

Research Article

Sistem Prediksi Biaya Bulanan Peralatan Elektronik di Rumah Berdasarkan Kebiasaan Pengguna Menggunakan Algoritma LSTM

Muhammad Fajar¹, Mochammad Susantok²

ABSTRAK: Konsumsi energi listrik rumah tangga yang tidak terpantau dapat menyebabkan pemborosan energi dan lonjakan biaya. Penelitian ini mengembangkan sistem prediksi biaya listrik bulanan berbasis algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) menggunakan data real-time dari perangkat elektronik rumah tangga. Sistem memanfaatkan *smartplug* untuk merekam konsumsi daya per menit dan *Node-RED* sebagai platform visualisasi. Data melalui tahapan *pre-processing*, pembentukan *time-series*, pelatihan model, dan evaluasi menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE). Hasil menunjukkan model LSTM mencapai akurasi 94,5% pada epoch ke-40 dengan RMSE 19.537,10 dan MAE 18.690,79. Sistem terintegrasi dalam *dashboard* Node-RED yang menyajikan visualisasi histori dan prediksi otomatis, membuktikan efektivitas pendekatan LSTM dalam membantu pengguna mengelola konsumsi energi rumah tangga.

Kata kunci: konsumsi energi harian, *LSTM*, *Node-RED*, prediksi biaya listrik, *smartplug*

1. PENDAHULUAN

Dalam beberapa tahun terakhir, tren penggunaan energi listrik di sektor rumah tangga mengalami peningkatan signifikan. Berdasarkan data Kementerian Energi dan Sumber Daya Mineral (ESDM), sektor rumah tangga menyumbang lebih dari 45% dari total konsumsi listrik nasional. Lonjakan ini dipicu oleh peningkatan jumlah perangkat elektronik yang digunakan dalam kegiatan sehari-hari, mulai dari alat rumah tangga konvensional hingga perangkat pintar yang bekerja secara kontinu. Fenomena peningkatan beban listrik rumah tangga ini juga menjadi perhatian dalam berbagai studi smart grid dan smart home modern [1], [2], [3]. Meskipun teknologi telah berkembang untuk membantu efisiensi energi, tanpa sistem monitoring dan prediksi yang memadai, konsumsi yang tidak terkontrol tetap berujung pada pemborosan dan tingginya tagihan listrik setiap bulan.

OPEN ACCESS

Afiliasi:

¹Teknik Elektronika Telekomunikasi, Politeknik Caltex Riau, Pekanbaru, Indonesia

²Teknologi Rekayasa Jaringan Telekomunikasi, Politeknik Caltex Riau, Pekanbaru, Indonesia

Korespondensi:

Mochamad Susantok, S.ST., M.T.

Email: santok@pcr.ac.id

Diterima Redaksi:

11-08-2025

Selesai Revisi:

05-01-2026

Diterbitkan Online:

05-01-2026

Cara Mengutip Artikel ini (IEEE):

M. Fajar and M. Susantok, "Sistem Prediksi Biaya Bulanan Peralatan Elektronik di Rumah Berdasarkan Kebiasaan Pengguna Menggunakan Algoritma LSTM", *J. Electo*, vol. 1, no. 2, pp. 90-100, Des. 2025.

This article is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.



Di lapangan, sebagian besar pengguna rumah tangga tidak memiliki akses terhadap informasi rinci mengenai konsumsi daya dari tiap perangkat elektronik yang mereka miliki. Pemantauan umumnya hanya dilakukan secara menyeluruh melalui meteran listrik utama tanpa rincian per alat, sebagaimana juga dilaporkan dalam beberapa studi sistem energi rumah tangga berbasis IoT [4], [1]. Selain itu, perubahan perilaku penggunaan alat elektronik, seperti intensitas penggunaan pendingin ruangan pada musim panas atau perubahan jam kerja dari rumah, memperumit estimasi biaya listrik jika hanya mengandalkan metode konvensional atau prediksi manual [2].

Beberapa penelitian sebelumnya telah mengangkat solusi berbasis machine learning untuk mengestimasi konsumsi daya atau memprediksi tagihan listrik. Penelitian oleh Nyoman dkk. menerapkan model *Artificial Neural Network (ANN)* dalam memproyeksikan konsumsi energi berbasis pola historis [5], [6]. Sementara itu, Putra dkk. menggunakan pendekatan *Gated Recurrent Unit (GRU)*, salah satu varian dari *Recurrent Neural Network (RNN)*, untuk memperkirakan lonjakan konsumsi energi berdasarkan tren sebelumnya [7]. Penelitian oleh Maulana dan Muslim menggunakan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* untuk memprediksi tagihan listrik usaha jasa laundry [8], sementara Rahman serta Sutialisna dkk. mengusulkan pendekatan ANN dan metode statistik seperti *Weighted Exponential Moving Average (WEMA)* untuk prediksi pembayaran listrik [9], [10]. Selain itu, Wardana dkk. menerapkan model *Long Short-Term Memory (LSTM)* untuk prediksi penggunaan energi listrik rumah tangga berbasis data historis [11], [12]. Meskipun pendekatan-pendekatan tersebut menunjukkan hasil yang menjanjikan, model yang digunakan memiliki keterbatasan dalam menangani data sekuensial jangka panjang dan tidak sepenuhnya mengakomodasi dinamika konsumsi energi yang bersifat fluktuatif dan dipengaruhi oleh perilaku pengguna secara *real-time* [1], [2], [3].

