

**Sistem Analisis Konsumsi dan Prediksi Biaya
Listrik Rumah Tangga untuk Optimalisasi
Penghematan Energi dengan Model *Random Forest***

PROYEK AKHIR

Disusun Oleh:

Yulia Pipka Ziliwu

3312301035

Disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar Ahli Madya
Teknik Informatika



PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA

JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA

POLITEKNIK NEGERI BATAM

2026

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis ucapkan kepada Tuhan Yang Maha Esa, atas rahmat dan karunia-Nya, penulis dapat menyelesaikan laporan proyek akhir dengan baik dan tepat waktu. Laporan ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Ahli Madya Teknik Informatika yang telah dijalani selama tiga tahun atau enam semester di Politeknik Negeri Batam.

Dalam penyusunan laporan ini, penulis banyak berterimakasih atau bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena ini, penulis ingin mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Tuhan Yesus Kristus yang memberikan kesehatan, kesempatan, dan kelancaran sehingga proses proyek akhir dapat diselesaikan dengan baik.
2. Bapak Ir. Bambang Hendrawan, S.T., M.S.M., CIPMP., CISCIP selaku Direktur Politeknik Negeri Batam yang telah memberikan ruang, kesempatan dan pemenuhan fasilitas untuk menyelesaikan pendidikan hingga penulis dapat sampai di semester akhir perkuliahan.
3. Bapak Ahmad Hamim Thohari, S.S.T., M.T. selaku Kepala Jurusan Teknik Informatika yang memberikan dukungan selama perkuliahan.
4. Ibu Yeni Rokhayati, S.Si., M.Sc selaku Kepala Program Studi Teknik Informatika yang telah memberikan dukungan selama menyelesaikan proses studi.
5. Bapak Muchamad Fajri Amirul Nasrullah, S.ST., M.Sc selaku dosen pembimbing proyek akhir dan lomba yang telah memberikan dukungan, arahan, masukan dan semangat selama lomba dan proses pengerjaan proyek akhir.
6. Bapak Muhammad Idris, S.Tr., M.Tr.Kom selaku dosen wali yang mendukung sedari memulai perkuliahan.

7. Kedua orang tua, keluarga, dan sahabat yang senantiasa memberikan doa, dukungan penuh, perhatian, dan motivasi kepada penulis selama proses pengerjaan proyek.
8. Saudara Muhammad Fathu Al Razi dan Zaini Ridha sebagai rekan tim lomba yang telah memberikan dukungan, semangat dan kontribusi dalam pengembangan proyek sehingga mendapatkan hasil yang membanggakan.

Laporan ini disusun dengan tujuan mengembangkan ide dan menjelaskan proses serta hasil yang dibawakan saat lomba bersama tim. Pengembangan pada laporan ini difokuskan pada prediksi biaya listrik menurut penggunaannya.

Dalam penyusunan laporan proyek akhir ini, penulis telah berusaha menyelesaikannya sebaik mungkin, tetapi tidak dapat dihindari bahwa masih banyak kekurangan dalam penyusunan laporan ini. Oleh karena itu, penulis berharap kritik dan saran dari pembaca untuk menyempurnakan laporan proyek akhir.

Dengan demikian pengantar ini disampaikan, semoga laporan proyek akhir ini dapat diterima dengan baik dan memberikan manfaat bagi semua pihak.

Batam, Agustus 2026



Yulia Pipka Ziliwu

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR	ii
DAFTAR ISI	iv
DAFTAR TABEL	vii
DAFTAR GAMBAR	viii
DAFTAR LAMPIRAN.....	ix
ABSTRAK.....	x
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah.....	2
1.3. Tujuan.....	3
1.4. Batasan Masalah	3
1.5. Manfaat.....	4
1.6. Kolaborasi dan Sinergi dalam Pelaksanaan Proyek.....	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1. Tinjauan Solusi dan Sistem Terkait	7
2.2. Landasan Konsep dan Teknologi.....	10
2.2.1 Analisis Konsumsi Listrik Rumah Tangga.....	11
2.2.2 Prediksi Beban dan Biaya Listrik	11
2.2.3 Algoritma <i>Random Forest</i> untuk Prediksi.....	12
2.2.4 <i>Decision Support System</i> (DSS) Berbasis Aturan	12
2.2.5 Flask REST API	13
2.2.6 SQL Server	13
2.2.7 React.js.....	13

2.2.8	Scikit-Learn dan Pandas	14
2.2.9	Lokasi Penerapan Solusi.....	14
2.3.	Metode Pengembangan Produk	15
2.3.1.	Pengumpulan Data	15
2.3.2.	Pra-pemrosesan Data.....	15
2.3.3.	Pelatihan Model.....	16
2.3.4.	Evaluasi Model	16
2.3.5.	<i>Deployment</i> Model	17
2.3.6.	Integrasi Prediksi Hybrid dan Rekomendasi DSS.....	17
2.3.7.	Implementasi Aplikasi Web	18
BAB III ANALISIS DAN PERANCANGAN		19
3.1.	Pengumpulan Data.....	19
3.2.	<i>Pre-processing</i> Data	20
3.3.	Penerapan Metode AI	21
3.3.1.	Rancangan Alur Prediksi Random Forest.....	22
3.3.2.	Pembagian Data <i>Training</i> dan <i>Testing</i>	24
3.3.3.	Penerapan <i>Decision Support System</i>	24
3.4.	Integrasi ke Aplikasi.....	28
3.5.	Evaluasi Hasil	29
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		30
4.1.	Implementasi Pengumpulan Data	30
4.2.	Implementasi <i>Pre-processing</i> Data	31
4.3.	Implementasi Pengolahan Data.....	33
4.4.	Implementasi Integrasi ke Aplikasi	34
4.5.	Hasil Evaluasi Model	34

4.6. Pengujian <i>Black box</i>	36
4.7. Pembahasan.....	52
BAB V KESIMPULAN.....	55
5.1 Kesimpulan.....	55
5.2 Saran	56
DAFTAR PUSTAKA	57
DAFTAR LAMPIRAN.....	58

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1. Tinjauan Penelitian Sejenis.....	8
Tabel 3. 1. Pengumpulan Data.....	19
Tabel 3. 2. Aturan DSS	26
Tabel 4. 1. Parameter Model.....	31
Tabel 4. 2. Implementasi Pengolahan Data	33
Tabel 4. 3. Implementasi Integrasi ke Aplikasi	34
Tabel 4. 4. Hasil Evaluasi Model	35
Tabel 4. 5. Pengujian <i>Black box</i> Registrasi	36
Tabel 4. 6. Pengujian <i>Black box</i> Login	37
Tabel 4. 7. Pengujian <i>Black box</i> Login dengan Password Salah.....	38
Tabel 4. 8. Pengujian <i>Black box</i> Registrasi	39
Tabel 4. 9. Pengujian <i>Black box</i> Pengujian <i>Black box</i> Input Data Tagihan Duplikat	40
Tabel 4. 10. Pengujian <i>Black box</i> Input Data Alat Elektronik	41
Tabel 4. 11. Pengujian <i>Black box</i> Input Pemakaian Harian Valid	42
Tabel 4. 12. Pengujian <i>Black box</i> Input Pemakaian Harian Lebih dari 24 Jam	43
Tabel 4. 13. Pengujian <i>Black box</i> Dashboard Pengguna	44
Tabel 4. 14. Pengujian <i>Black box</i> Prediksi Biaya Listrik	45
Tabel 4. 15. Pengujian <i>Black box</i> Prediksi dengan Metode Hybrid.....	45
Tabel 4. 16. Pengujian <i>Black box</i> Riwayat Prediksi	47
Tabel 4. 17. Pengujian <i>Black box</i> Rekomendasi Penghematan.....	47
Tabel 4. 18. Pengujian <i>Black box</i> Tandai Rekomendasi Sudah Diterapkan.....	48
Tabel 4. 19. Pengujian <i>Black box</i> Riwayat Rekomendasi	49
Tabel 4. 20. Pengujian <i>Black box</i> Cetak Laporan	50
Tabel 4. 22. Kelebihan SIPPEL	52
Tabel 4. 23. Keterbatasan SIPPEL	53
Tabel 4. 24. Peluang Penyempurnaan	53

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1. <i>Flowchart Random Forest</i>	23
Gambar 3. 2. <i>Flowchart DSS</i>	25
Gambar 3. 3. <i>Arsitektur SIPPEL</i>	28

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran A. Hasil <i>Pre-processing</i> Data.....	58
Lampiran B. Link Produk	58

ABSTRAK

Listrik adalah sumber energi yang berperan penting dalam menunjang kebutuhan hidup manusia. Tanpa disadari, masyarakat Indonesia masih kurang mengerti bagaimana cara menggunakan listrik dengan efisien dan optimal sehingga tidak jarang membayar tagihan listrik yang mahal. Selain itu, hal ini berdampak juga pada peningkatan emisi gas rumah kaca yang memicu perubahan iklim. SIPPEL - Sistem Prediksi dan Penghematan Energi Listrik dikembangkan untuk memberikan prediksi pembayaran selanjutnya yang akan membantu masyarakat lebih aware dan mengajak untuk menghemat penggunaan alat elektronik. Sistem ini dikembangkan menggunakan metode *Machine Learning* yang belajar dari data dan algoritma *Random Forest* yang berbasis ensemble untuk membuat prediksi biaya listrik berdasarkan data historis tagihan dan data pemakaian harian. Dalam hal mendukung penghematan, terdapat *Decision Support System (DSS)* atau system berbasis aturan untuk memberikan rekomendasi personal. Dari hasil pengembangan ini, dihasilkan system yang dapat memprediksi estimasi tagihan listrik dan membantu pengguna dalam penghematan energi melalui rekomendasi penggunaan perangkat yang lebih efisien. Diharapkan system ini dapat bermanfaat di keberlangsungan hidup masyarakat dan membiasakan pola hidup hemat energi.

Kata Kunci: Prediksi Biaya Listrik, *Random Forest*, Sistem Pendukung Keputusan, Penghematan Energi, Aplikasi Web

BAB I PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Listrik adalah salah satu bentuk energi serbaguna berperan penting dalam menunjang keberlangsungan hidup dari berbagai aktivitas, mulai dari penerangan, komunikasi, hingga penggunaan peralatan elektronik. Dalam lingkup rumah tangga, listrik menjadi salah satu kebutuhan yang terus meningkat seiring bertambahnya penggunaan perangkat elektronik seperti lampu, televisi, kipas, mesin cuci, pendingin ruangan, dan lain-lain.

Kebutuhan energi listrik pada rumah tangga di Indonesia juga semakin meningkat seiring berjalannya waktu, jumlah penduduk, ketergantungan pada barang elektronik dan peningkatan standar hidup. Peningkatan ini dapat dilihat dari bertambahnya jumlah pelanggan listrik setiap tahun. Pada tahun 2025, PT PLN (Persero) mencatat bahwa jumlah pelanggan Listrik mencapai 93,2 juta pelanggan dan meningkat sekitar 3,3 juta pelanggan dibandingkan tahun sebelumnya. Peningkatan tersebut didominasi oleh segmen rumah tangga dengan penambahan 3,2% pelanggan tahunan dari 84.66 juta menjadi 87.40 juta pelanggan (PONTAS.id, 2026).

Aktualnya semakin besar jumlah pengguna listrik, tidak membuat tarif pembayaran listrik menjadi lebih murah. Padahal di lain sisi kapasitas daya terpasang masih tetap sementara kebutuhan masyarakat terus meningkat. Faktor utama yang mempengaruhi hal tersebut adalah kebiasaan yang belum terbentuk untuk manajemen penggunaan listrik dengan baik. Namun aktualnya, sebagian besar rumah tangga masih menghadapi kesulitan dalam menggunakan perangkat elektronik dengan bijak.

Tingkat kesadaran ini bisa dilihat mulai dari pemilihan perangkat elektronik yang tepat dan hemat energi. Saat ini sudah banyak alat elektronik tipe *inverter* yang lebih hemat listrik. Tetapi, Ariyanto et al. (2026) menjelaskan bahwa peralatan rumah tangga hemat energi seringkali lebih mahal daripada peralatan rumah tangga biasa, konsumen seringkali tidak termotivasi untuk

menggunakannya, meskipun penggunaan peralatan hemat energi dapat membantu melestarikan lingkungan dan menghemat tagihan listrik di masa mendatang.

Kesadaran yang rendah terhadap efisiensi energi mengakibatkan individu dan rumah tangga tidak mempertimbangkan dampak dari konsumsi energi yang tinggi. Tidak banyak yang menyadari bahwa tindakan sederhana seperti mematikan lampu saat tidak digunakan atau menggunakan peralatan listrik yang efisien, dapat secara signifikan mengurangi biaya tagihan listrik dan jejak karbon mereka.

Dalam upaya menyediakan solusi bagi rumah tangga, dikembangkan sistem yang mampu memperkirakan besarnya konsumsi energi listrik. sistem ini juga dilengkapi dengan fitur pemberian rekomendasi penggunaan perangkat elektronik yang dinilai belum optimal, sehingga pengguna dapat lebih bijak dalam memanfaatkan energi listrik. Sistem diwujudkan dalam bentuk aplikasi web yang mengintegrasikan prediksi biaya listrik menggunakan *Random Forest*, visualisasi konsumsi listrik harian dan rekomendasi penghematan energi berbasis aturan DSS. Dengan demikian, sistem ini diharapkan dapat mendukung dan membantu membentuk pola hemat energi untuk meningkatkan efisiensi di lingkungan rumah tangga.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang dijelaskan, rumusan masalah yang dibentuk, yaitu sebagai berikut:

1. Bagaimana membangun model prediksi biaya listrik rumah tangga bulan depan menggunakan algoritma *Random Forest* yang memanfaatkan data tagihan historis dan data pemakaian harian?
2. Bagaimana merancang *Decision Support System* berbasis aturan yang dapat memberikan rekomendasi penghematan energi yang personal dan terukur bagi pengguna rumah tangga?

3. Bagaimana mengintegrasikan model prediksi dan sistem rekomendasi ke dalam aplikasi web yang mudah digunakan serta mampu menyajikan visualisasi pola konsumsi listrik?

1.3. Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah diatas, maka tujuan pembuatan sistem ini adalah sebagai berikut:

1. Memprediksi biaya listrik bulan depan secara akurat menggunakan *Random Forest Regressor*, yang dapat beradaptasi dari data tagihan saja maupun hybrid dengan data pemakaian harian.
2. Menganalisis pola konsumsi listrik harian pengguna melalui grafik interaktif sebagai dasar evaluasi kebiasaan pemakaian.
3. Memberikan rekomendasi penghematan energi yang dipersonalisasi melalui *Decision Support System* berbasis aturan (*if-then*), lengkap dengan estimasi potensi penghematan.

1.4. Batasan Masalah

Dalam pengajuan sistem ini, tentu ada batasan yang dibuat agar hasil yang diharapkan maksimal, berjalan dengan baik, mencapai tujuan dan menjawab permasalahan yang ada. Maka dari itu, batasan lingkup sistem sebagai berikut:

1. Sistem hanya dikembangkan berbasis website.
2. Sistem tidak mencakup manajemen aturan DSS oleh user dan hanya dari kode saja.
3. Sistem hanya menyangkut prediksi estimasi tagihan bulan berikutnya dan belum mendukung untuk dua bulan selanjutnya ataupun lebih.
4. Sistem hanya mencakup lingkup rumah tangga yang perhitungan penggunaan listriknya tidak sebesar industri, instansi atau perusahaan besar.
5. Sistem belum terintegrasi langsung dengan data meteran listrik atau API PLN.

