko terjadinya overfitting dapat diminimalkan.

Dari sisi implementasi sistem, keterbatasan jumlah data historis juga diantisipasi melalui perancangan sistem monitoring berbasis Internet of Things (IoT) yang mampu melakukan pengumpulan data konsumsi energi secara kontinu dan real-time. Data yang dikirimkan dan disimpan pada Firebase Realtime Database memungkinkan basis data konsumsi energi bertambah secara bertahap, sehingga pada pengembangan selanjutnya model LSTM dapat diperbarui dan dilatih ulang menggunakan dataset yang lebih besar untuk meningkatkan akurasi prediksi.

Berdasarkan evaluasi secara keseluruhan, model LSTM yang dikembangkan menunjukkan performa yang stabil pada proses pelatihan maupun pengujian, serta mampu mengungguli metode prediksi baseline sederhana. Dengan demikian, model ini dinilai layak untuk diintegrasikan sebagai fitur prediksi konsumsi energi dalam sistem monitoring listrik rumah tangga, dengan catatan bahwa hasil prediksi perlu diinterpretasikan dengan mempertimbangkan konteks penggunaan dan keterbatasan data yang tersedia.

KESIMPULAN

Berdasarkan perancangan, implementasi, dan pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa sistem monitoring energi listrik berbasis IoT dengan arsitektur dua node berhasil menyediakan pemantauan konsumsi energi secara real-time melalui Firebase, didukung sensor PZEM-004T yang memiliki akurasi tinggi pada pengukuran tegangan (error 0,15%) dan daya (error 2,26%), meskipun pengukuran arus masih menunjukkan error relatif tinggi (14,20%) pada beban kecil akibat keterbatasan sensitivitas sensor. Penerapan model Long Short-Term Memory (LSTM) terbukti mampu memberikan prediksi konsumsi energi dan estimasi tagihan listrik yang lebih andal dibandingkan metode baseline, dengan nilai MAE 41,42 kWh, RMSE 55,72 kWh, dan MAPE 17,89%, serta error relatif 12,71% pada studi kasus November 2025, sehingga layak digunakan sebagai acuan perencanaan biaya listrik rumah tangga. Selain itu, integrasi fitur kontrol perangkat listrik berbasis relay menunjukkan tingkat keberhasilan 100% dalam mengeksekusi perintah ON/OFF dari aplikasi mobile, yang mendukung pengelolaan energi secara responsif. Namun demikian, untuk meningkatkan kinerja dan keberlanjutan sistem, disarankan dilakukan penambahan dataset dan pembaruan model LSTM secara periodik, pengembangan sistem notifikasi yang lebih adaptif berbasis perilaku konsumsi, penyempurnaan antarmuka aplikasi dengan visualisasi tren dan riwayat prediksi, optimalisasi penyimpanan data dengan database cloud yang lebih efisien, serta perluasan fungsi kendali otomatis menuju sistem smart control berbasis logika dan penjadwalan perangkat.

DAFTAR PUSTAKA

- Adhy, D. R., Anwar, N., Maesaroh, S., & Hermawan, R. (2025). *Machine learning dan internet of things (IoT): Implementasi machine learning dalam internet of things*. PT Star Digital Publishing.
- Aswarulloh, H., Shiddieq, D. F., & Nurhayati, D. (2025). Penggunaan multivariat model bidirectional LSTM untuk prediksi cuaca: Optimalisasi waktu tanam padi petani Kabupaten Garut. *Jurnal Ilmiah SINUS*, 23(1), 127–138.
- Azhari, I. C., & Haryanto, T. (2024). Modeling of hyperparameter tuned RNN-LSTM and deep learning for garlic price forecasting in Indonesia. *Journal of Informatics and Telecommunication Engineering*, 7(2), 502–513.
- Diantoro, K. (2025). Desain dan realisasi smart home automation menggunakan platform internet of things. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis (JUNSIBI)*, 6(2), 305–312.
- Judijanto, L., Wiliyanti, V., Sahusilawane, W., & Agus, M. (2025). *Teknologi pembelajaran: Inovasi pembelajaran di masa depan*. PT Sonpedia Publishing Indonesia.