Menanggapi keterbatasan tersebut, penelitian ini menawarkan pendekatan dengan memanfaatkan algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)* untuk melakukan prediksi biaya listrik bulanan secara presisi. LSTM merupakan pengembangan dari *Recurrent Neural Network (RNN)* yang dirancang untuk mengatasi permasalahan *vanishing gradient* dan mampu mempelajari dependensi jangka panjang pada data deret waktu [7]. Keunggulan LSTM dalam konteks prediksi beban listrik dan konsumsi energi telah banyak dibuktikan dalam berbagai penelitian, baik untuk skala rumah tangga maupun smart grid [5], [13], [14], [15].

Model ini dilatih menggunakan dataset konsumsi daya yang diperoleh secara real-time melalui perangkat smartplug, sehingga mampu merepresentasikan kebiasaan aktual pengguna dalam mengoperasikan peralatan elektronik. Sistem dirancang berbasis *Internet of Things (IoT)* dengan komunikasi data menggunakan protokol *Message Queuing Telemetry Transport (MQTT)*, yang dikenal ringan dan efisien untuk sistem monitoring energi terdistribusi [16], [4].

Untuk mengoptimalkan aksesibilitas dan visualisasi data, sistem ini diintegrasikan dengan *Node-RED*, sebuah *platform flow-based programming* yang memungkinkan pembuatan *dashboard* interaktif dan integrasi langsung dengan perangkat *IoT* [17]. Melalui antarmuka ini, pengguna tidak hanya dapat melihat estimasi biaya listrik secara *real-time*, tetapi juga memahami tren penggunaan daya dan mengambil keputusan berbasis data untuk mengatur pola konsumsi mereka ke arah yang lebih hemat dan efisien.

Dengan pendekatan ini, penelitian berupaya menghadirkan solusi yang bersifat prediktif sekaligus edukatif, mendorong pengguna untuk memiliki kesadaran dan kendali lebih terhadap konsumsi energi rumah tangga [1], [2], [3]. Sistem yang dibangun diharapkan dapat menjadi kontribusi konkret dalam pengembangan teknologi energi cerdas (*smart energy*) di sektor rumah tangga, sekaligus menjadi dasar pengembangan sistem monitoring energi yang lebih luas pada masa mendatang.

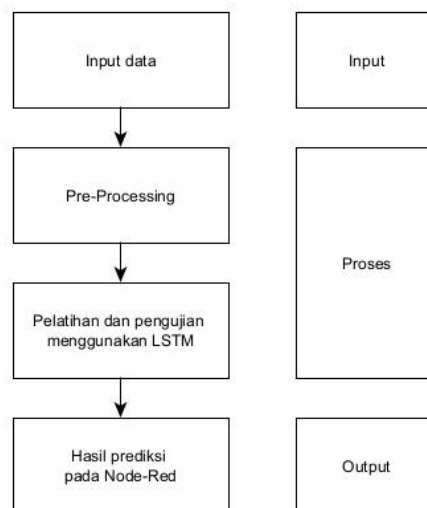
2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimental, yang bertujuan untuk merancang dan menguji sistem prediksi biaya listrik berbasis algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)*. Perangkat keras yang digunakan dalam sistem ini terdiri dari sensor smartplug, mikrokontroler *ESP32*, serta perangkat komputer yang menjalankan *platform Node-RED*. *Smartplug* berfungsi mencatat konsumsi daya listrik dari berbagai peralatan rumah tangga secara *real-time* dengan satuan waktu pengambilan data per menit.

Data yang diperoleh dari sensor dikirimkan ke *dashboard* melalui komunikasi *Message Queuing Telemetry Transport (MQTT)* yang diatur melalui broker, dan ditampilkan secara langsung menggunakan antarmuka *Node-RED*. Tahapan pengolahan data mencakup proses preprocessing untuk mempersiapkan data menjadi dataset deret waktu (*time-series*) yang siap digunakan untuk pelatihan model.