6. Sistem yang dikembangkan hanya berjalan pada lingkungan lokal dan tidak dilakukan proses deployment ke server atau hosting.

1.5. Manfaat

Adapun manfaat penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Manfaat Teoritis

Secara teoritis, pengembangan sistem ini dapat menjadi referensi dalam penerapan teknologi *Machine Learning* khususnya algoritma *Random Forest*, untuk memprediksi estimasi tagihan listrik rumah tangga. Sistem ini juga dapat memberikan pemahaman mengenai pemanfaatan data historis tagihan listrik dan data penggunaan perangkat elektronik sebagai dasar dalam membuat logika prediksi biaya listrik pada periode berikutnya.

Selain itu, penelitian ini dapat menambah wawasan mengenai penerapan sistem pendukung keputusan dalam mendukung penghematan energi dan menganalisis pola konsumsi listrik rumah tangga. Hasil pengembangan sistem ini diharapkan dapat menjadi bahan referensi bagi penelitian selanjutnya yang bersinggungan dengan prediksi konsumsi listrik, estimasi tagihan listrik dan analisis konsumsi untuk penghematan energi.

2. Manfaat Praktis

Secara praktis, sistem ini dapat membantu pengguna rumah tangga untuk menyadari pentingnya menghemat energi listrik. Dengan adanya prediksi, pengguna dapat lebih waspada terhadap kemungkinan kenaikan biaya listrik dan mengambil langkah penghematan lebih awal sebelum tagihan aktual diterima.

Sistem ini juga dapat membantu pengguna rumah tangga untuk menentukan perangkat apa yang perlu di minimalisir sehari-hari agar mengurangi penggunaan perangkat yang boros energi, serta meningkatkan kesadaran dalam mengelola konsumsi listrik harian.

3. Kontribusi terhadap *SDGs*

Pengembangan sistem ini memiliki keterkaitan dengan *Sustainable Development Goals (SDGs)*, khususnya SDG 7 yaitu energi bersih dan terjangkau serta SDG 12 yaitu konsumsi dan produksi yang bertanggung jawab.

Pada SDG 7, sistem ini mendukung upaya efisiensi penggunaan energi listrik melalui penyediaan informasi estimasi tagihan dan rekomendasi penghematan energi. Dengan adanya sistem ini, pengguna diharapkan dapat lebih sadar terhadap konsumsi listrik dan mampu mengelola penggunaan energi secara lebih bijak.

Pada SDG 12, sistem ini berkontribusi dalam mendorong pola konsumsi listrik yang lebih bertanggung jawab. Rekomendasi penghematan yang diberikan sistem dapat membantu pengguna mengurangi pemborosan energi, sehingga penggunaan perangkat elektronik di rumah tangga menjadi lebih efisien dan berkelanjutan.

1.6. Kolaborasi dan Sinergi dalam Pelaksanaan Proyek

Proyek akhir ini diselesaikan atas dasar kolaborasi dari berbagai pihak untuk memastikan solusi yang dikembangkan sesuai dengan kebutuhan. Meskipun sistem prediksi estimasi tagihan listrik ini dikembangkan secara individu, proses pengembangannya tetap melibatkan diskusi dan masukan dari beberapa pihak sebagai berikut:

1. Diskusi dengan tim lomba sebagai bentuk pertukaran pendapat mengenai topik permasalahan energi listrik yang akan dikembangkan. Masing-masing anggota tim memiliki fokus pengembangan yang berbeda, namun tetap berada dalam satu lingkup yang sama yaitu pemanfaatan teknologi untuk mendukung efisiensi penggunaan energi listrik.
2. Konsultasi dengan dosen pembimbing untuk memperoleh arahan akademik terkait kesesuaian topik yang diangkat, metode penelitian

hingga penyusunan laporan proyek akhir. Melalui konsultasi, pengembangan sistem lebih terarah dan sesuai dengan standar penulisan ilmiah.

Bentuk kolaborasi ini menunjukkan bahwa meskipun proyek akhir dikembangkan secara individu, terdapat sinergi besar dari pihak dosen pembimbing dan tim lomba untuk menyelesaikan proses pengembangan. Kolaborasi tersebut berperan penting dalam memastikan bahwa sistem yang dibangun tetap memiliki relevansi terhadap permasalahan energi listrik dan pengguna tetap dapat merasakan manfaatnya.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Tinjauan Solusi dan Sistem Terkait

Pendukung pengembangan SIPPEL adalah sistem atau aplikasi relevan lainnya yang dikumpulkan sebagai bahan banding perancangan kebutuhan sistem. Berdasarkan penelitian yang sudah pernah dilakukan, *Random Forest* banyak digunakan untuk membuat sistem prediksi karena bagian dari *Machine Learning* yang mampu mengelompokkan data dan menciptakan angka untuk memprediksi nilai numerik atau disebut dengan regresi. Selain itu, *Random Forest* juga dapat mengidentifikasi pola yang tidak biasa dan menilai suatu variabel yang paling berpengaruh terhadap hasil akhir.

Muhtaredi (2025) mengembangkan *smart* meter listrik rumah tangga berbasis *IoT* dengan fitur prediksi tagihan menggunakan algoritma *Random Forest*. Sistem ini dapat menampilkan konsumsi listrik secara *real-time* melalui platform Blynk dan memberikan estimasi biaya dalam rupiah berdasarkan data penggunaan listrik. Kelebihan penelitian ini adalah topiknya sangat dekat dengan proyek yang dikembangkan, yaitu prediksi tagihan listrik rumah tangga menggunakan *Random Forest*. Namun, penelitian tersebut lebih berfokus pada perangkat *smart* meter dan monitoring berbasis *IoT*, sedangkan proyek ini berfokus pada sistem berbasis web yang dapat memprediksi estimasi tagihan listrik bulan berikutnya serta memberikan rekomendasi penghematan energi sebagai decision support system.

Kamilah dan Rahman (2025) melakukan penelitian mengenai optimasi prediksi penggunaan energi rumah tangga menggunakan *Random Forest* dengan *Genetic Algorithm Feature selection*. Penelitian ini menunjukkan bahwa *Random Forest* dapat digunakan untuk memprediksi konsumsi energi listrik rumah tangga, meskipun peningkatan performa setelah *feature selection* masih terbatas. Kelebihan penelitian ini adalah penggunaan algoritma *Random Forest* pada data konsumsi energi rumah tangga. Keterbatasannya, penelitian tersebut masih berfokus pada performa model dan belum dikembangkan menjadi sistem berbasis

web yang memberikan estimasi tagihan serta rekomendasi penghematan kepada pengguna.

Indarto dkk. (2024) membahas prediksi konsumsi biaya listrik rumah tangga menggunakan metode *Single Exponential Smoothing* dan *Single Moving Average*. Penelitian ini relevan karena sudah membahas prediksi biaya listrik rumah tangga, sehingga dapat menjadi dasar bahwa estimasi tagihan listrik merupakan kebutuhan yang penting bagi pengguna. Namun, metode yang digunakan masih berupa metode statistik sederhana dan belum menerapkan *Machine Learning* seperti *Random Forest*. Selain itu, penelitian tersebut belum menyediakan rekomendasi penghematan energi, sehingga proyek ini dikembangkan untuk memberikan solusi yang lebih aplikatif melalui prediksi berbasis *AI* dan DSS penghematan energi.

Tunggal (2026) merancang *Smart Electrical System* yang memantau konsumsi energi listrik pengguna secara *real-time* menggunakan ESP32, Firebase, sensor PZEM-004T, dan algoritma *Random Forest* untuk memprediksi total konsumsi energi listrik pada akhir bulan berjalan. Penelitian ini mendukung proyek karena sama-sama menggunakan *Random Forest* untuk prediksi konsumsi listrik pengguna. Keterbatasannya, sistem tersebut lebih menekankan pada perangkat *IoT* dan prediksi konsumsi akhir bulan, sedangkan proyek ini diarahkan pada aplikasi web yang berfokus pada prediksi estimasi tagihan bulan berikutnya dan rekomendasi penghematan berdasarkan pola penggunaan perangkat listrik. Untuk tinjauan penelitian sejenis dapat dilihat pada tabel 2.1.

Tabel 2. 1. Tinjauan Penelitian Sejenis

Peneliti/ Tahun	Masalah	Algorit- ma	Dataset	Frame work	Performa	Kelebihan	Keterbatasa n
Muhtare di (2025)	Prediksi tagihan listrik rumah tangga berbasis <i>smart</i>	<i>Random Forest</i>	Data penguk uran <i>smart</i> meter rumah tangga	<i>IoT</i> , Blynk, <i>smart</i> meter	RMSE 0,12% dan akurasi 99,88%	Monitoring konsumsi listrik secara <i>real- time</i> dan menampilk an estimasi	Masih berfokus pada perangkat <i>IoT</i> dan belum menyediak

	meter					tagihan melalui platform Blynk	an DSS rekomendasi penghematan energi berbasis analisis perangkat
Kamilah & Rahman (2025)	Prediksi penggunaan energi rumah tangga	<i>Random Forest + Genetic Algorithm Feature selection</i>	<i>High-resolution household electricity consumption data</i>	<i>Random Forest, Genetic Algorithm</i>	RF dasar: RMSE 0,6148, MAE 0,3478, R^2 0,5047; RF+GA: RMSE 0,6125, MAE 0,3503, R^2 0,5084	Menggunakan <i>feature selection</i> untuk memilih fitur yang paling berpengaruh terhadap prediksi konsumsi energi	Peningkatan performa setelah <i>feature selection</i> masih kecil dan belum dikembangkan menjadi sistem aplikasi untuk pengguna
Indarto dkk. (2024)	Prediksi biaya listrik rumah tangga	Single Exponential Smoothing dan Single Moving Average	Data konsumsi listrik rumah tangga Januari 2023–September 2024	Metode forecasting statistik	SES: Rp62.987,7; SMA: Rp56.365,3 untuk prediksi Oktober 2024	Metode sederhana, mudah diterapkan, dan dapat digunakan untuk prediksi biaya listrik berdasarkan data historis	Belum menggunakan algoritma <i>Machine Learning</i> dan belum menyediakan rekomendasi penghematan energi
Tunggal (2026)	Monitoring	<i>Random Forest</i>	Data konsumsi	ESP32	Tidak tercantum	Sistem dapat	Lebih fokus pada

	konsumsi energi listrik dan prediksi total konsumsi akhir bulan		si energi harian pengguna	Firebas e, PZEM -004T, SSR	pada ringkasan sumber	memantau konsumsi listrik secara <i>real-time</i> menggunakan sensor dan menyimpan data ke Firebase	monitoring <i>IoT</i> dan prediksi konsumsi akhir bulan, belum pada prediksi tagihan bulan berikutnya dan DSS rekomendasi
--	---	--	---------------------------	----------------------------	-----------------------	---	---

2.2. Landasan Konsep dan Teknologi

SIPPEL atau Sistem Prediksi dan Penghematan Energi Listrik merupakan sistem berbasis web yang digunakan untuk menganalisis konsumsi listrik rumah tangga, memprediksi biaya listrik bulan berikutnya, serta memberikan rekomendasi penghematan energi. Sistem ini berfokus pada data yang relevan dengan pengguna rumah tangga, yaitu data tagihan listrik 3-6 bulan sebelumnya, data alat elektronik, daya terpasang, tarif listrik, dan pemakaian harian berdasarkan jam aktual penggunaan alat.

Kebutuhan sistem ini didukung oleh kondisi meningkatnya konsumsi energi listrik dan penggunaan perangkat elektronik rumah tangga. IEA dalam laporan Electricity 2025 menyebutkan bahwa permintaan listrik global meningkat 4,3% pada 2024 dan diperkirakan terus tumbuh mendekati 4% hingga 2027. Penelitian Kamilah dan Rahman (2025) pada Jurnal Inovtek Polbeng juga menekankan bahwa masyarakat memerlukan alat untuk memantau dan mengendalikan penggunaan energi agar efisiensi rumah tangga dapat ditingkatkan.

2.2.1 Analisis Konsumsi Listrik Rumah Tangga

Analisis konsumsi listrik pada rumah tangga adalah suatu evaluasi dari pola penggunaan listrik dengan tujuan mengidentifikasi penyebab inefisiensi, pengukuran dan pencatatan temuan oleh perangkat elektronik. Konsumsi listrik diukur dari jumlah daya (*Watt*) yang digunakan dan dikalikan dengan lamanya pemakaian dalam satuan jam. Hasil tersebut dikonversi ke satuan *kiloWatt-hour* (kWh).

Di Indonesia, ada tiga golongan listrik rumah tangga yang dikategorikan oleh PT PLN (Persero). Golongan ini di klasifikasikan berdasarkan tegangannya dalam satuan VA (*Volt Ampere*). Golongan R-1 adalah kategori listrik untuk rumah tangga dengan daya 900 VA sampai 2.200 VA. Golongan R-2 adalah kategori listrik untuk rumah tangga dengan daya 3.500 VA hingga 5.000 VA. Golongan R-3 adalah kategori listrik untuk rumah tangga dengan daya diatas 6.600 VA. Setiap daya yang terpasang memiliki biaya yang berbeda-beda per kWh nya. Biaya tagihan bulanan dihitung dari total kWh yang dikalikan dengan tarif per kWh sesuai golongan kemudian ditambah dengan biaya administrasi dan pajak. Untuk melakukan analisis konsumsi yang efektif, tidak cukup hanya dari data total tagihan bulanan. Dalam hal ini, diperlukan data rincian listrik harian dan peralatan elektronik yang menggunakan listrik agar pola pemborosan dapat diidentifikasi secara tepat dan akurat.

2.2.2 Prediksi Beban dan Biaya Listrik

Prediksi penggunaan elektronik dan estimasi biaya listrik adalah teknik estimasi konsumsi energi pada periode mendatang berdasarkan data historis. Dalam konteks rumah tangga, prediksi ini bertujuan untuk memberikan gambaran perkiraan tagihan agar pengguna dapat mengatur anggaran, memantau potensi lonjakan konsumsi sebelum tagihan bulan selanjutnya dan menjadi dasar pemberian rekomendasi penghematan yang proaktif.

Untuk menghasilkan prediksi, dilakukan berbagai pendekatan mulai dari rata-rata sederhana, *regresi statistic* dan *Machine Learning*. Dari pilihan

pendekatan ini, metode *Machine Learning* lebih unggul karena mampu menangkap pola *non-linear* dan pengaruh banyak *variable*, seperti jumlah penghuni, penggunaan alat dan perubahan kebiasaan pemakaian.

2.2.3 Algoritma *Random Forest* untuk Prediksi

Leo Breiman memperkenalkan *Random Forest* pada tahun 2001 untuk pertama kalinya. Algoritma ini bekerja dengan membangun sejumlah *decesion tree* pada saat pelatihan dan menghasilkan output berupa rata-rata prediksi dari seluruh pohon untuk agregasi dan voting mayoritas untuk klasifikasi.

Sehingga dari cara kerja algoritma ini, model dapat menangani data yang banyak dan meminimalisir *overfitting* yang signifikan. Dalam proyek ini, *Random Forest* dari *library scikit-learn* digunakan untuk memprediksi konsumsi kWh bulan selanjutnya. Untuk menghasilkan prediksi, input yang digunakan adalah data tagihan tiga sampai enam bulan terakhir, daya terpasang, jumlah penghuni dan akumulasi data pemakaian harian.

