

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

Bab V merupakan bab yang berisikan kesimpulan dan saran setelah penelitian dilakukan.

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan dari penelitian Rancang Bangun *Smart Energy Meter* Berbasis IoT Untuk Peramalan Konsumsi KWH Listrik Prabayar Menggunakan Algoritma XGBoost yaitu:

1. Perancangan sistem *Smart Energy Meter* berbasis IoT telah berhasil dilakukan dengan mengintegrasikan berbagai komponen *hardware* dan *software* secara fungsional. Pada sisi *hardware*, sistem dibangun menggunakan ESP32, sensor PZEM-004T, modul RTC, LCD I2C, serta catu daya DC 5V. Pada sisi *software*, sistem dikembangkan menggunakan Arduino IDE untuk pemrograman mikrokontroler, Firebase Realtime Database sebagai media penyimpanan cloud, serta Python Flask untuk mengembangkan *web dashboard* sebagai antarmuka pengguna. Integrasi antara *hardware* dan *software* berjalan secara sinkron, memungkinkan data dari sensor dikirim secara *realtime* ke *cloud* dan ditampilkan secara visual dalam bentuk grafik dan indikator konsumsi energi. Sistem yang dirancang mampu melakukan pemantauan dan pencatatan konsumsi energi listrik rumah tangga secara *realtime* dan akurat. Seluruh fitur utama mulai dari pembacaan sensor, pengiriman dan penyimpanan data, hingga visualisasi melalui *web dashboard* telah diuji menggunakan metode *blackbox* dan menunjukkan performa yang stabil. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mencatat konsumsi energi dengan deviasi sekitar 2,7% dibandingkan tagihan resmi PLN, yang menandakan bahwa sistem layak digunakan sebagai alat pemantauan mandiri dalam pengelolaan konsumsi energi.
2. Algoritma XGBoost yang diterapkan dalam penelitian ini, telah melalui serangkaian tahapan yang sistematis dan berbasis pendekatan *time series*. Proses dimulai dari pengumpulan data berupa catatan konsumsi energi listrik

per-jam selama satu bulan. Selanjutnya dilakukan analisis data untuk mengidentifikasi pola konsumsi harian, mendeteksi *outlier*, serta mengkaji distribusi dan korelasi antar variabel. Tahap berikutnya adalah prapemrosesan data, yang mencakup pembersihan data kosong, konversi tipe waktu, dan penyesuaian format agar siap diproses oleh model. Lalu pada tahap *feature engineering*, dibentuk sejumlah fitur berbasis waktu, untuk membantu model mengenali pola temporal. Setelah itu dilakukan *feature selection* untuk memilih fitur yang paling relevan dengan target prediksi berdasarkan korelasi. Model *baseline* XGBoost pertama kali dilatih menggunakan parameter *default* untuk mendapatkan gambaran performa awal, kemudian dilakukan proses *hyperparameter tuning* menggunakan Optuna. Seluruh proses pelatihan model menggunakan *cross validation* dengan TimeSeriesSplit untuk memastikan bahwa model divalidasi secara berurutan sesuai sifat data *time series*. Model akhir yang diperoleh menunjukkan performa yang sangat baik dengan nilai MAE sebesar 0,0115, RMSE sebesar 0,0150, dan R^2 sebesar 0,9803, menandakan akurasi prediksi yang tinggi. Hasil peramalan kemudian diintegrasikan ke dalam sistem dan digunakan sebagai acuan efisiensi energi mingguan melalui penghitungan Indeks Konsumsi Energi (IKE). Berdasarkan evaluasi selama bulan Juni 2025, sebagian besar minggu tergolong ke dalam kategori **Cukup efisien**, dan pada minggu ke-empat mencapai kategori **Efisien**, dengan selisih nilai *forecast* dan aktual yang relatif kecil. Hal ini menunjukkan bahwa model XGBoost tidak hanya berhasil diterapkan secara teknis, tetapi juga berkontribusi dalam mendukung pengelolaan energi listrik yang lebih efisien.

5.2 Saran

Meskipun model XGBoost telah menunjukkan performa yang sangat baik dalam hal pelatihan dan evaluasi, terdapat tantangan ketika model dihadapkan pada kondisi yang tidak biasa, seperti masa libur panjang atau perubahan jumlah penghuni rumah. Oleh karena itu, pengembangan lebih lanjut sangat disarankan dalam aspek berikut.

1. Penambahan Fitur Hari Libur Nasional

Muhamad Ajis, 2025

RANCANG BANGUN SMART ENERGY METER BERBASIS IOT UNTUK PERAMALAN KONSUMSI KWH LISTRIK PRABAYAR DENGAN ALGORITMA XGBOOST

Universitas Pendidikan Indonesia | repository.upi.edu | perpustakaan.upi.edu

Model saat ini belum mempertimbangkan faktor-faktor eksternal seperti hari libur nasional, yang terbukti memengaruhi pola konsumsi energi secara signifikan. Untuk itu, perlu ditambahkan fitur penanda hari libur pada dataset, yang dapat diperoleh dari kalender resmi. Fitur ini memungkinkan model untuk mengantisipasi pola konsumsi yang tidak normal akibat berkurangnya aktivitas rumah tangga pada saat hari libur.

2. Integrasi Informasi Jumlah Penghuni Rumah

Untuk meningkatkan akurasi model *forecast*, disarankan agar sistem dikembangkan dengan mempertimbangkan variabel jumlah penghuni rumah yang aktif pada waktu tertentu. Salah satu pendekatan yang potensial dan praktis adalah mengintegrasikan fitur *user list* atau *client monitoring* pada perangkat modem / *router* ISP sebagai sumber estimasi jumlah penghuni, berdasarkan jumlah perangkat yang terhubung ke jaringan WiFi rumah. Data jumlah perangkat aktif yang tercatat setiap hari dapat dijadikan sebagai indikator jumlah pengguna aktif di rumah, dan dapat digunakan dalam pelatihan model.

3. Penambahan Periode Data Latih Model

Saat ini, data pelatihan model hanya berasal dari periode satu bulan, yang dinilai belum cukup untuk mencerminkan pola musiman atau tren mingguan yang stabil. Oleh karena itu, sangat disarankan agar sistem mengumpulkan dan menggunakan data historis dalam rentang waktu yang lebih panjang (minimal 3-6 bulan) untuk pelatihan model. Dengan dataset yang lebih besar, model dapat belajar dari lebih banyak variasi perilaku pengguna dan pola waktu, sehingga dapat meningkatkan generalisasi serta akurasi peramalan untuk berbagai kondisi.