2.1. Desain dan Arsitektur Sistem

Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sistem prediksi biaya listrik rumah tangga berbasis *Long Short-Term Memory (LSTM)*, dengan fokus utama pada pengolahan kebiasaan konsumsi energi pengguna secara otomatis. Desain sistem mengintegrasikan pendekatan *machine learning* dengan konsep *Internet of Things (IoT)* dan antarmuka visual yang berbasis *Node-RED*, sehingga memungkinkan monitoring dan prediksi dilakukan seperti yang dijelaskan pada Gambar 1.



Gambar 1. Blok Diagram Sistem

Secara umum, arsitektur sistem terdiri dari tiga komponen utama. Komponen pertama adalah unit pengumpulan data, yang menggunakan perangkat *smartplug* untuk mencatat konsumsi energi listrik dari berbagai peralatan elektronik secara berkala. Data dikumpulkan dalam satuan kilowatt-hour (kWh) dan dikonversi menjadi estimasi biaya dalam satuan Rupiah berdasarkan tarif listrik yang berlaku. Perangkat keras ini bekerja secara lokal dan tidak tergantung pada layanan *cloud*, sehingga privasi data pengguna tetap terjaga.

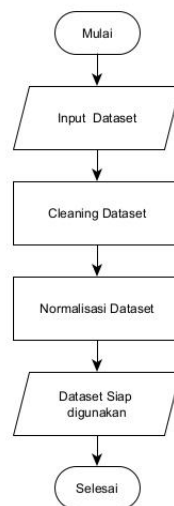
Komponen kedua adalah unit pemrosesan data dan pelatihan model prediktif *LSTM*, yang dioperasikan pada komputer lokal. Model *LSTM* dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola temporal dari data deret waktu (*time series*), khususnya dalam kasus prediksi konsumsi energi yang bersifat fluktuatif harian. Model dilatih menggunakan dataset historis konsumsi energi rumah tangga yang telah melalui proses pra-pemrosesan dan normalisasi.

Fungsi kerugian yang digunakan adalah *Mean Squared Error (MSE)*, yang umum dalam tugas regresi.

Komponen ketiga adalah unit visualisasi interaktif, yang dibangun menggunakan *platform Node-RED*. Komponen ini bertugas menampilkan hasil prediksi berupa grafik konsumsi energi harian, estimasi biaya bulanan, serta histori penggunaan daya secara menyeluruh dalam bentuk *dashboard*. Data dikirim dari unit pemrosesan ke *Node-RED*.

2.2. Akuisisi Data

Proses akuisisi data pada penelitian ini dirancang untuk merekam konsumsi listrik dari peralatan elektronik secara otomatis dan berkelanjutan. Sistem akuisisi data berbasis perangkat *smartplug* yang dilengkapi dengan mikrokontroler *ESP32* dan sensor arus, memungkinkan pengambilan data *active power* secara *real-time*. Data tersebut mencerminkan penggunaan energi dari perangkat elektronik yang terhubung ke *smartplug*, dan menjadi dasar dalam membentuk pola konsumsi energi pengguna seperti yang dijelaskan pada Gambar 2.



Gambar 2. Flowchart Pre-Processing

Komunikasi data dilakukan menggunakan protokol *MQTT (Message Queuing Telemetry Transport)*, yang dikenal ringan dan efisien untuk sistem *IoT*. Data yang dikirim dari perangkat *ESP32* dikonsolidasikan ke dalam sistem basis data *MySQL* melalui broker *MQTT* lokal. Setiap entri data disimpan dengan atribut waktu (*timestamp*), konsumsi daya (dalam satuan watt), serta identifikasi perangkat, sehingga dapat dilakukan pelacakan konsumsi per-perangkat bila diperlukan.

Setelah data terkumpul, dilakukan tahap pra-pemrosesan (*preprocessing*) guna mempersiapkan data sebagai input untuk model prediksi. Tahapan preprocessing meliputi:

1. Penanganan Missing Values

Data konsumsi daya yang mengandung nilai kosong (*missing values*) ditangani menggunakan metode *forward fill*, yaitu mengisi nilai kosong dengan nilai terakhir yang valid sebelumnya. Metode ini dipilih karena data konsumsi energi bersifat kontinu dan nilai sebelumnya dapat merepresentasikan kondisi perangkat yang masih aktif. Jika *missing values* terjadi pada awal dataset, digunakan metode *backward fill* sebagai alternatif.

2. Normalisasi Data

Normalisasi dilakukan menggunakan metode *Min-Max Scaling* dengan formula:

$$X_{norm} = (X - X_{min}) / (X_{max} - X_{min})$$

di mana X adalah nilai asli konsumsi daya, X_{min} adalah nilai minimum dalam dataset, dan X_{max} adalah nilai maksimum. Proses ini mengkonversi setiap nilai ke dalam rentang $[0, 1]$,

yang penting untuk meningkatkan konvergensi dan stabilitas selama proses pelatihan model *LSTM* [18]. Nilai X_{min} dan X_{max} disimpan untuk proses *denormalisasi* saat melakukan prediksi.