2.2.4 *Decision Support System (DSS)* Berbasis Aturan

Decision Support System (DSS) adalah sistem berbasis komputer yang membantu pengambilan keputusan dengan mengolah data dan model untuk menyelesaikan masalah semi-terstruktur. Dalam proyek ini, DSS diimplementasikan dengan pendekatan *rule-based system* (sistem berbasis aturan), di mana pengetahuan pakar direpresentasikan dalam bentuk aturan *IF-THEN*.

Setiap aturan dievaluasi terhadap data pengguna (profil daya, daftar alat, jam pemakaian aktual, riwayat konsumsi). Aturan yang memenuhi kondisi akan menghasilkan rekomendasi untuk pengguna. Admin dapat mengelola aturan melalui antarmuka khusus, sehingga sistem bersifat adaptif terhadap perubahan pengetahuan dan kebijakan efisiensi energi.

2.2.5 Flask REST API

Flask adalah *micro-framework* web Python yang ringan dan modular, menyediakan komponen inti untuk routing HTTP, *template rendering*, dan manajemen *request-response* tanpa dependensi wajib yang kompleks. Fleksibilitas Flask memungkinkan pengembang menambahkan ekstensi sesuai kebutuhan seperti Flask-CORS untuk *cross-origin resource sharing* dan Flask-JWT-Extended untuk autentikasi token. Dalam sistem SIPPEL, Flask berperan menyediakan REST API yang menghubungkan *frontend* React dengan *database* SQL Server. Semua logika bisnis perhitungan kWh harian, prediksi *Random Forest*, evaluasi aturan DSS, dan *query database* diproses di layer Flask sebelum dikirim ke frontend dalam format JSON.

2.2.6 SQL Server

Microsoft SQL Server adalah sistem manajemen basis data relasional (RDBMS) yang mendukung transaksi ACID, stored procedure, trigger, dan view. Dalam SIPPEL, SQL Server menyimpan seluruh data aplikasi dalam tujuh tabel dan satu view: users (profil pengguna), tarif_listrik (data tarif per daya dan periode berlaku), tagihan (riwayat tagihan bulanan), alat_elektronik (daftar alat per pengguna), pemakaian_harian (jam aktual per alat per tanggal), prediksi (riwayat hasil prediksi), rekomendasi (riwayat rekomendasi), dan v_konsumsi_harian (view untuk agregasi kWh harian). Stored procedure digunakan untuk operasi kompleks seperti menghitung total kWh bulan berjalan dari data pemakaian harian.

2.2.7 React.js

React.js adalah library JavaScript untuk membangun antarmuka pengguna berbasis komponen yang deklaratif dan efisien. Arsitektur *component based* React memungkinkan setiap bagian UI (form input tagihan, dashboard chart, daftar rekomendasi) dikembangkan dan diuji secara independen. Virtual DOM yang dimiliki React memastikan pembaruan tampilan berjalan optimal meskipun terjadi

perubahan data *real-time*. Dalam SIPPEL, React.js digunakan bersama Chart.js untuk memvisualisasikan grafik konsumsi harian, Axios untuk komunikasi HTTP dengan backend, dan React Router untuk navigasi antar halaman tanpa reload penuh.

2.2.8 Scikit-Learn dan Pandas

Scikit-learn adalah *library Machine Learning* Python yang menyediakan implementasi berbagai algoritma termasuk *Random Forest Regressor*, serta utilitas untuk *pre-processing* data, evaluasi model, dan *pipeline*. Pandas adalah *library* untuk manipulasi dan analisis data terstruktur menggunakan *data frame*. Dalam SIPPEL, scikit-learn digunakan pada modul `rf_train.py` untuk melatih model *Random Forest* (menggunakan `RandomForestRegressor`), menangani encoding fitur kategorikal, dan melakukan evaluasi metrik. pandas digunakan untuk membaca, membersihkan, dan mentransformasi data dari database menjadi format yang siap digunakan model, termasuk menangani missing values pada data pemakaian harian.

2.2.9 Lokasi Penerapan Solusi

Lokasi penerapan solusi pada proyek ini adalah lingkungan rumah tangga pengguna SIPPEL, yaitu pelanggan listrik rumah tangga dengan daya terpasang seperti 450 VA, 900 VA, 1300 VA, dan 2200 VA. Pengguna sistem adalah pemilik atau penghuni rumah yang ingin mengetahui estimasi tagihan listrik bulan berikutnya dan memahami perangkat apa saja yang berpotensi menyebabkan pemborosan.

Kondisi yang ingin diselesaikan adalah pengguna sering hanya mengetahui total tagihan setelah bulan berjalan selesai, tetapi tidak memiliki alat bantu untuk memperkirakan biaya bulan depan atau mengevaluasi pola pemakaian harian. SIPPEL menjawab kebutuhan tersebut dengan menggabungkan data historis tagihan, input alat elektronik, dan pemakaian harian untuk menghasilkan prediksi biaya serta rekomendasi penghematan yang lebih personal.

2.3. Metode Pengembangan Produk

Pengembangan model kecerdasan buatan pada proyek SIPPEL mengikuti tahapan standar *Machine Learning* yang diadaptasi dari Geron (2019). Metodologi ini dipilih karena menyediakan alur sistematis mulai dari akuisisi data hingga model siap digunakan, sehingga menjamin kualitas dan keandalan prediksi. Selain itu, pengembangan sistem rekomendasi berbasis aturan dilakukan secara paralel menggunakan pendekatan rekayasa pengetahuan (*knowledge engineering*). Berikut adalah tahapan pengembangan model *Random Forest* untuk prediksi biaya listrik beserta kegiatan yang dilakukan.

2.3.1. Pengumpulan Data

Tahap pertama adalah mengumpulkan data yang digunakan sebagai dasar prediksi dan analisis penghematan energi. Data utama yang digunakan dalam SIPPEL adalah data tagihan listrik 3-6 bulan sebelumnya, yang berisi bulan, tahun, konsumsi kWh, dan biaya listrik. Data ini menjadi sumber utama untuk membaca pola pembayaran listrik pengguna dari bulan ke bulan.

Selain data tagihan, sistem juga mengumpulkan data pendukung berupa daya terpasang rumah, jumlah penghuni, daftar alat elektronik, jumlah alat, daya *Watt*, jam default pemakaian per hari, tarif listrik per kWh, serta data pemakaian harian. Data pemakaian harian diperoleh dari input pengguna mengenai jam aktual penggunaan alat elektronik.

2.3.2. Pra-pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan dilakukan untuk menyiapkan data agar dapat digunakan oleh model *Random Forest*. Data tagihan yang dimasukkan pengguna divalidasi terlebih dahulu, misalnya bulan dan tahun tidak boleh duplikat untuk user yang sama, konsumsi kWh harus bernilai valid, dan biaya listrik harus dapat dihitung atau dikonversi berdasarkan tarif.

Pada tahap ini sistem juga membentuk fitur prediksi seperti tagihan bulan terakhir, tagihan beberapa bulan sebelumnya, rata-rata tagihan 3 bulan, rata-rata

tagihan 6 bulan, perubahan tagihan bulanan, estimasi kWh, total daya alat elektronik, jumlah alat aktif, rata-rata konsumsi harian, jumlah hari dalam bulan target, serta fitur musiman seperti bulan liburan atau Ramadan. Proses ini disebut *feature engineering*, yaitu membentuk fitur baru dari data mentah agar model lebih mampu mengenali pola konsumsi listrik pengguna.

2.3.3. Pelatihan Model

Tahap pelatihan model dilakukan menggunakan algoritma *Random Forest Regressor* dari scikit-learn. *Random Forest* dipilih karena mampu menangani pola data non-linear dan cocok untuk data konsumsi rumah tangga yang dapat dipengaruhi banyak faktor, seperti kebiasaan pengguna, jumlah alat elektronik, daya listrik, dan perubahan pemakaian bulanan. Dokumentasi scikit-learn menjelaskan bahwa *Random Forest* bekerja dengan membangun banyak *decision tree* dan mengambil rata-rata hasil prediksi untuk meningkatkan akurasi serta mengurangi risiko *overfitting*.

Pada SIPPEL, model dilatih menggunakan data historis dan fitur hasil pra-pemrosesan. Model yang sudah dilatih disimpan dalam bentuk file .pkl, yaitu `electricity_bill_model_rf.pkl`, agar dapat digunakan kembali oleh backend tanpa perlu melatih ulang setiap kali pengguna melakukan prediksi. Pada kondisi aktual sistem, model runtime menggunakan artifact *Random Forest* dengan fitur prediksi yang sudah disesuaikan dengan kebutuhan sistem *hybrid*.

2.3.4. Evaluasi Model

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengetahui seberapa baik model dalam memprediksi biaya listrik. Metrik evaluasi yang digunakan meliputi MAE, RMSE, R^2 , MAPE, dan persentase akurasi. MAE dan RMSE digunakan untuk melihat besar kesalahan prediksi dalam satuan biaya, sedangkan R^2 digunakan untuk melihat kemampuan model menjelaskan variasi data. MAPE digunakan untuk melihat persentase rata-rata kesalahan prediksi.

Pada implementasi SIPPEL, hasil evaluasi model disimpan dalam metadata model. Metadata ini digunakan untuk menampilkan informasi kualitas model dan membantu mengetahui apakah model masih layak digunakan. Selain itu, sistem juga menampilkan rentang prediksi berupa *confidence_lower* dan *confidence_upper* agar pengguna tidak hanya melihat satu angka prediksi, tetapi juga kisaran kemungkinan biaya bulan berikutnya.

2.3.5. Deployment Model

Tahap *deployment* dilakukan dengan mengintegrasikan model *Random Forest* ke dalam backend Flask. Model yang sudah tersimpan dalam format .pkl dimuat menggunakan *joblib*, kemudian digunakan ketika pengguna menekan fitur prediksi. Backend membaca data pengguna dari database, membentuk fitur sesuai urutan yang dibutuhkan model, menjalankan prediksi, lalu menyimpan hasilnya ke tabel prediksi.

2.3.6. Integrasi Prediksi Hybrid dan Rekomendasi DSS

Setelah model prediksi berjalan, sistem diintegrasikan dengan data pemakaian harian dan *Decision Support System*. Jika pengguna memiliki minimal 7 hari data pemakaian harian, sistem menggunakan metode *hybrid_harian*, yaitu menggabungkan riwayat tagihan dengan rata-rata konsumsi harian. Jika data harian belum mencukupi, sistem tetap membuat prediksi menggunakan metode *hanya_tagihan*.

Selain prediksi, SIPPEL menghasilkan rekomendasi penghematan menggunakan DSS berbasis aturan *IF-THEN*. DSS mengevaluasi kondisi seperti daya terpasang, jumlah penghuni, penggunaan AC, lampu, lonjakan konsumsi harian, pola akhir pekan, dan risiko total *Watt* alat elektronik. Hasil rekomendasi disimpan ke database dan ditampilkan kepada pengguna agar prediksi tidak hanya menjadi informasi biaya, tetapi juga dasar tindakan penghematan energi.

2.3.7. Implementasi Aplikasi Web

Tahap terakhir adalah implementasi aplikasi web agar model dan rekomendasi dapat digunakan oleh pengguna. Backend dibangun menggunakan Flask sebagai REST API, sedangkan frontend dibangun menggunakan React.js. Pengguna dapat melakukan registrasi, login, mengisi tagihan listrik, mengisi daftar alat elektronik, mencatat pemakaian harian, melihat dashboard konsumsi, menjalankan prediksi, dan mendapatkan rekomendasi penghematan.

Dengan tahapan ini, SIPPEL dikembangkan sebagai produk *AI* yang tidak hanya memprediksi biaya listrik bulan depan, tetapi juga membantu pengguna memahami pola konsumsi dan mengambil keputusan penghematan energi berdasarkan data.

BAB III ANALISIS DAN PERANCANGAN

3.1. Pengumpulan Data

Pada tahap analisis, pengumpulan data dirancang sebagai dasar utama dalam membangun sistem prediksi biaya listrik rumah tangga. Karena proyek ini termasuk penerapan *AI*, data yang dikumpulkan harus mampu merepresentasikan pola konsumsi listrik pengguna dari waktu ke waktu. Data historis digunakan agar model dapat mengenali kecenderungan biaya dan konsumsi, sedangkan data pemakaian harian digunakan untuk memperkuat hasil prediksi dan rekomendasi.

Data yang dirancang untuk digunakan dalam sistem SIPPEL terdiri dari data tagihan listrik, data profil pengguna, data alat elektronik, data pemakaian harian, data tarif listrik, data hasil prediksi, dan data rekomendasi. Data tagihan listrik menjadi data utama karena berisi informasi biaya dan konsumsi kWh pada bulan-bulan sebelumnya. Dalam sistem ini, pengguna diwajibkan menginput minimal 3 bulan dan maksimal 6 bulan data tagihan agar sistem memiliki cukup riwayat untuk membuat estimasi awal.

Selain data tagihan, sistem juga membutuhkan data alat elektronik yang digunakan di rumah. Data ini meliputi nama alat, jumlah alat, daya *watt*, dan jam default pemakaian per hari. Data tersebut diperlukan agar sistem dapat menghitung estimasi konsumsi listrik berdasarkan karakteristik perangkat yang digunakan pengguna. Untuk memperoleh kondisi aktual, sistem juga dirancang agar pengguna dapat mencatat pemakaian harian berdasarkan jam aktual penggunaan alat elektronik.

Secara perancangan, data yang digunakan pada sistem dapat dilihat pada tabel 3.1.

Tabel 3. 1. Pengumpulan Data

No	Jenis Data	Atribut Utama	Fungsi
1.	Data pengguna	user_id, username, daya_terpasang, jumlah_penghuni	Mengidentifikasi profil rumah tangga.
2.	Data tagihan	bulan, tahun,	Sebagai dasar prediksi biaya

		konsumsi_kWh, biaya	listrik.
3.	Data alat elektronik	nama_alat, jumlah, daya_Watt, jam_default_per_hari	Menghitung estimasi konsumsi alat.
4.	Data pemakaian harian	tanggal, alat_id, jam_aktual	Menghitung konsumsi harian aktual.
5.	Data tarif listrik	daya_va, tarif_per_kwh	Menghitung biaya dan estimasi kWh
6.	Data prediksi	bulan_target, tahun_target, prediksi_kWh, prediksi_biaya	Menyimpan hasil prediksi.
7.	Data rekomendasi	kode, teks, prioritas, kategori, potensi_hemat	Menyimpan saran penghematan.

3.2.Pre-processing Data

Pre-processing data dirancang untuk memastikan data yang masuk ke sistem memiliki format yang benar, lengkap, dan dapat diproses oleh model. Dalam *Machine Learning*, *pre-processing* diperlukan karena model hanya dapat bekerja dengan data numerik yang terstruktur. Data yang tidak valid, kosong, atau tidak konsisten dapat menyebabkan hasil prediksi menjadi tidak akurat.