- Kementerian Energi dan Sumber Daya Mineral Republik Indonesia. (2023). *Konferensi pers capaian 2023, konsumsi listrik per kapita lebih target*. Direktorat Jenderal Ketenagalistrikan. <https://www.esdm.go.id/id/berita-unit/direktorat-jenderal-ketenagalistrikan/konferensi-pers-capaian-2023-konsumsi-listrik-per-kapita-lebih-target>
- Lakapu, P. Y., Nursalim, N., & Mauboy, E. (2021). Sistem kontrol dan monitor untuk manajemen konsumsi energi listrik pada sistem kelistrikan rumah tangga R-1. *Jurnal Media Elektro*, 87–93.
- Muliadi, Areni, I. S., Palantei, E., Achmad, A., & Hadis, M. S. (2022). An IoT-based power consumption and losses monitoring technique for a mini scale electrical network. *ICIC Express Letters*, (8), 897–904.
- Nuha, R. U. (2018). *Analisis peluang penghematan energi listrik pada unit spinning 1 di PT. Delta Dunia Sandang Tekstil, Demak, Jawa Tengah* (Skripsi). Universitas Muhammadiyah Semarang.
- Rahmanto, O., Noor, A., & Samanta, N. (2025). Sistem monitoring energi listrik rumah menggunakan IoT (internet of things) berbasis web. *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, 9(2), 1433–1442.
- Rashid, R. A., Chin, L., Sarijari, M. A., Sudirman, R., & Ide, T. (2019). Machine learning for smart energy monitoring of home appliances using IoT. In *Proceedings of the IEEE Conference* (pp. 66–71).
- Rifa'i, R., Lestari, W., & Maulindar, J. (2025). Implementasi internet of things untuk sistem pemantauan dan optimasi energi rumah tangga. *Innovative: Journal of Social Science Research*, 5(3), 5540–5554.
- Rumambi, R. C. (2025). *Kebijakan dan regulasi transportasi jalan raya*. Manajemen Transportasi Jalan Raya.
- Saputra, L. A. (2024). *Perancangan sistem pengawasan dan pengendalian peralatan elektronik rumah tangga berbasis IoT* (Skripsi). Universitas Islam Indonesia.
- Siahaan, L., Siburian, J. M., Sinaga, J., Jumari, J., Mutiara, P., & Sitohang, R. (2025). Perancangan sistem kontrol lampu otomatis menggunakan aplikasi smartphone. *All Fields of Science Journal Liaison Academia and Society*, 5(4), 309–321.
- Wahyuzi, Z. (2024). *Analisis dan prediksi konsumsi listrik smart office berbasis IoT terhadap faktor internal dan eksternal menggunakan deep learning* (Skripsi). Universitas Islam Indonesia.
- Widarti, E., Efitra, E., Juansa, A., Adhy, D. R., Anwar, N., Prasetya, L. A., & Rianty, E. (2025). *Smart life with internet of things (IoT): Optimalisasi & pemanfaatan IoT untuk kehidupan modern*. PT Star Digital Publishing.
- Yusuf, M. B., Rosyidi, L., & Saptono, H. (2025). Implementasi sistem IoT untuk monitoring konsumsi energi listrik di rumah pintar. *DBESTI: Journal of Digital Business and Technology Innovation*, 2(1), 28–34.
- Zaen, S. L., Solekhan, S., & Rozaq, I. A. (2021). Sistem monitoring pemakaian energi listrik rumah tangga berbasis web. *Jurnal ELKON*, 1(1), 15–24.
- ZA, S. A., Pamungkas, T. L., Saputra, E. R., Solihin, U., Maulana, H., & Sauri, S. (2025). Pengembangan aplikasi monitoring penggunaan listrik rumah tangga berbasis IoT dan website. *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi, Mekatronika, dan Ilmu Komputer*, 4, 169–176.