Dataset yang telah diproses kemudian dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu data pelatihan (training set) dan data pengujian (testing set), dengan proporsi 80:20. Data pelatihan digunakan untuk melatih model agar mampu mempelajari hubungan antara pola konsumsi dan estimasi biaya, sementara data pengujian digunakan untuk mengevaluasi performa model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

2.3 Pelatihan Model LSTM

Model LSTM yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa lapisan, yaitu satu lapisan input, dua lapisan tersembunyi (*hidden layers*) dengan 50 unit neuron, dan satu lapisan output. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah *ReLU* (*Rectified Linear Unit*), sedangkan *optimizer* yang digunakan adalah Adam karena kemampuannya dalam mempercepat proses konvergensi dan mengatasi *vanishing gradient*.

Model dilatih selama 100 *epoch* dengan *batch size* sebesar 16, dan menggunakan *loss function* berupa *Mean Squared Error* (*MSE*) yang sesuai untuk regresi. Proses pelatihan menghasilkan model terbaik pada epoch ke-40, dengan performa tertinggi berdasarkan nilai MAE dan RMSE. Untuk memvalidasi performa model, digunakan dua metrik utama, yaitu *Mean Absolute Error* (*MAE*) dan *Root Mean Squared Error* (*RMSE*), yang masing-masing mengukur seberapa besar rata-rata deviasi prediksi terhadap nilai aktual dan seberapa besar penyimpangan prediksi yang bersifat ekstrem [19].

2.4 Integrasi Sistem dan Visualisasi Node-RED

Setelah model selesai dilatih, hasil prediksi diintegrasikan ke dalam sistem monitoring berbasis *Node-RED*. *Node-RED* dipilih karena kemampuannya dalam menyediakan antarmuka visual berbasis web yang dapat diakses melalui jaringan lokal. Data hasil prediksi disimpan dalam basis data lokal dan dikirim ke *Node-RED* melalui protokol *HTTP*, tanpa melibatkan *cloud computing*, sehingga menjamin kecepatan akses dan privasi data pengguna.

Dashboard yang dibangun menyajikan beberapa elemen visual utama, yaitu grafik konsumsi daya harian, estimasi tagihan listrik bulanan, serta visualisasi prediksi vs aktual. Pengguna dapat memantau informasi ini secara *real-time* melalui browser yang terhubung ke server lokal.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menghasilkan sistem prediksi biaya bulanan peralatan elektronik rumah tangga yang mengintegrasikan algoritma *Long Short-Term Memory* (*LSTM*) dengan visualisasi berbasis *Node-RED*. Bagian ini menguraikan hasil evaluasi performa model prediksi, analisis kecocokan antara hasil dan data aktual, serta implementasi visualisasi prediktif. Semua hasil disajikan secara sistematis dan bertujuan menjawab rumusan masalah serta mencapai tujuan penelitian.

3.1 Evaluasi Kinerja Model Prediksi

Evaluasi model prediksi dilakukan menggunakan dua metrik utama, yaitu *Mean Absolute Error* (*MAE*) dan *Root Mean Squared Error* (*RMSE*), yang keduanya merupakan metrik yang lazim digunakan dalam pengukuran performa model regresi. MAE mengukur rata-rata absolut dari selisih antara nilai aktual dan prediksi, sedangkan RMSE memberikan penalti lebih besar terhadap kesalahan prediksi yang besar karena sifat kuadratnya. Penggunaan kedua metrik ini memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai akurasi model dalam memproyeksikan konsumsi listrik harian rumah tangga. Hasil pengujian parameter RMSE dan MAE ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Pengujian Parameter *Epoch*

Epoch	RMSE	MAE
5	24785.28	26165.86
10	24252.17	25425.71
15	24005.73	24760.24
20	23678.7	23912.4
30	22091.46	21856.71
40	19537.1	18690.79
50	23179.9	22794.22
100	25871.6	24364.7

Berdasarkan tren tersebut, pemilihan model terbaik pada *epoch* ke-40 adalah keputusan yang tepat untuk menjaga keseimbangan antara kompleksitas model dan kemampuan generalisasi. Hal ini sekaligus memperkuat validitas sistem prediksi yang dikembangkan untuk digunakan dalam pemantauan konsumsi energi secara nyata di lingkungan rumah tangga.