Pada SIPPEL, *pre-processing* dirancang dalam beberapa tahap. Pertama, sistem melakukan validasi data tagihan. Bulan harus berada pada rentang 1 sampai 12, tahun harus valid, serta data tagihan tidak boleh memiliki bulan dan tahun yang sama untuk pengguna yang sama. Jika pengguna hanya mengisi biaya tagihan tanpa konsumsi kWh, sistem dirancang untuk menghitung konsumsi kWh berdasarkan tarif aktif. Rumus konversi biaya menjadi kWh adalah:

$$konsumsi_kWh = \frac{biaya_tagihan}{tarif_per_kwh}$$

Kedua, sistem melakukan *pre-processing* pada data pemakaian harian. Jam aktual penggunaan alat harus berada pada rentang 0 sampai 24 jam. Setelah data valid, sistem menghitung konsumsi harian dengan rumus:

$$kWh = \frac{Jumlah\ alat * Daya\ Watt * Jam\ Aktual}{1000}$$

Ketiga, sistem dirancang untuk melakukan *feature engineering*. *Feature engineering* adalah proses membentuk fitur baru dari data mentah agar model lebih mudah mengenali pola. Fitur yang dirancang pada SIPPEL meliputi tagihan bulan terakhir, tagihan bulan sebelumnya, rata-rata tagihan 3 bulan, rata-rata tagihan 6 bulan, perubahan tagihan bulanan, estimasi kWh, jumlah alat aktif, total daya *Watt*, durasi pemakaian, rata-rata konsumsi harian, bulan target, jumlah hari dalam bulan, serta fitur musiman.

3.3.Penerapan Metode AI

Metode *AI* yang dirancang dalam sistem SIPPEL adalah *Random Forest Regressor*. *Random Forest* merupakan algoritma *ensemble learning* yang membangun banyak *decision tree* dan menggabungkan hasilnya untuk menghasilkan prediksi akhir. Pada kasus regresi, hasil akhir diperoleh dari rata-rata prediksi setiap *tree*. Berdasarkan dokumentasi scikit-learn, *Random Forest* digunakan untuk meningkatkan akurasi prediksi dan mengurangi risiko *overfitting*.

Random Forest dipilih karena data konsumsi listrik rumah tangga memiliki pola yang tidak selalu linear. Biaya listrik dapat dipengaruhi oleh banyak faktor, seperti jumlah alat elektronik, daya alat, durasi pemakaian, jumlah hari dalam bulan, perubahan kebiasaan pengguna, dan pola tagihan sebelumnya. Oleh karena itu, metode ini dinilai sesuai untuk memprediksi biaya listrik bulan berikutnya.

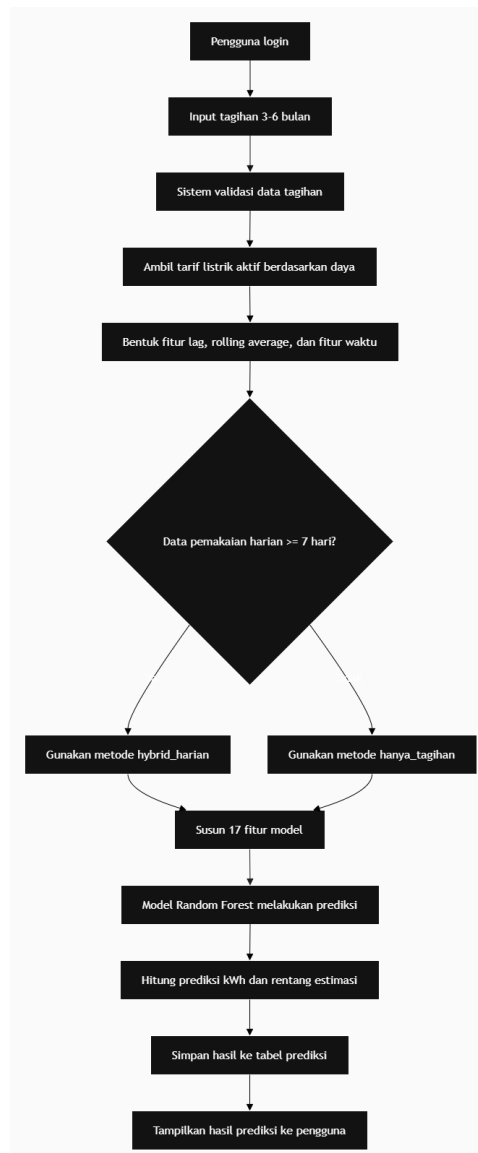
3.3.1. Rancangan Alur Prediksi Random Forest

Pada SIPPEL, Random Forest digunakan untuk memprediksi biaya listrik bulan berikutnya berdasarkan data historis tagihan dan data pendukung pemakaian listrik. Data yang digunakan meliputi tagihan bulan sebelumnya, estimasi kWh, data alat elektronik, rata-rata konsumsi harian, serta fitur waktu seperti bulan target dan jumlah hari dalam bulan.

Rancangan alur penerapan *AI* pada SIPPEL adalah sebagai berikut:

- a. Sistem mengambil data tagihan pengguna.
- b. Sistem mengambil data profil dan daya terpasang.
- c. Sistem mengambil tarif listrik aktif.
- d. Sistem mengambil data alat elektronik.
- e. Sistem mengambil data pemakaian harian jika tersedia.
- f. Sistem membentuk fitur prediksi.
- g. Fitur dimasukkan ke model *Random Forest*.
- h. Model menghasilkan prediksi biaya listrik bulan berikutnya.
- i. Sistem menghitung prediksi kWh berdasarkan tarif aktif.
- j. Hasil prediksi disimpan ke database.

Alur prediksi tersebut digambarkan pada gambar 3.1.



Gambar 3. 1. *Flowchart Random Forest*

Berdasarkan *flowchart* pada gambar 3.1, proses prediksi dimulai ketika pengguna menjalankan fitur prediksi pada aplikasi. Sistem terlebih dahulu memeriksa ketersediaan data tagihan karena minimal 3 data tagihan diperlukan untuk melakukan prediksi. Selanjutnya, sistem mengambil data tarif, profil pengguna, data alat elektronik, dan data pemakaian harian. Data tersebut kemudian diproses menjadi fitur numerik yang sesuai dengan format model Random Forest.

Sistem dirancang memiliki dua metode prediksi, yaitu *hanya_tagihan* dan *hybrid_harian*. Metode *hanya_tagihan* digunakan

ketika data pemakaian harian belum mencukupi. Metode *hybrid_harian* digunakan ketika pengguna memiliki data pemakaian harian minimal 7 hari, sehingga hasil prediksi mempertimbangkan riwayat tagihan sekaligus perilaku aktual penggunaan listrik.

3.3.2. Pembagian Data *Training* dan *Testing*

Data tagihan listrik memiliki karakteristik *time-series*, pembagian data tidak dilakukan secara acak. Pada model yang sudah dilatih, data terlebih dahulu diurutkan berdasarkan *household_id*, *year*, dan *month*, kemudian dibagi menggunakan *slicing* berurutan. Dengan demikian, sistem tidak menggunakan *random split* yang dapat berisiko menyebabkan data *leakage*. Logika pembagian data pada model adalah sebagai berikut:

```
train_size = int(0.8 * len(X))
X_train, X_test = X_scaled[:train_size], X_scaled[train_size:]
y_train, y_test = y.iloc[:train_size], y.iloc[train_size:]
```

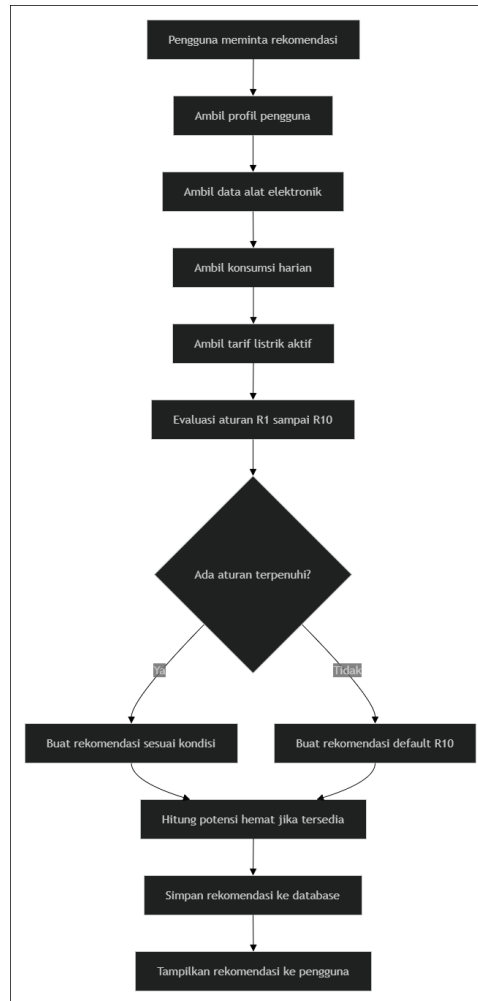
Pembagian ini menunjukkan bahwa 80% data pertama digunakan sebagai data *training*, sedangkan 20% data berikutnya digunakan sebagai data *testing*. Pendekatan ini dipilih agar evaluasi model tidak berasal dari pemisahan data yang sepenuhnya acak.

3.3.3. Penerapan *Decision Support System*

Selain menggunakan *Random Forest* untuk prediksi biaya listrik, SIPPEL juga menerapkan *Decision Support System* berbasis aturan untuk menganalisis kondisi pengguna dan memberikan saran penghematan yang lebih mudah dipahami.

DSS pada SIPPEL menggunakan aturan *IF-THEN*. Aturan tersebut mengevaluasi beberapa parameter, seperti daya terpasang, jumlah penghuni, data alat elektronik, daya watt alat, jam pemakaian, konsumsi harian, lonjakan konsumsi, dan tarif listrik. Jika kondisi tertentu terpenuhi, sistem akan menghasilkan rekomendasi penghematan sesuai kategori dan

prioritasnya. Alur kerja DSS rekomendasi penghematan digambarkan pada gambar 3.2.



Gambar 3. 2. *Flowchart* DSS

Berdasarkan *flowchart* pada gambar 3.2, proses rekomendasi dimulai ketika pengguna menekan tombol untuk mendapatkan rekomendasi penghematan. Sistem mengambil data profil pengguna, data alat elektronik, data konsumsi harian, serta tarif listrik aktif. Selanjutnya, sistem mengevaluasi aturan R1 sampai R10. Apabila terdapat aturan yang terpenuhi, sistem membentuk rekomendasi sesuai kondisi pengguna. Jika tidak ada aturan spesifik yang terpenuhi, sistem memberikan rekomendasi default. Adapun aturan R1 sampai R10, dijabarkan pada tabel 3.2.

Tabel 3. 2. Aturan DSS

Kode	Parameter / Kondisi	Rekomendasi	Prioritas	Kategori
R1	daya_terpasang ≤ 900	Hindari menyalakan perangkat berdaya besar secara bersamaan	Tinggi	Daya
R2	daya_terpasang ≥ 1300	Gunakan perangkat hemat energi seperti AC inverter, kulkas inverter, dan lampu LED	Sedang	Daya
R3	estimasi_konsumsi_bulanan / jumlah_penghuni > 120	Lakukan audit penggunaan alat elektronik harian	Tinggi	Profil
R4	Nama alat mengandung AC, daya_watt > 500, dan jam_default_per_hari > 8	Gunakan timer AC dan atur suhu 24-26 derajat C	Tinggi	Alat
R5	Nama alat mengandung lampu, jumlah > 5, dan daya_watt > 15	Ganti lampu ke LED 5-10 watt	Sedang	Alat
R6	Data harian minimal 7 hari dan konsumsi	Periksa perangkat yang mungkin lupa dimatikan	Tinggi	Konsumsi

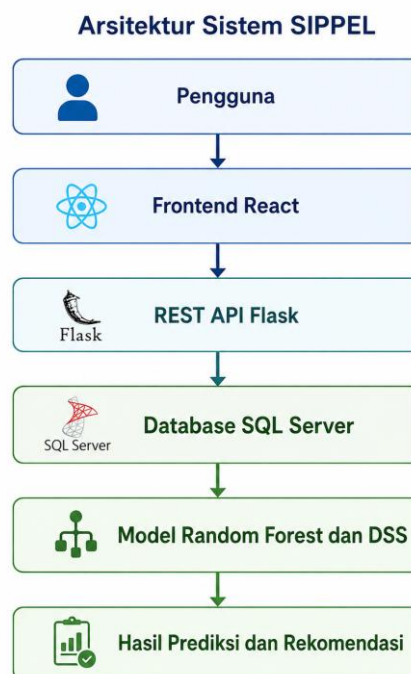
	terakhir lebih dari 1,5 kali rata-rata sebelumnya			
R7	Rata-rata konsumsi akhir pekan lebih dari 1,3 kali hari kerja	Kurangi penggunaan perangkat hiburan atau AC saat akhir pekan	Sedang	Konsumsi
R8	$\text{total_watt_alat} > 0.9 * \text{daya_terpasang}$	Hindari menyalakan banyak perangkat besar secara bersamaan	Tinggi	Daya
R9	Rekomendasi spesifik kurang dari 3	Cabut perangkat elektronik saat tidak digunakan	Rendah	Default
R10	Tidak ada aturan spesifik yang terpenuhi	Penggunaan listrik tergolong normal dan tetap perlu dipantau	Rendah	Default

Hasil rekomendasi yang dibuat oleh DSS terdiri dari kode aturan, teks rekomendasi, prioritas, kategori, dan potensi hemat apabila dapat dihitung. Rekomendasi tersebut kemudian disimpan ke database dan ditampilkan pada halaman rekomendasi pengguna.

3.4.Integrasi ke Aplikasi

Perancangan integrasi aplikasi dilakukan dengan membagi sistem menjadi frontend, backend, database, model *AI*, dan DSS. Backend dirancang menggunakan Flask sebagai REST API. Flask dipilih karena mendukung struktur modular melalui blueprint, sehingga setiap fitur dapat dipisahkan berdasarkan fungsinya.

Frontend dirancang menggunakan React.js. React digunakan untuk membangun halaman-halaman interaktif seperti dashboard, input tagihan, input alat elektronik, input pemakaian harian, halaman prediksi, rekomendasi, dan laporan. Frontend berkomunikasi dengan backend menggunakan Axios. Rancangan integrasi sistem dapat dilihat pada gambar 3.1.



Gambar 3. 3. Arsitektur SIPPEL

Database dirancang untuk menyimpan seluruh data operasional sistem, mulai dari data pengguna, tagihan, alat elektronik, pemakaian harian, hasil prediksi, hingga rekomendasi. Model *AI* digunakan untuk memprediksi biaya listrik, sedangkan DSS digunakan untuk menghasilkan rekomendasi penghematan berbasis aturan.

Sistem dapat menghitung konsumsi harian dan menjalankan prediksi hybrid. Dashboard menampilkan ringkasan tagihan, grafik konsumsi, prediksi terbaru, dan akses ke rekomendasi penghematan.

3.5. Evaluasi Hasil

Pada tahap perancangan, evaluasi sistem dibagi menjadi dua, yaitu evaluasi model *AI* dan evaluasi fungsional aplikasi. Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui kualitas prediksi *Random Forest*, sedangkan evaluasi fungsional dilakukan untuk memastikan setiap fitur aplikasi berjalan sesuai kebutuhan.

Metrik evaluasi model yang dirancang adalah MAE (*Mean Absolute Error*), RMSE (*Root Mean Square Error*), R^2 , MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), dan *accuracy percent*. MAE digunakan untuk mengukur rata-rata kesalahan absolut prediksi. RMSE digunakan untuk melihat besar kesalahan dengan penalti lebih tinggi pada error besar. R^2 digunakan untuk melihat kemampuan model menjelaskan variasi data. MAPE digunakan untuk menghitung rata-rata persentase kesalahan prediksi.