3.2 Analisis Grafik Perbandingan Prediksi dan Aktual

Visualisasi hasil prediksi sistem berbasis *Long Short-Term Memory* (LSTM) disajikan dalam bentuk grafik linier sebagaimana ditampilkan pada Gambar 3. Grafik ini menggambarkan perbandingan antara hasil prediksi dan data aktual konsumsi biaya listrik harian rumah tangga selama bulan Desember 2024. Setiap titik dalam kurva mewakili estimasi biaya harian yang dihitung berdasarkan data historis konsumsi energi yang diperoleh dari *smartplug*, dengan referensi terhadap nilai aktual sebagai dasar evaluasi model. Dari grafik tersebut, terlihat bahwa kurva hasil prediksi menunjukkan kesesuaian tren yang signifikan terhadap kurva data aktual. Meskipun terdapat sedikit deviasi pada beberapa titik, terutama pada hari-hari dengan fluktuasi ekstrem, model tetap mampu mengikuti pola utama konsumsi energi dengan konsistensi yang baik. Pola kenaikan dan penurunan biaya yang terjadi secara periodik berhasil direkonstruksi oleh model *LSTM*, menandakan bahwa arsitektur jaringan berhasil mengenali dinamika waktu dalam data input.

Gambar 3. Pengujian Model *LSTM* dan Program Prediksi Pada Bulan Desember

Berdasarkan grafik, terlihat bahwa nilai prediksi berada dalam kisaran Rp. 420.000 hingga Rp. 480.000 per hari. Pola ini menunjukkan adanya kestabilan penggunaan energi listrik oleh pengguna selama periode tersebut, tanpa fluktuasi ekstrem yang mengindikasikan anomali data. Model *LSTM* berhasil mempertahankan kontinuitas prediksi yang stabil, sesuai dengan pola historis yang dilatihkan sebelumnya. Hal ini penting karena menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap pola-pola berulang dalam konsumsi energi rumah tangga.

Meskipun grafik memperlihatkan tren yang stabil, beberapa variasi kecil tetap muncul pada tanggal-tanggal tertentu, seperti awal minggu kedua dan akhir bulan. Hal ini menunjukkan bahwa model *LSTM* cukup sensitif terhadap perubahan pola konsumsi harian, termasuk potensi peningkatan aktivitas elektronik pada hari-hari kerja atau libur. Kemampuan ini penting karena mencerminkan bahwa model tidak sekadar menghafal pola rata-rata, tetapi mampu menangkap fluktuasi yang bersifat *dynamic* dan kontekstual.

Prediksi yang ditunjukkan oleh grafik ini sejalan dengan hasil evaluasi model secara kuantitatif, di mana nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar Rp. 19.537,10 dan *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar Rp. 18.690,79 diperoleh pada pelatihan terbaik di *epoch* ke-40. Untuk memberikan interpretasi yang lebih komprehensif, nilai error tersebut dikonversi ke dalam satuan energi menggunakan tarif listrik golongan 1300 VA sebesar Rp. 1.444,70 per kWh, sehingga diperoleh RMSE sebesar 13,52 kWh dan MAE sebesar 12,94 kWh. Nilai ini menunjukkan bahwa rata-rata deviasi prediksi model terhadap konsumsi aktual hanya sekitar 12,94 kWh per bulan.

Hasil dari perhitungan pada timestep kelima digunakan sebagai dasar untuk melakukan prediksi konsumsi listrik pada bulan berikutnya. Nilai *hidden state* terakhir, yaitu H_s , masih berada dalam bentuk terstandarisasi (hasil normalisasi), sehingga perlu dilakukan proses *denormalisasi* untuk mengubahnya kembali ke satuan energi dalam kWh. Nilai hasil prediksi ini kemudian dikonversi ke dalam bentuk Rupiah dengan menggunakan tarif listrik untuk daya 1300 VA sebesar Rp. 1.444,70 per kWh, sehingga diperoleh estimasi biaya listrik sebesar Rp. 279.001,90.

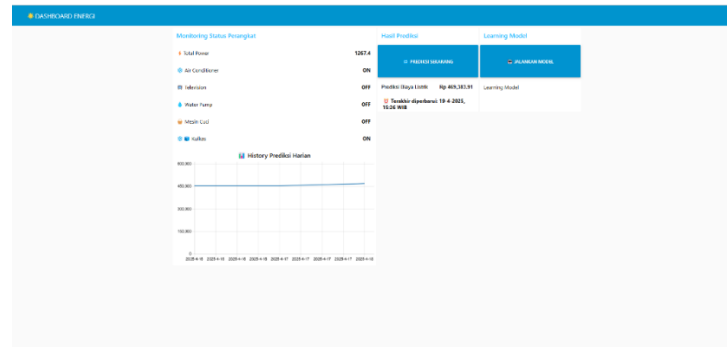
Ketika dilakukan perbandingan terhadap dua pendekatan prediksi, yaitu pendekatan manual secara teoritis dan pendekatan menggunakan model *LSTM* terlatih, terlihat adanya perbedaan yang cukup mencolok. Hasil perhitungan manual menghasilkan estimasi biaya sebesar Rp. 279.001,90, sedangkan model *LSTM* yang telah melalui proses pelatihan memberikan prediksi sebesar Rp. 406.830,6. Adapun nilai aktual tagihan listrik untuk bulan ke-6 (Desember) adalah Rp. 384.377,00. Jika dianalisis lebih lanjut, hasil dari model *LSTM* memiliki deviasi lebih kecil terhadap nilai aktual, yakni sebesar $\pm$ Rp. 22.453 atau sekitar 5,5%, sementara prediksi manual memiliki deviasi sebesar $\pm$ Rp. 105.375,1 atau 27,42%.

Perbedaan ini dapat dijelaskan oleh struktur dan kemampuan masing-masing pendekatan. Perhitungan manual hanya menggunakan satu unit neuron *LSTM* dan tidak memanfaatkan keseluruhan arsitektur jaringan, sehingga model yang dihasilkan terlalu sederhana untuk menangkap kompleksitas pola data konsumsi energi. Sebaliknya, model *LSTM* terlatih menggunakan seluruh bobot dan bias pada setiap *gate* serta melalui proses optimasi selama pelatihan (*training*), sehingga mampu mengidentifikasi pola historis secara lebih akurat dan komprehensif.

3.3 Integrasi Sistem dan Visualisasi Node-RED

Sistem prediksi biaya listrik yang dikembangkan dalam penelitian ini tidak hanya mengandalkan akurasi model *Long Short-Term Memory (LSTM)*, tetapi juga memperhatikan aspek antarmuka pengguna sebagai bagian dari keberhasilan implementasi teknologi secara menyeluruh. Untuk itu, hasil prediksi dan pemantauan konsumsi energi diintegrasikan secara langsung ke dalam platform Node-RED, yang

berfungsi sebagai *dashboard* visual dan interaktif. Antarmuka ini menjadi sarana bagi pengguna untuk berinteraksi dengan sistem, memantau data secara real-time, dan mengakses informasi prediksi secara langsung dari lingkungan rumah tangga. Visualisasi pada *dashboard* tersebut yang ditunjukkan pada Gambar 4 menampilkan beberapa fitur utama.



Gambar 4. Visualisasi *Node-RED*

Di sisi kanan *dashboard*, sistem menampilkan hasil utama dari model prediksi. Nilai estimasi tagihan listrik bulanan ditampilkan secara jelas, beserta akurasi model yang tercatat sebesar 94,5%, yang diperoleh dari proses pelatihan terbaik pada *epoch* ke-40. Di bawahnya, terdapat nilai *loss* yang menunjukkan performa dari model selama pelatihan. Sistem juga menyematkan tombol untuk *reload model*, yang memungkinkan pengguna memperbarui parameter jika terjadi perubahan pola konsumsi yang signifikan. Fitur ini memberikan fleksibilitas dan kontrol penuh kepada pengguna atas sistem prediksi yang berjalan.

Salah satu keunggulan dari sistem ini adalah kemampuannya untuk dioperasikan secara lokal, tanpa ketergantungan pada *cloud service* atau koneksi internet. Sistem dirancang untuk berjalan dalam jaringan lokal rumah tangga, sehingga mengurangi latensi dalam akses informasi dan sekaligus menjaga privasi data pengguna. Hal ini menjadi penting, mengingat data konsumsi energi bersifat sensitif dan dapat merefleksikan aktivitas pengguna di dalam rumah.

Integrasi sistem prediksi dengan platform Node-RED tidak hanya memberikan nilai tambah dalam hal visualisasi, tetapi juga menjadikan sistem ini sebagai solusi yang aplikatif dan siap digunakan secara nyata. Dengan penyajian informasi yang ringkas namun komprehensif, pengguna dapat lebih mudah mengambil keputusan berbasis data, seperti mematikan perangkat yang tidak digunakan, menghindari pemborosan, serta merencanakan penggunaan energi secara lebih efisien. Kemudahan akses ini berpotensi meningkatkan kesadaran energi masyarakat dan mendukung praktik konsumsi yang berkelanjutan.

3.4 Relevansi Terhadap Tujuan Penelitian

Hasil yang diperoleh dari penelitian ini menunjukkan keterkaitan yang erat dan konsisten dengan tujuan utama yang telah dirumuskan dalam perancangan sistem prediksi biaya bulanan peralatan elektronik di rumah berbasis algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)*. Tujuan utama penelitian ini adalah membangun sebuah sistem yang mampu memantau konsumsi daya listrik rumah tangga secara real-time dan memberikan estimasi biaya listrik bulanan secara akurat, dengan bantuan model prediksi yang adaptif dan integrasi sistem yang mudah diakses.