Evaluasi fungsional dirancang menggunakan *black box testing*. Metode ini dipilih karena pengujian dilakukan dari sisi pengguna, yaitu dengan memberikan input tertentu dan memeriksa apakah output sistem sesuai dengan kebutuhan.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Implementasi Pengumpulan Data

Pada tahap implementasi, sistem SIPPEL telah menyediakan fitur pengumpulan data sesuai rancangan pada Bab III. Data yang dikumpulkan berasal dari input pengguna dan digunakan sebagai dasar untuk prediksi biaya listrik serta rekomendasi penghematan energi. Pengumpulan data dilakukan melalui beberapa halaman, yaitu halaman tagihan listrik, halaman alat elektronik, halaman pemakaian harian, dan halaman profil pengguna.

Data tagihan listrik digunakan sebagai data utama prediksi. Pengguna menginput data tagihan 3 sampai 6 bulan sebelumnya, meliputi bulan, tahun, konsumsi kWh, dan biaya tagihan. Jika pengguna hanya mengetahui biaya tagihan, sistem dapat menghitung estimasi konsumsi kWh berdasarkan tarif listrik aktif. Data alat elektronik digunakan untuk mencatat perangkat yang digunakan di rumah, sedangkan data pemakaian harian digunakan untuk mencatat jam aktual penggunaan alat.

Selain data dari pengguna, sistem juga menggunakan dataset pelatihan model yang tersimpan dalam file *training_data.csv*. Dataset ini digunakan untuk membangun model *Random Forest* awal. Dataset ini berisi 2.880 baris data, terdiri dari 120 rumah tangga dengan periode data selama 24 bulan, yaitu dari Januari 2024 sampai Desember 2025. Setiap rumah tangga memiliki data tagihan bulanan, estimasi kWh, durasi pemakaian, total daya perangkat, dan jumlah perangkat aktif.

Namun, jumlah data yang digunakan untuk pelatihan model tidak langsung 2.880 baris. Setelah proses *feature engineering*, beberapa baris awal dan akhir tidak dapat digunakan karena pembentukan fitur *lag*, *rolling average*, dan target *next_month_bill*. Setelah data yang memiliki nilai kosong dihapus, jumlah data siap latih menjadi 2.040 baris. Dari jumlah tersebut, sistem menggunakan 1.632 baris sebagai data *training* dan 408 baris sebagai data *testing*.

Pada sistem berjalan, seluruh data operasional disimpan ke database SQL Server melalui backend Flask, sehingga data dapat digunakan kembali untuk riwayat, prediksi, rekomendasi, dan laporan.

4.2. Implementasi *Pre-processing* Data

Pre-processing data telah diterapkan pada backend. Pada modul tagihan, sistem memvalidasi jumlah input tagihan agar berada pada rentang 3 sampai 6 data. Sistem juga memvalidasi bulan, tahun, konsumsi kWh, dan biaya. Jika pengguna menginput biaya tanpa konsumsi kWh, sistem menghitung konsumsi kWh berdasarkan tarif aktif sesuai daya terpasang pengguna.

Pada modul pemakaian harian, sistem memvalidasi tanggal dan jam aktual. Jam aktual tidak boleh kurang dari 0 dan tidak boleh lebih dari 24. Setelah data pemakaian valid, sistem menghitung konsumsi kWh harian berdasarkan jumlah alat, daya *Watt*, dan jam aktual. Ringkasan konsumsi harian diambil melalui view `v_konsumsi_harian`.

Dalam SIPPEL, terdapat beberapa parameter model yang digunakan dan dijabarkan pada tabel 4.1.

Tabel 4. 1. Parameter Model

Komponen	Nilai
Algoritma	<i>Random Forest Regressor</i>
Target prediksi	<code>next_month_bill</code>
Jumlah fitur	17
Jumlah tress	<code>n_estimators = 500</code>
Kedalaman maksimum tree	<code>max_depth = 12</code>
Minimum split	<code>min_samples_split = 5</code>
Minimum leaf	<code>min_samples_leaf = 3</code>
Jumlah fitur per split	<code>max_features = 'sqrt'</code>
Random state	42
Pembagian data	80% <i>training</i> , 20% <i>testing</i>
Scaler	RobustScaler

Format model	.pkl menggunakan joblib
--------------	-------------------------

Feature engineering juga telah diterapkan pada modul prediksi. Fitur yang digunakan model antara lain adalah *bill_amount*, *bill_lag_1*, *bill_lag_2*, *bill_lag_3*, *bill_lag_4*, *bill_rolling_avg_3*, *bill_rolling_avg_6*, *bill_mom_change*, *estimated_kwh*, *avg_daily_kwh*, *efficiency_score*, *month_sin*, *month_cos*, *quarter*, *is_holiday_season*, *is_ramadan_effect*, dan *days_in_month*.

Fitur musiman pada model digunakan untuk membantu sistem mengenali kemungkinan perubahan pola konsumsi listrik pada bulan tertentu. Fitur *is_holiday_season* bernilai 1 apabila bulan target adalah Januari atau Desember, karena periode tersebut diasumsikan sebagai masa liburan yang dapat memengaruhi pemakaian listrik rumah tangga. Jika bulan target bukan Januari atau Desember, nilainya 0. Dalam fitur musiman ini, masih mengikuti data di tahun 2026 dalam bentuk *hardcode*.

Fitur *is_ramadan_effect* bernilai 1 apabila bulan target adalah Maret atau April. Pada sistem ini, bulan tersebut digunakan sebagai pendekatan sederhana terhadap periode Ramadan yang dapat memengaruhi pola penggunaan listrik rumah tangga, misalnya peningkatan aktivitas pada malam hari. Jika bulan target bukan Maret atau April, nilainya 0. Secara teknis, logika pembentukan fitur tersebut adalah:

```
data["is_holiday_season"] = data["month"].isin([12, 1]).astype(int)
data["is_ramadan_effect"] = data["month"].isin([3, 4]).astype(int)
```

Selain itu, sistem juga menggunakan *month_sin* dan *month_cos* untuk merepresentasikan bulan secara siklik, sehingga model dapat memahami bahwa Desember dan Januari adalah bulan yang berdekatan dalam pola waktu.

Sistem juga membentuk fitur prediksi sebelum data dikirim ke model *Random Forest*. Fitur tersebut meliputi data tagihan sebelumnya, rata-rata tagihan, perubahan tagihan bulanan, estimasi kWh, data alat elektronik, rata-rata konsumsi harian, jumlah hari dalam bulan, dan fitur musiman. Dengan *pre-processing* ini, data dari pengguna dapat diubah menjadi format numerik yang sesuai dengan kebutuhan model.

4.3. Implementasi Pengolahan Data

Pengolahan data prediksi telah diimplementasikan menggunakan model *Random Forest* Regressor. Model disimpan dalam file backend/electricity_bill_model_rf.pkl. Ketika pengguna menjalankan prediksi, backend memuat model tersebut menggunakan joblib, menyusun fitur sesuai kebutuhan model, lalu menghasilkan prediksi biaya listrik bulan berikutnya. Hasil prediksi yang dihasilkan sistem ada dalam tabel 4.2.

Tabel 4. 2. Implementasi Pengolahan Data

Output	Keterangan
predicted_next_month_bill	Estimasi biaya listrik bulan berikutnya
predicted_kWh	Estimasi konsumsi listrik dalam kWh
confidence_lower	Batas bawah estimasi biaya
confidence_upper	Batas atas estimasi biaya
bulan_target	Bulan yang diprediksi
tahun_target	Tahun yang diprediksi
metode	Metode prediksi yang digunakan
model_version	Versi model <i>Random Forest</i>

Sistem juga telah menerapkan prediksi hybrid. Jika pengguna memiliki minimal 7 data konsumsi harian, sistem menggunakan metode *hybrid_harian*. Jika data harian belum mencukupi, sistem tetap membuat prediksi dengan metode *hanya_tagihan*.

Selain prediksi, pengolahan data rekomendasi telah diterapkan menggunakan DSS berbasis aturan. Aturan R1 sampai R10 digunakan untuk menghasilkan rekomendasi berdasarkan daya terpasang, konsumsi harian, jumlah penghuni, penggunaan AC, penggunaan lampu, lonjakan konsumsi, dan risiko pemakaian daya berlebih.

4.4. Implementasi Integrasi ke Aplikasi

Integrasi sistem telah dilakukan antara frontend React, backend Flask, database SQL Server, model *Random Forest*, dan DSS. Backend menyediakan endpoint API untuk setiap modul utama. Frontend menggunakan API tersebut untuk mengirim data input, mengambil data riwayat, menjalankan prediksi, dan menampilkan rekomendasi. Endpoint utama yang telah diimplementasikan ada pada tabel 4.3.

Tabel 4. 3. Implementasi Integrasi ke Aplikasi

Endpoint	Fungsi
/api/auth	Untuk proses registrasi, login, dan autentikasi
/api/tagihan	Mengelola data tagihan listrik
/api/alat	Mengelola data alat elektronik
/api/pemakaian	Mengelola data pemakaian harian
/api/prediksi	Menjalankan dan menampilkan hasil prediksi
/api/rekomendasi	Menghasilkan dan menampilkan rekomendasi
/api/laporan	Membuat laporan pengguna
/api/admin	Mengelola data admin, user, tarif

Pada frontend, pengguna dapat melakukan proses dari awal sampai akhir melalui antarmuka web. Pengguna dapat *login*, menginput tagihan, menginput alat elektronik, mencatat pemakaian harian, melihat dashboard, menjalankan prediksi, melihat riwayat prediksi, memperoleh rekomendasi, dan mencetak laporan.

4.5. Hasil Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk melihat kemampuan teknis model *Random Forest* dalam menghasilkan prediksi biaya listrik. Evaluasi ini bukan dimaksudkan sebagai penelitian eksperimental yang komprehensif, tetapi sebagai bukti bahwa model yang digunakan dapat bekerja dan menghasilkan estimasi sesuai rancangan sistem.

Berdasarkan metadata model yang digunakan pada SIPPEL, hasil evaluasi model pada tabel 4.4.

Tabel 4. 4. Hasil Evaluasi Model

Metrik	Rumus	Hasil	Keterangan
MAE	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_i $	Rp 79.739,11	Rata-rata selisih absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi
RMSE	$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Aktual_i - Prediksi_i)^2}$	Rp 120.850,78	Besar kesalahan prediksi dengan penalti lebih besar pada error tinggi
R ² Score	$\frac{1 - SS_{res}}{SS_{total}}$	0,8635	Model mampu menjelaskan sekitar 86,35% variasi data
MAPE	$\frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left \frac{aktual_i - prediksi_i}{aktual_i} \right $	19,83%	Rata-rata persentase kesalahan prediksi
Accuracy Percent	100% - MAPE	80,17%	Nilai akurasi berdasarkan perhitungan 100% - MAPE

Nilai R² sebesar 0,8635 menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sebagian besar variasi data tagihan listrik. Nilai MAPE sebesar 19,83% menunjukkan bahwa prediksi masih memiliki selisih terhadap nilai aktual, sehingga hasil prediksi ditampilkan sebagai estimasi. Oleh karena itu, sistem juga menampilkan batas bawah dan batas atas prediksi melalui `confidence_lower` dan `confidence_upper`.

Secara fungsional, model telah berhasil diintegrasikan ke aplikasi. Sistem mampu menerima data tagihan, membentuk fitur prediksi, menentukan metode prediksi, menghasilkan estimasi biaya dan kWh, serta menyimpan hasil prediksi ke database.

4.6. Pengujian *Black box*

Pengujian sistem dilakukan menggunakan metode *black box testing*. Pengujian ini berfokus pada input dan output sistem tanpa melihat struktur kode program secara langsung. Tujuan pengujian adalah memastikan solusi teknis yang dibangun berjalan sesuai rancangan, bukan untuk melakukan validasi pasar atau penelitian eksperimen yang luas.

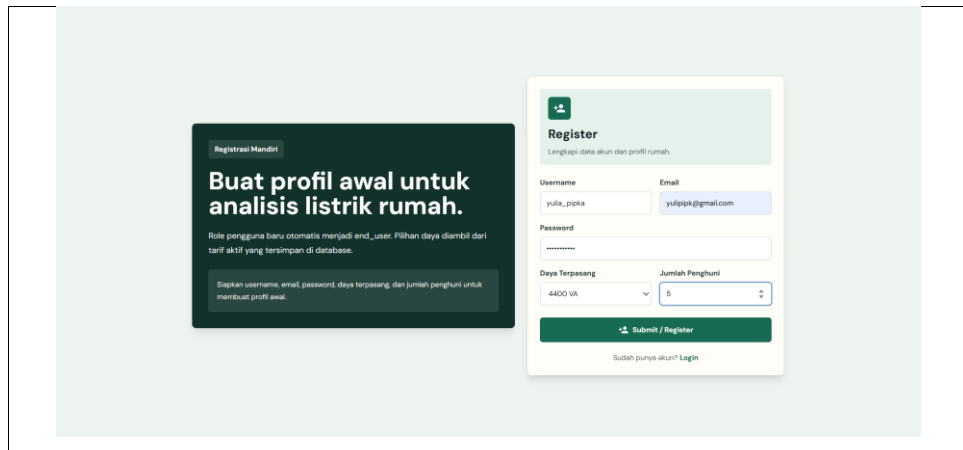
Pengujian dilakukan pada fitur utama yang digunakan pengguna, yaitu autentikasi, input tagihan, input alat elektronik, pemakaian harian, prediksi, rekomendasi, dashboard, dan laporan. Hasil pengujian dijabarkan dibawah ini.

1. Fitur Registrasi

Pengujian fitur registrasi dilakukan untuk memastikan pengguna baru dapat membuat akun dengan data yang valid. Hasil pengujian fitur registrasi ditunjukkan pada Tabel 4.5.

Tabel 4. 5. Pengujian *Black box* Registrasi

Skenario pengujian	Pengguna mengisi form registrasi dengan username, email, password, daya terpasang, dan jumlah penghuni, kemudian menekan tombol registrasi.
Hasil yang diharapkan	Sistem berhasil membuat akun baru dan menyimpan data pengguna dengan role default sebagai end_user.
Hasil pengujian	Akun pengguna berhasil dibuat dan pengguna dapat melanjutkan proses login.
Status	Berhasil
Dokumentasi	

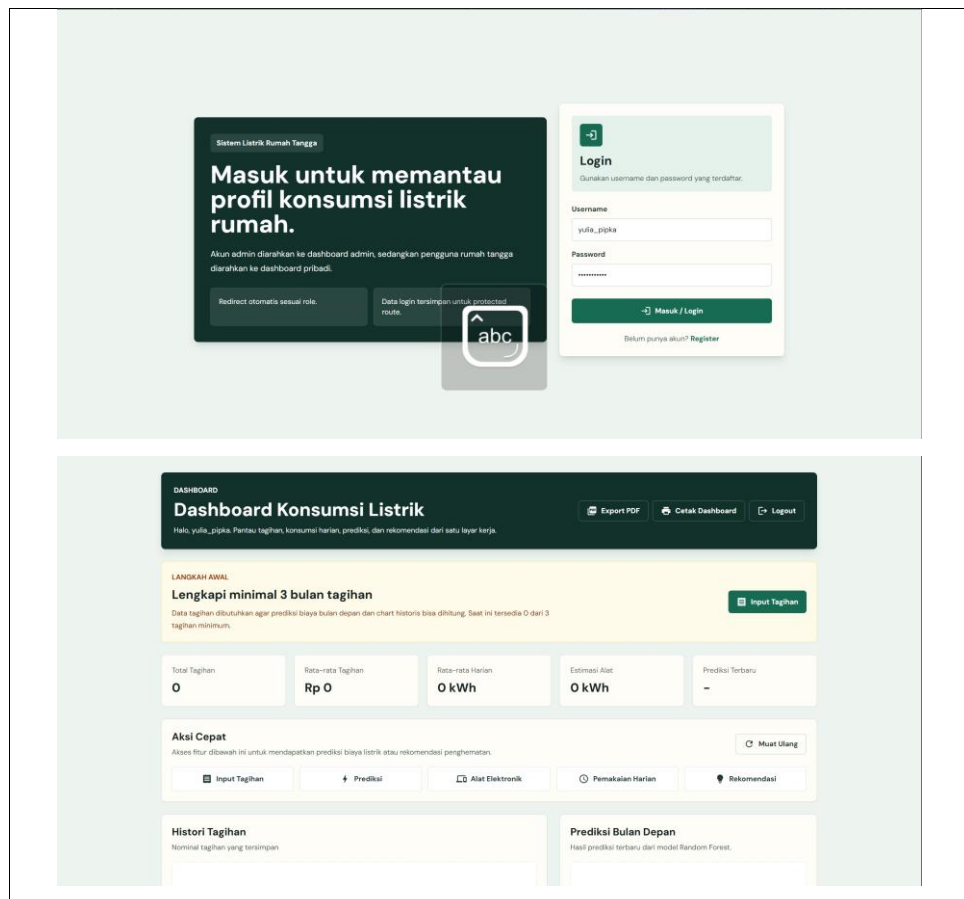


2. Fitur Login

Pengujian fitur login dilakukan untuk memastikan pengguna yang sudah terdaftar dapat masuk ke sistem menggunakan akun yang valid. Hasil pengujian fitur login ditunjukkan pada Tabel 4.6.

Tabel 4. 6. Pengujian *Black box* Login

Skenario pengujian	Pengguna memasukkan username dan password yang sudah terdaftar, kemudian menekan button Masuk / <i>Login</i>
Hasil yang diharapkan	Sistem menerima data login yang valid dan mengarahkan pengguna ke halaman dashboard.
Hasil pengujian	Pengguna berhasil masuk ke sistem dan halaman dashboard berhasil ditampilkan.
Status	Berhasil
Dokumentasi	

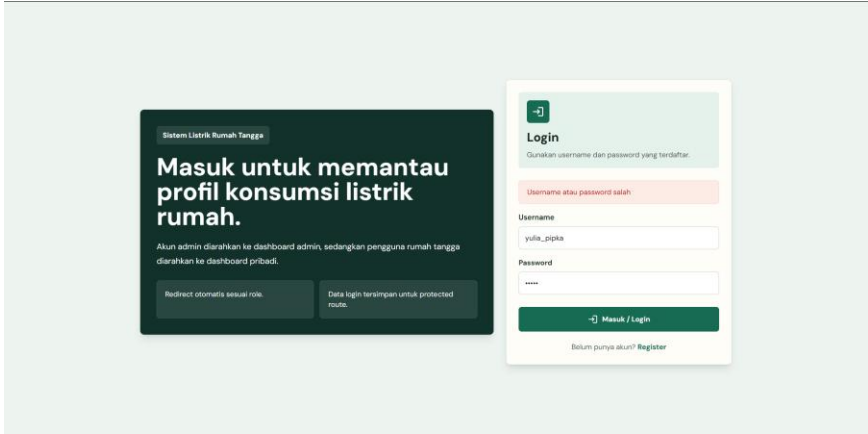


3. Fitur Login dengan Password Salah

Pengujian ini dilakukan untuk memastikan sistem dapat menolak akses apabila pengguna memasukkan password yang tidak sesuai. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.7.

Tabel 4. 7. Pengujian *Black box* Login dengan Password Salah

Skenario pengujian	Pengguna memasukkan username yang terdaftar, tetapi password yang dimasukkan salah.
Hasil yang diharapkan	Sistem menolak proses login dan menampilkan pesan kesalahan.
Hasil pengujian	Sistem tidak memberikan akses masuk dan menampilkan pesan bahwa data login tidak valid.

Status	Berhasil
Dokumentasi	
	

4. Fitur Input Data Tagihan Valid

Pengujian fitur input tagihan dilakukan untuk memastikan data tagihan listrik dapat disimpan apabila data yang dimasukkan sesuai ketentuan. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.8.

Tabel 4. 8. Pengujian *Black box* Registrasi

Skenario pengujian	Pengguna menginput data tagihan listrik sebanyak 3 sampai 6 bulan dengan bulan, tahun, konsumsi kWh, dan biaya yang valid.
Hasil yang diharapkan	Sistem berhasil menyimpan seluruh data tagihan ke database dan menampilkannya pada daftar riwayat tagihan.
Hasil pengujian	Data tagihan berhasil disimpan dan muncul pada halaman riwayat tagihan pengguna.
Status	Berhasil
Dokumentasi	

Input Data Historis Tagihan

Masukkan nominal tagihan listrik sesuai struk untuk 3 sampai 6 bulan terakhir. Data ini menjadi dasar prediksi biaya bulan berikutnya.

Total Data

0

Total Biaya Tersimpan

Rp 0

Rata-rata Tagihan

Rp 0

Input Tagihan Baru

Isi bulan, tahun, dan nominal biaya tagihan sesuai struk.

+ Tambah Baris

Bulan

Juni

Tahun

2026

Nominal Tagihan Rp

468000

Hapus

Bulan

Mai

Tahun

2026

Nominal Tagihan Rp

510000

Hapus

Bulan

April

Tahun

2026

Nominal Tagihan Rp

492000

Hapus

Simpan Tagihan

Bulan

Pilih bulan

Tahun

2026

Nominal Tagihan Rp

Contoh: 175000

Hapus

Bulan

Pilih bulan

Tahun

2026

Nominal Tagihan Rp

Contoh: 175000

Hapus

Bulan

Pilih bulan

Tahun

2026

Nominal Tagihan Rp

Contoh: 175000

Hapus

Simpan Tagihan

Riwayat Tagihan

Data tagihan yang sudah tersimpan untuk user login.

Muat Ulang

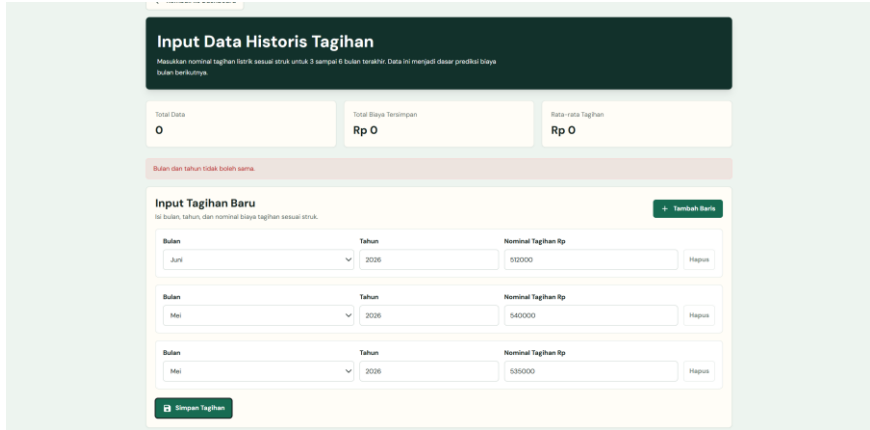
Bulan	Tahun	Estimasi kWh	Biaya	Aksi
Juni	2026	339.63 kWh	Rp 468.000	Edit Hapus
Mai	2026	347.57 kWh	Rp 510.000	Edit Hapus
April	2026	335.31 kWh	Rp 492.000	Edit Hapus

5. Fitur Input Data Tagihan Duplikat

Pengujian ini dilakukan untuk memastikan sistem tidak menerima data tagihan dengan bulan dan tahun yang sama. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.9.

Tabel 4. 9. Pengujian *Black box* Pengujian *Black box* Input Data Tagihan Duplikat

Skenario pengujian	Pengguna menginput data tagihan dengan bulan dan tahun yang sama pada lebih dari satu baris.
Hasil yang diharapkan	Sistem menolak data duplikat dan menampilkan pesan bahwa bulan dan tahun tidak boleh sama
Hasil pengujian	Data tagihan duplikat tidak tersimpan dan

	sistem menampilkan pesan validasi duplikasi bulan dan tahun.
Status	Berhasil
Dokumentasi	
	

6. Fitur Input Data Alat Elektronik

Pengujian fitur input alat elektronik dilakukan untuk memastikan pengguna dapat menyimpan data perangkat rumah tangga yang digunakan. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.10.

Tabel 4. 10. Pengujian *Black box* Input Data Alat Elektronik

Skenario pengujian	Pengguna menginput nama alat, jumlah alat, daya <i>Watt</i> , dan jam default pemakaian per hari.
Hasil yang diharapkan	Sistem berhasil menyimpan data alat elektronik dan menampilkannya pada daftar alat pengguna.
Hasil pengujian	Data alat elektronik berhasil disimpan dan tampil pada halaman daftar alat elektronik.
Status	Berhasil
Dokumentasi	

Input Alat Elektronik

Simpan daftar alat elektronik rumah, jumlah unit, daya watt, dan jam default per hari. Sistem menghitung estimasi kWh harian secara otomatis.

Jenis Alat

0

Total Unit

0

Estimasi Totalita

0 kWh/hari

Alat Elektronik di Rumah Saya

Tambahkan beberapa alat sekaligus dalam satu kali submit.

AC Sharp 1/2 PK

1

550

9

Hapus

AC Sharp 1 PK

1

700

8

Hapus

Kulkas

1

180

24

Hapus

Kipas Gantung

1

200

4

Hapus

Mesin Cuci Air 8 Kg

1

350

3

Hapus

Rice Cooker

1

180

6

Hapus

Tambah Alat

Alat Elektronik di Rumah Saya

Tambahkan beberapa alat sekaligus dalam satu kali submit.

Nama alat

1

Daya watt

Jam/hari

Hapus

Simpan Alat

Daftar Alat

Semua alat elektronik yang sudah tersimpan untuk user login.

Muat Ulang

Nama	Jumlah	Daya	Jam Default	Estimasi	Aksi
Wifi	1	70 W	24 jam	1,68 kWh	Edit Hapus
Lampu Ruang Tamu	6	10 W	9 jam	0,54 kWh	Edit Hapus
Rice Cooker	1	180 W	6 jam	0,9 kWh	Edit Hapus
Mesin Cuci Air 8 Kg	1	350 W	3 jam	1,05 kWh	Edit Hapus
Kipas Gantung	1	200 W	4 jam	0,8 kWh	Edit Hapus
Kulkas	1	180 W	24 jam	3,6 kWh	Edit Hapus
AC Sharp 1 PK	1	700 W	8 jam	5,6 kWh	Edit Hapus
AC Sharp 1/2 PK	1	550 W	9 jam	4,95 kWh	Edit Hapus

7. Fitur Input Pemakaian Harian Valid

Pengujian fitur pemakaian harian dilakukan untuk memastikan sistem dapat mencatat jam aktual penggunaan alat dan menghitung konsumsi listrik harian. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.11.

Tabel 4. 11. Pengujian *Black box* Input Pemakaian Harian Valid

Skenario pengujian	Pengguna memilih tanggal, memilih alat elektronik, dan menginput jam aktual penggunaan alat dengan nilai 0 sampai 24 jam.
Hasil yang diharapkan	Sistem berhasil menyimpan data pemakaian harian dan menghitung konsumsi kWh.
Hasil pengujian	Data pemakaian harian berhasil disimpan dan konsumsi kWh tampil pada ringkasan harian.
Status	Berhasil

42

Dokumentasi

[← Kembali ke Dashboard](#)

Input Pemakaian Harian

Lengkapi data pemakaian harian untuk mendapatkan rekomendasi pengoptimalan yang lebih akurat!

Alat Tersedia
8

Estimasi Input
19,12 kWh

Total Riwayat
0 kWh

Input Tanggal

Nilai awal jam aktual memakai jam default yang telah anda definisikan.

Tanggal Pemakaian: 06/10/2026

Alat	Jam Default	Jam Aktual	Konsumsi
WiFi 1 unit x 70 W	24 jam	24	1,68 kWh
Lampu Ruang Tamu 4 unit x 10 W	9 jam	9	0,54 kWh
Rice Cooker 1 unit x 150 W	6 jam	6	0,9 kWh
Mesin Cuci Aqua 8 Kg 1 unit x 350 W	3 jam	3	1,05 kWh

Ringkasan Harian

Total konsumsi per tanggal dari view konsumsi harian.

2026-06-10
19,12 kWh

[Masuk Utang](#)

Riwayat Pemakaian

Data jam aktual per alat yang sudah tersimpan.

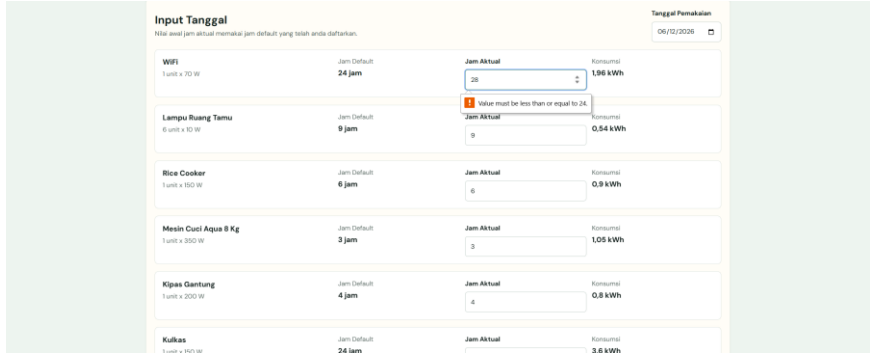
Tanggal	Alat	Jam Aktual	Konsumsi	Aksi
2026-06-10	AC Sharp 1/2 PK	9 jam	4,95 kWh	Edit Hapus
2026-06-10	AC Sharp 1 PK	8 jam	5,6 kWh	Edit Hapus
2026-06-10	Kulkas	24 jam	3,6 kWh	Edit Hapus
2026-06-10	Kipas Gantung	4 jam	0,8 kWh	Edit Hapus
2026-06-10	Mesin Cuci Aqua 8 Kg	3 jam	1,05 kWh	Edit Hapus
2026-06-10	Rice Cooker	6 jam	0,9 kWh	Edit Hapus
2026-06-10	Lampu Ruang Tamu	9 jam	0,54 kWh	Edit Hapus
2026-06-10	WiFi	24 jam	1,68 kWh	Edit Hapus

8. Fitur Input Pemakaian Harian Lebih dari 24 Jam

Pengujian ini dilakukan untuk memastikan sistem menolak input jam pemakaian yang tidak sesuai batas waktu dalam satu hari. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.12.

Tabel 4. 12. Pengujian *Black box* Input Pemakaian Harian Lebih dari 24 Jam

Skenario pengujian	Pengguna menginput jam aktual pemakaian alat lebih dari 24 jam.
Hasil yang diharapkan	Sistem menolak input dan menampilkan pesan bahwa jam aktual harus berada pada rentang 0 sampai 24 jam.
Hasil pengujian	Data pemakaian tidak tersimpan dan sistem menampilkan pesan validasi jam aktual.

Status	Berhasil
Dokumentasi	
	

9. Fitur Dashboard Pengguna

Pengujian dashboard dilakukan untuk memastikan sistem dapat menampilkan ringkasan data pengguna secara visual. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.13.