Keberhasilan implementasi model *LSTM* dalam proses prediksi biaya listrik ditunjukkan dari hasil evaluasi model dengan akurasi mencapai 94,5%. Nilai ini diperoleh setelah proses pelatihan model selama 40 *epoch* dengan nilai *Mean Absolute Error (MAE)* sebesar 18.690,79 dan *Root Mean Squared*

Error (RMSE) sebesar 19.537,10. Akurasi tersebut mencerminkan kemampuan model dalam mempelajari pola konsumsi energi dari data historis dan menerapkannya secara tepat pada prediksi data yang baru. Capaian ini sekaligus menjawab permasalahan utama dalam penelitian, yaitu perlunya sistem yang mampu mengakomodasi dinamika fluktuatif dalam konsumsi daya peralatan elektronik rumah tangga.

Kedua, integrasi sistem ke dalam platform *Node-RED* telah berhasil diwujudkan sebagai solusi antarmuka pengguna yang bersifat visual, interaktif, dan ramah pengguna (*user-friendly*). Platform ini menyajikan informasi hasil prediksi biaya listrik, status operasional perangkat, serta grafik histori konsumsi energi harian dalam bentuk *dashboard* yang terstruktur dan mudah diakses. Tidak hanya itu, kemampuan sistem untuk beroperasi secara lokal tanpa konektivitas *cloud* menambah keunggulan dari sisi privasi dan kecepatan akses, yang merupakan kebutuhan nyata dalam aplikasi rumah tangga.

Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini terbukti lebih adaptif dibandingkan metode-metode prediksi konvensional. Dengan menggunakan *time-series analysis* dan struktur arsitektur *LSTM*, sistem dapat menangkap perubahan konsumsi energi yang bersifat dinamis dan harian. Fleksibilitas model ini menjadikannya mampu beradaptasi terhadap variasi pola penggunaan perangkat elektronik, yang seringkali dipengaruhi oleh aktivitas harian penghuni rumah.

Keberhasilan sistem ini juga tidak hanya dilihat dari sisi teknis, tetapi juga memiliki dampak dalam aspek edukatif. Dengan informasi yang ditampilkan secara real-time dan prediktif, pengguna rumah tangga dapat lebih memahami kebiasaan konsumsi energi mereka dan terdorong untuk mengambil keputusan yang lebih bijak, seperti mengurangi penggunaan perangkat tertentu atau merencanakan pemakaian daya secara efisien. Sistem ini berperan sebagai media pembelajaran yang meningkatkan kesadaran energi dan mendukung penghematan konsumsi listrik.

Secara keseluruhan, pencapaian penelitian ini telah memenuhi seluruh tujuan yang dirancang sejak awal, yaitu membangun sistem prediksi biaya listrik rumah tangga berbasis *LSTM* yang akurat, terintegrasi, dan praktis. Hasil akhir yang diperoleh juga menunjukkan konsistensi dengan latar belakang permasalahan, serta memberikan kontribusi nyata terhadap efisiensi energi di tingkat rumah tangga. Selain itu, keberhasilan ini membuka peluang pengembangan lebih lanjut, seperti integrasi dengan perangkat *smart home appliances* atau penerapan skala yang lebih luas pada berbagai jenis hunian dan lingkungan.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem prediksi biaya listrik bulanan rumah tangga berbasis algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) yang mampu memanfaatkan data *real-time* dari perangkat elektronik. Dengan integrasi sensor melalui *smartplug* dan pengelolaan data menggunakan platform *Node-RED*, sistem dapat merekam konsumsi daya tiap menit dan melakukan prediksi biaya secara efisien. Hasil pelatihan model menunjukkan bahwa pendekatan *LSTM* memiliki performa akurasi tinggi dengan nilai *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar Rp. 18.690,79 (12,94 kWh) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar Rp. 19.537,10 (13,52 kWh) pada *epoch* ke-40.

Meskipun penelitian ini menunjukkan hasil yang menjanjikan, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diakui. Pertama, pengumpulan data hanya dilakukan pada satu unit rumah tangga dengan karakteristik konsumsi energi yang spesifik, sehingga generalisasi hasil ke berbagai tipe hunian dengan pola konsumsi berbeda masih memerlukan validasi lebih lanjut. Kedua, perangkat elektronik yang dipantau terbatas pada beberapa jenis alat rumah tangga tertentu yang terhubung dengan *smartplug*, sehingga belum mencakup keseluruhan konsumsi energi rumah secara menyeluruh.