Tabel 4. 13. Pengujian *Black box* Dashboard Pengguna

Skenario pengujian	Pengguna membuka halaman dashboard setelah memiliki data tagihan, prediksi, atau pemakaian harian.
Hasil yang diharapkan	Sistem menampilkan ringkasan data, grafik konsumsi, data tagihan, dan prediksi terbaru.
Hasil pengujian	Dashboard berhasil menampilkan informasi ringkasan dan grafik sesuai data pengguna.
Status	Berhasil
Dokumentasi	

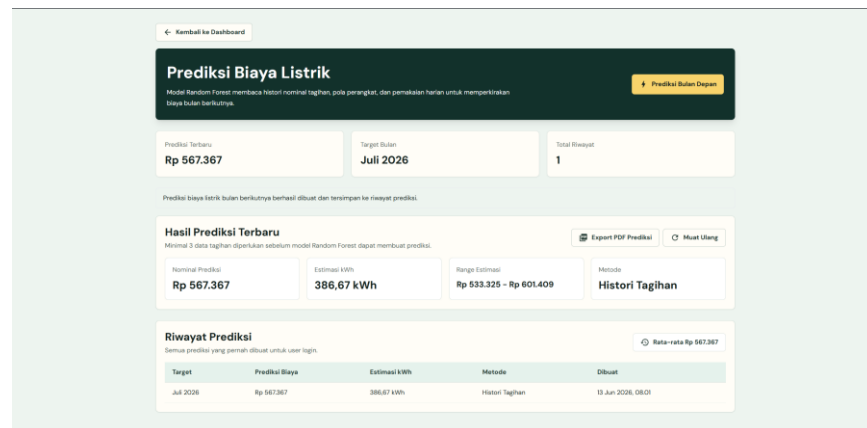
10. Fitur Prediksi Biaya Listrik

Pengujian fitur prediksi dilakukan untuk memastikan model *Random Forest* dapat dijalankan melalui aplikasi dan menghasilkan estimasi biaya listrik bulan berikutnya. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.14.

Tabel 4. 14. Pengujian *Black box* Prediksi Biaya Listrik

Skenario pengujian	Pengguna yang sudah memiliki minimal 3 data tagihan menekan tombol prediksi biaya listrik bulan berikutnya.
Hasil yang diharapkan	Sistem menjalankan model <i>Random Forest</i> dan menampilkan prediksi biaya listrik bulan berikutnya beserta estimasi kWh, bulan target, dan metode prediksi.
Hasil pengujian	Sistem berhasil menghasilkan prediksi biaya listrik bulan berikutnya dan menyimpan hasil prediksi ke riwayat prediksi.
Status	Berhasil

Dokumentasi



11. Fitur Prediksi dengan Metode Hybrid

Pengujian ini dilakukan untuk memastikan sistem menggunakan metode hybrid apabila data pemakaian harian sudah mencukupi. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.15.

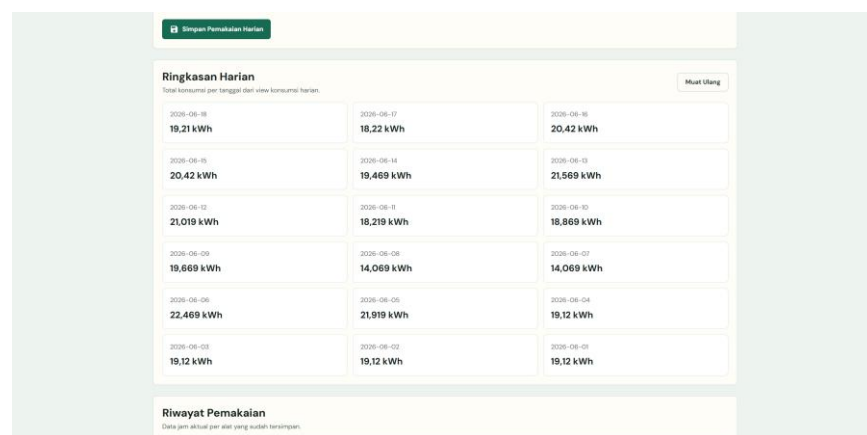
Tabel 4. 15. Pengujian *Black box* Prediksi dengan Metode Hybrid

Skenario pengujian	Pengguna menjalankan prediksi setelah memiliki minimal 7 data pemakaian harian.
Hasil yang diharapkan	Sistem menggunakan metode <i>hybrid_harian</i> ,

	yaitu menggabungkan data tagihan historis dan konsumsi harian pengguna.
Hasil pengujian	Prediksi berhasil dibuat dan sistem menampilkan metode prediksi sebagai <i>hybrid_harian</i> .
Status	Berhasil

Dokumentasi

Ringkasan harian (17 data)

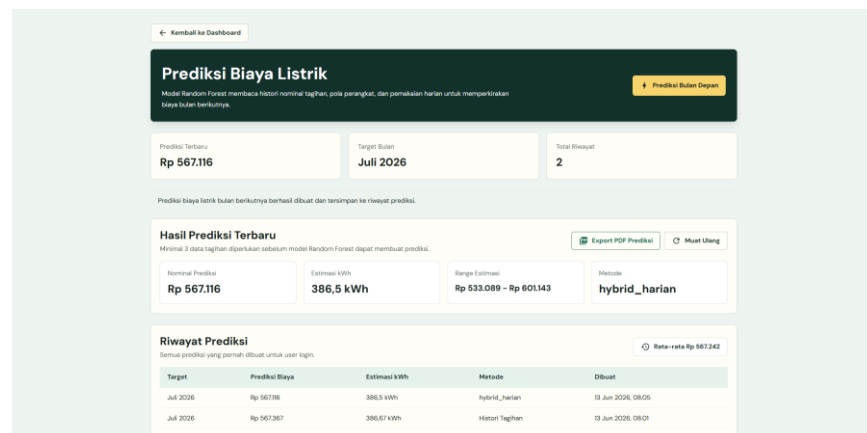


Ringkasan Harian
Total konsumsi per tanggal dari view konsumsi harian.

2026-06-08 19,21 kWh	2026-06-17 18,22 kWh	2026-06-26 20,42 kWh
2026-06-15 20,42 kWh	2026-06-14 19,469 kWh	2026-06-23 21,569 kWh
2026-06-12 21,019 kWh	2026-06-11 18,219 kWh	2026-06-20 18,869 kWh
2026-06-09 19,669 kWh	2026-06-08 14,069 kWh	2026-06-07 14,069 kWh
2026-06-06 22,469 kWh	2026-06-05 21,919 kWh	2026-06-04 19,12 kWh
2026-06-03 19,12 kWh	2026-06-02 19,12 kWh	2026-06-01 19,12 kWh

Riwayat Pemakaian
Data jam aktual per alat yang sudah tersimpan.

Hasil prediksi



Prediksi Biaya Listrik
Model Random Forest membaca histori nominal tagihan, pola perangkat, dan pemakaian harian untuk memperkirakan biaya bulan berikutnya.

Prediksi Terbaru: **Rp 567,116** | Target Bulan: **Juli 2026** | Total Riwayat: **2**

Prediksi biaya listrik bulan berikutnya berhasil dibuat dan tersimpan ke riwayat prediksi.

Hasil Prediksi Terbaru
Minimal 3 data tagihan diperlukan sebelum model Random Forest dapat membuat prediksi.

Nominal Prediksi Rp 567,116	Estimasi kWh 386,5 kWh	Range Estimasi Rp 533,089 - Rp 601,143	Metode hybrid_harian
---------------------------------------	----------------------------------	--	--------------------------------

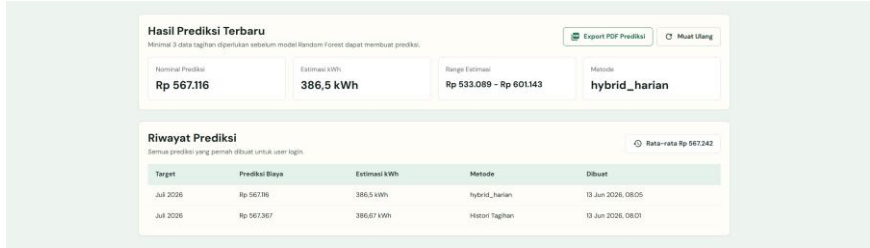
Riwayat Prediksi
Semua prediksi yang pernah dibuat untuk user login.

Target	Prediksi Biaya	Estimasi kWh	Metode	Dibuat
Juli 2026	Rp 567,116	386,5 kWh	hybrid_harian	13 Jun 2026, 08:05
Juli 2026	Rp 567,367	386,67 kWh	Histori Tagihan	13 Jun 2026, 08:01

12. Fitur Riwayat Prediksi

Pengujian riwayat prediksi dilakukan untuk memastikan hasil prediksi yang telah dibuat dapat disimpan dan ditampilkan kembali. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.16.

Tabel 4. 16. Pengujian *Black box* Riwayat Prediksi

Skenario pengujian	Pengguna membuka halaman riwayat prediksi setelah pernah menjalankan prediksi sebelumnya.
Hasil yang diharapkan	Sistem menampilkan daftar hasil prediksi yang pernah dibuat oleh pengguna.
Hasil pengujian	Riwayat prediksi berhasil ditampilkan, meliputi bulan target, tahun target, prediksi kWh, prediksi biaya, metode, dan waktu prediksi.
Status	Berhasil
Dokumentasi 	

13. Fitur Rekomendasi Penghematan

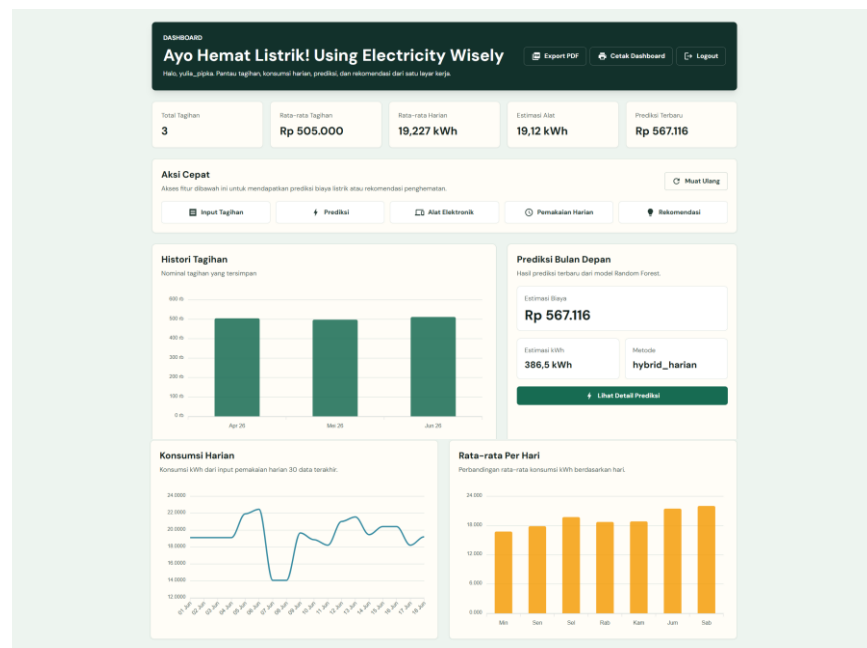
Pengujian fitur rekomendasi dilakukan untuk memastikan sistem dapat menghasilkan saran penghematan berdasarkan data pengguna. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.17.

Tabel 4. 17. Pengujian *Black box* Rekomendasi Penghematan

Skenario pengujian	Pengguna menekan tombol untuk mendapatkan rekomendasi penghematan energi.
Hasil yang diharapkan	Sistem menjalankan aturan DSS berdasarkan

	profil pengguna, data alat elektronik, konsumsi harian, dan tarif listrik, kemudian menampilkan rekomendasi penghematan.
Hasil pengujian	Sistem berhasil menampilkan rekomendasi penghematan dengan informasi prioritas, kategori, dan potensi hemat jika tersedia.
Status	Berhasil

Dokumentasi



14. Fitur Tandai Rekomendasi Sudah Diterapkan

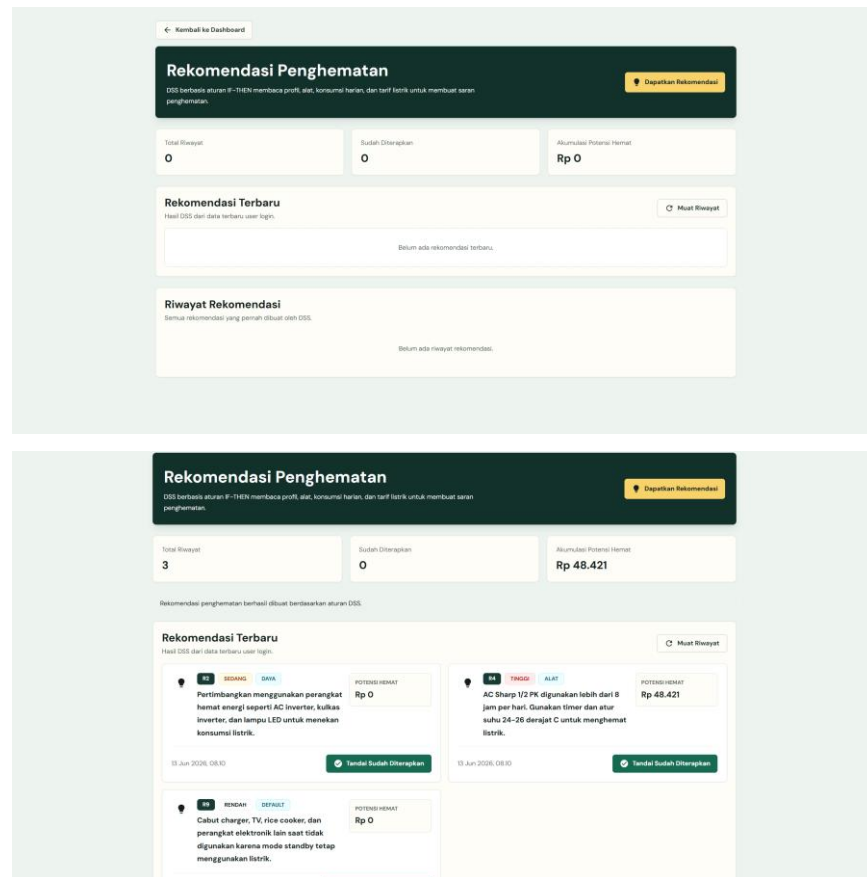
Pengujian ini dilakukan untuk memastikan pengguna dapat memperbarui status rekomendasi yang sudah dilakukan. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.18.