Untuk penelitian dan implementasi lebih lanjut, disarankan beberapa pengembangan sebagai berikut. Pertama, perluasan cakupan pengumpulan data pada berbagai tipe rumah tangga dengan karakteristik yang beragam untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model. Kedua, integrasi sistem dengan infrastruktur PLN melalui *Application Programming Interface* (API) resmi untuk memperoleh data konsumsi secara lebih komprehensif dan akurat, serta memungkinkan sinkronisasi otomatis dengan tagihan resmi. Selain itu, sistem dapat dikembangkan dengan fitur notifikasi otomatis dan rekomendasi pengendalian beban ketika estimasi biaya mendekati ambang batas tertentu, sehingga dapat mendukung pengambilan keputusan pengguna secara real-time. Dengan pengembangan-pengembangan tersebut, sistem prediksi berbasis *LSTM* ini berpotensi menjadi solusi yang lebih komprehensif dan aplikatif dalam mendukung efisiensi energi rumah tangga serta berkontribusi terhadap upaya konservasi energi secara nasional.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Abid, N. Javaid, U. Qasim, A. Ahmad, and Z. A. Khan, "A comprehensive review of energy management in smart homes," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 34, no. 6, pp. 2500–2520, 2022.
- [2] M. Susantok, F. Ahmad Po'ad, A. Joret, and M. Hilwa Salsabillah, "Natural smart home automation system using LSTM based on household behaviour," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 37, no. 2, p. 758, Feb. 2025, doi: 10.11591/ijeecs.v37.i2.pp758-770.
- [3] Y. Zhang, Q. Chen, and T. Gan, "Deep learning-based residential load forecasting: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 149, 2021.
- [4] H. A. Rochman, R. Primananda, and H. Nurwasito, "Sistem kendali berbasis mikrokontroler menggunakan protokol MQTT pada smarthome," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 1, no. 6, 2017.
- [5] W. Kong, Z. Y. Dong, Y. Jia, D. J. Hill, Y. Xu, and Y. Zhang, "Short-term residential load forecasting based on LSTM recurrent neural network," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 10, no. 1, pp. 841–851, 2019.
- [6] A. Gensler, J. Henze, B. Sick, and N. Raabe, "Deep learning for solar power forecasting—An approach using AutoEncoder and LSTM neural networks," in *Proc. IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 2016, pp. 002858–002865.
- [7] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long short-term memory," *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997.
- [8] M. I. Maulana and M. A. Muslim, "Sistem prediksi tagihan listrik usaha jasa laundry menggunakan jaringan syaraf tiruan backpropagation," *UNNES Journal of Mathematics*, vol. 4, no. 1, 2015. [Online]. Available: <http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm>
- [9] M. Rahman, "Prediksi pembayaran tagihan listrik menggunakan model artificial neural network," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 7, no. 5, 2023.
- [10] S. Sutialisna, N. Sabrina, and H. Ashaury, "Prediksi tagihan listrik menggunakan metode weighted exponential moving average (WEMA)," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 7, no. 5, 2023.
- [11] I. Nyoman, K. Wardana, N. Jawas, I. Komang, and A. A. Aryanto, "Prediksi penggunaan energi listrik pada rumah hunian menggunakan long short-term memory," *TIERS Information Technology Journal*, vol. 1, no. 1, 2020. [Online]. Available: <http://journal.undiknas.ac.id/index.php/tiers>
- [12] C. Zhang, X. Tian, Y. Zhao, and J. Lu, "Automated machine learning-based building energy load prediction method," *Journal of Building Engineering*, vol. 80, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.jobee.2023.108071>
- [13] J. Zheng, C. Xu, Z. Zhang, and X. Li, "Electric load forecasting in smart grids using long short-term memory networks," *IEEE PES General Meeting*, 2017.
- [14] A. Marino, L. Amarasinghe, and M. Manic, "Building energy load forecasting using deep neural networks," *IEEE Industrial Electronics Magazine*, vol. 13, no. 3, pp. 34–43, 2019.

- [15] J. Wang, Y. Wang, and X. Zhang, "Short-term electricity load forecasting using hybrid LSTM and CNN models," *Applied Energy*, vol. 273, 2020.
- [16] H. Eslava, L. A. Rojas, and R. Pereira, "Implementation of machine-to-machine solutions using MQTT protocol in internet of things (IoT) environment to improve automation process for electrical distribution substations in Colombia," *Journal of Power and Energy Engineering*, vol. 3, no. 4, pp. 92–96, 2015. [Online]. Available: <https://doi.org/10.4236/jpee.2015.34014>
- [17] S. Mulyono, M. Qomaruddin, and M. S. Anwar, "Penggunaan Node-RED pada sistem monitoring dan kontrol green house berbasis protokol MQTT," *Jurnal Transistor Elektro dan Informatika*, vol. 3, no. 1, 2018.
- [18] S. B. Taieb, G. Bontempi, A. F. Atiya, and A. Sorjamaa, "A review and comparison of strategies for multi-step ahead time series forecasting based on the NN5 forecasting competition," *Expert Systems with Applications*, vol. 39, no. 8, pp. 7067–7083, 2012.
- [19] M. H. Rafiei and H. Adeli, "A novel machine learning model for electricity load forecasting," *Energy*, vol. 198, 2020.