Tabel 4. 18. Pengujian *Black box* Tandai Rekomendasi Sudah Diterapkan

Skenario pengujian	Pengguna memilih salah satu rekomendasi, kemudian menekan tombol untuk menandai rekomendasi sebagai sudah diterapkan.
Hasil yang diharapkan	Status rekomendasi berubah menjadi sudah

	diterapkan.
Hasil pengujian	Status rekomendasi berhasil diperbarui dan sistem menampilkan perubahan status tersebut.
Status	Berhasil

Dokumentasi



15. Fitur Riwayat Rekomendasi

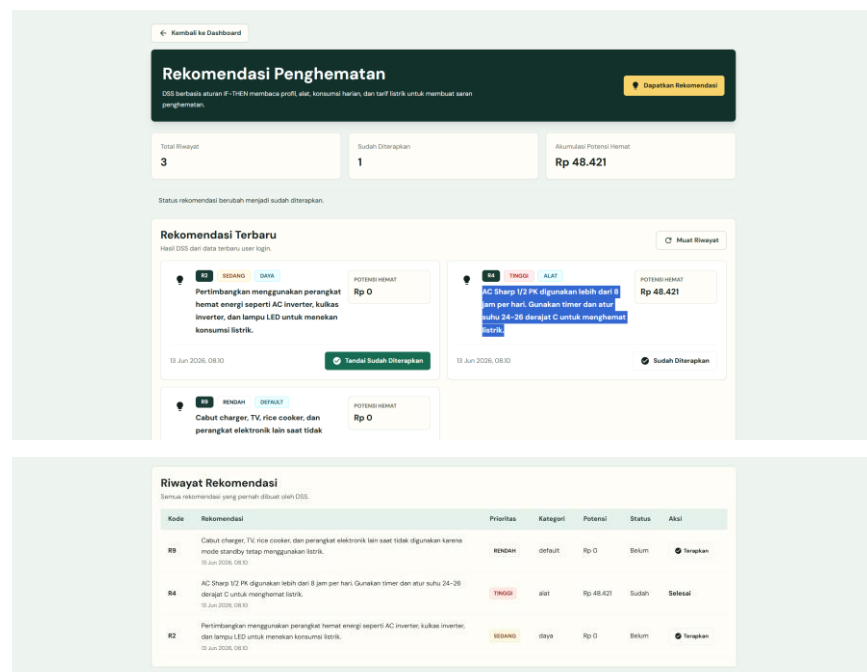
Pengujian riwayat rekomendasi dilakukan untuk memastikan rekomendasi yang pernah dibuat dapat ditampilkan kembali. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.19.

Tabel 4. 19. Pengujian *Black box* Riwayat Rekomendasi

Skenario pengujian	Pengguna membuka halaman riwayat rekomendasi setelah pernah membuat rekomendasi sebelumnya.
--------------------	---

Hasil yang diharapkan	Sistem menampilkan daftar rekomendasi yang pernah dibuat oleh pengguna.
Hasil pengujian	Riwayat rekomendasi berhasil ditampilkan beserta kategori, prioritas, potensi hemat, dan status penerapan.
Status	Berhasil

Dokumentasi



16. Fitur Cetak Laporan

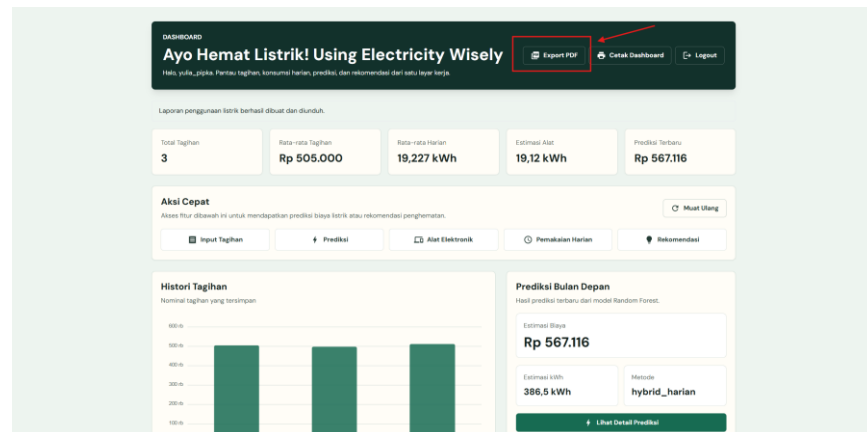
Pengujian fitur laporan dilakukan untuk memastikan sistem dapat menghasilkan laporan berdasarkan data pengguna. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.20.

Tabel 4. 20. Pengujian *Black box* Cetak Laporan

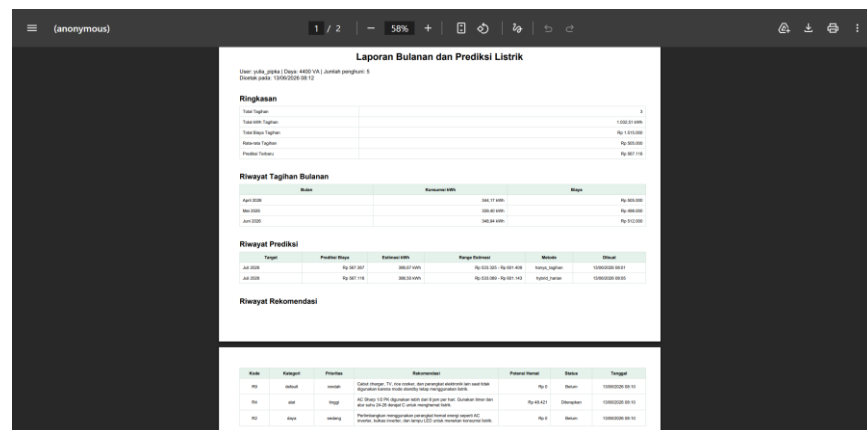
Skenario pengujian	Pengguna memilih fitur <i>Export PDF</i> untuk membuat laporan penggunaan listrik.
Hasil yang diharapkan	Sistem menghasilkan laporan berdasarkan data pengguna, seperti tagihan, prediksi, dan rekomendasi.

Hasil pengujian	Laporan berhasil dibuat dan dapat digunakan sebagai dokumentasi hasil analisis sistem.
Status	Berhasil

Dokumentasi



Hasil PDF:



Berdasarkan hasil pengujian *black box*, fitur utama SIPPEL telah berjalan sesuai kebutuhan. Sistem mampu menerima input, melakukan validasi, menyimpan data, menjalankan prediksi, menampilkan hasil prediksi, menghasilkan rekomendasi, dan menjaga akses fitur menggunakan autentikasi.

4.7. Pembahasan

Hasil implementasi menunjukkan bahwa sistem yang dibangun telah sesuai dengan rancangan pada Bab III. Data tagihan digunakan sebagai dasar prediksi, data alat elektronik dan pemakaian harian digunakan untuk mendukung analisis konsumsi, sedangkan model *Random Forest* digunakan untuk menghasilkan estimasi biaya listrik bulan berikutnya.

Fitur prediksi juga telah berjalan sesuai rancangan. Sistem dapat menentukan metode *hanya_tagihan* apabila data harian belum mencukupi, dan menggunakan metode *hybrid_harian* apabila data konsumsi harian sudah tersedia minimal 7 hari. Dengan demikian, sistem tetap dapat digunakan oleh pengguna baru maupun pengguna yang sudah rutin mencatat pemakaian harian.

DSS berbasis aturan juga telah berjalan sesuai kebutuhan. Sistem dapat memberikan rekomendasi penghematan berdasarkan kondisi aktual pengguna, seperti daya terpasang, penggunaan alat elektronik, lonjakan konsumsi, dan pola pemakaian tertentu. Rekomendasi yang diberikan bersifat praktis sehingga dapat membantu pengguna mengambil keputusan penghematan energi.

Berdasarkan hasil implementasi dan pengujian, kelebihan sistem SIPPEL dirincikan pada tabel 4.21.

Tabel 4. 21. Kelebihan SIPPEL

No	Kelebihan	Penjelasan
1	Prediksi berbasis data pengguna	Sistem menggunakan riwayat tagihan pengguna sebagai dasar prediksi
2	Mendukung metode hybrid	Prediksi dapat menggabungkan tagihan historis dan pemakaian harian
3	Rekomendasi personal	DSS menghasilkan rekomendasi berdasarkan profil dan data aktual pengguna
4	Riwayat tersimpan	Prediksi dan rekomendasi tersimpan di database
5	Validasi input	Sistem melakukan validasi pada tagihan, alat, dan pemakaian harian
6	Dashboard visual	Pengguna dapat melihat ringkasan dan grafik

		konsumsi listrik
--	--	------------------

Walaupun sistem telah berjalan sesuai rancangan, masih terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan, dalam tabel 4.22.

Tabel 4. 22. Keterbatasan SIPPEL

No	Keterbatasan	Penjelasan
1	Prediksi bersifat estimasi	Hasil prediksi tidak dapat dianggap sebagai nilai tagihan pasti
2	Akurasi bergantung pada data input	Data tagihan atau pemakaian yang tidak lengkap dapat memengaruhi hasil
3	Belum ada sensor otomatis	Pemakaian harian masih diinput manual oleh pengguna
4	Retrain model admin belum aktif penuh	Model runtime sudah tersedia, tetapi retrain dengan pipeline fitur terbaru belum diaktifkan
5	Benchmarking belum tersedia	Sistem belum membandingkan konsumsi dengan rumah tangga sejenis
6	Data tarif perlu diperbarui	Tarif listrik harus dikelola agar hasil biaya tetap relevan

Penyempurnaan sistem dapat dilakukan secara realistis sesuai ruang lingkup proyek Diploma Tiga. Beberapa pengembangan yang dapat dilakukan terdapat pada tabel 4.23.

Tabel 4. 23. Peluang Penyempurnaan

No	Kelebihan	Penjelasan
1	Mengaktifkan retrain model	Menyesuaikan pipeline retrain dengan fitur model terbaru
2	Menambah export CSV	Memudahkan pengguna mengunduh data konsumsi
3	Menambahkan	Membandingkan konsumsi dengan pengguna

	benchmarking	berdaya dan jumlah penghuni serupa
4	Menyediakan notifikasi	Memberi peringatan jika konsumsi harian melonjak
5	Integrasi sensor <i>IoT</i>	Mengurangi input manual pemakaian harian
6	Evaluasi data aktual lebih panjang	panjangMenguji model dengan data tagihan pengguna dalam periode yang lebih lama

Dengan hasil tersebut, SIPPEL dapat dikatakan telah memenuhi tujuan teknis proyek, yaitu membangun sistem prediksi biaya listrik rumah tangga dan rekomendasi penghematan energi berbasis data. Pengujian yang dilakukan membuktikan bahwa solusi berjalan sesuai rancangan, meskipun masih terdapat ruang pengembangan untuk meningkatkan akurasi, otomatisasi, dan kelengkapan fitur.

Hasil implementasi menunjukkan bahwa rancangan pada Bab III berhasil diterapkan ke dalam aplikasi SIPPEL. Data tagihan digunakan sebagai dasar prediksi, sedangkan data alat elektronik dan pemakaian harian digunakan untuk memperkuat analisis konsumsi. Model *Random Forest* berhasil digunakan untuk menghasilkan estimasi biaya listrik bulan berikutnya, sementara DSS berhasil memberikan rekomendasi penghematan yang mudah dipahami pengguna. Perbedaan utama antara metode *hanya_tagihan* dan *hybrid_harian* juga sudah berjalan. Jika data harian belum cukup, sistem tetap dapat menghasilkan prediksi berdasarkan tagihan. Jika data harian sudah tersedia minimal 7 hari, sistem menggunakan pendekatan hybrid sehingga prediksi lebih mencerminkan perilaku aktual pengguna.

Secara keseluruhan, sistem telah memenuhi tujuan proyek, yaitu menganalisis konsumsi listrik rumah tangga, memprediksi biaya listrik bulan berikutnya, dan memberikan rekomendasi penghematan energi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa fungsi utama sistem berjalan dengan baik, meskipun pengembangan lanjutan masih dapat dilakukan pada fitur retrain model, benchmarking rumah tangga sejenis, dan export data konsumsi ke CSV.

BAB V KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengembangan dan pengujian yang telah dilakukan, Proyek Akhir dengan judul Sistem Analisis Konsumsi dan Prediksi Biaya Listrik Rumah Tangga untuk Optimalisasi Penghematan Energi dengan Model *Random Forest* telah berhasil mencapai tujuan utama yang dirumuskan. Sistem SIPPEL berhasil diimplementasikan sebagai aplikasi web yang dapat membantu pengguna mencatat tagihan listrik, mencatat alat elektronik, memantau pemakaian harian, memprediksi biaya listrik bulan berikutnya, serta memperoleh rekomendasi penghematan energi.

Model *Random Forest* Regressor berhasil diterapkan untuk menghasilkan prediksi biaya listrik bulan berikutnya berdasarkan data tagihan historis dan data pendukung penggunaan listrik. Sistem juga telah mendukung metode prediksi *hanya_tagihan* dan *hybrid_harian*, sehingga prediksi dapat tetap dilakukan ketika data harian belum lengkap dan dapat menjadi lebih kontekstual ketika data pemakaian harian sudah tersedia.

Selain prediksi, sistem berhasil memberikan rekomendasi penghematan melalui Decision Support System berbasis aturan. Rekomendasi yang diberikan disesuaikan dengan kondisi pengguna, seperti daya terpasang, jumlah penghuni, daftar alat elektronik, dan pola konsumsi harian. Dengan demikian, sistem tidak hanya menampilkan estimasi biaya, tetapi juga memberikan arahan tindakan penghematan yang dapat diterapkan pengguna.

Hasil pengujian *black box* menunjukkan bahwa fitur utama sistem berjalan sesuai rancangan, meliputi registrasi, login, input tagihan, input alat elektronik, input pemakaian harian, prediksi, riwayat prediksi, rekomendasi, riwayat rekomendasi, dashboard, dan laporan. Temuan penting dari proses pengembangan adalah bahwa kualitas data input sangat memengaruhi hasil prediksi dan rekomendasi. Semakin lengkap data tagihan, alat elektronik, dan pemakaian harian yang dimasukkan pengguna, semakin baik sistem dalam memberikan estimasi dan saran penghematan.

5.2 Saran

Untuk pengembangan selanjutnya, sistem SIPPEL dapat ditingkatkan dengan menambahkan fitur *retrain* model yang terintegrasi langsung dengan *pipeline* fitur terbaru. Dengan fitur ini, model dapat diperbarui menggunakan data pengguna yang semakin bertambah, sehingga prediksi dapat menjadi lebih adaptif terhadap pola konsumsi aktual.

Sistem juga dapat dikembangkan dengan fitur *benchmarking* konsumsi listrik, yaitu membandingkan konsumsi pengguna dengan rumah tangga lain yang memiliki daya terpasang dan jumlah penghuni serupa. Fitur ini dapat membantu pengguna mengetahui apakah konsumsi listriknya tergolong normal, rendah, atau tinggi dibandingkan profil rumah tangga sejenis.

Pada sisi input data, sistem dapat ditingkatkan dengan integrasi sensor *IoT* atau *smart* meter agar pencatatan pemakaian harian tidak sepenuhnya bergantung pada input manual pengguna. Jika integrasi tersebut belum memungkinkan, sistem dapat menambahkan notifikasi pengingat input harian agar data konsumsi tetap konsisten.

Untuk implementasi di lapangan, pengguna perlu diberikan panduan singkat mengenai cara membaca tagihan listrik, mengisi data alat elektronik, dan mencatat pemakaian harian. Hal ini penting agar data yang dimasukkan lebih akurat dan hasil prediksi tidak menyimpang terlalu jauh dari kondisi sebenarnya.

Selain itu, pengelolaan tarif listrik perlu diperbarui secara berkala oleh admin agar perhitungan biaya dan potensi penghematan tetap relevan. Dan untuk prediksi *holiday* selama satu tahun, dapat menggunakan API langsung dari kalender nasional atau dikelola oleh admin, sehingga prediksi peningkatan saat musim liburan tidak bergantung pada kode dalam model.

DAFTAR PUSTAKA

- Ariyanto, H. H., Syahputra, U., & Putra, E. Y. (2026). Factors influencing green home appliance purchase intention among consumers in Riau Islands. *JMK (Jurnal Manajemen dan Kewirausahaan)*, 11(1), 212–224.
- Indarto, A. W., Pathia, Khaira, R., Wahyuni, S., & Ula, M. (2024). Perbandingan akurasi prediksi konsumsi biaya listrik rumah tangga menggunakan metode single exponential smoothing dan single moving average. *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Teknik Informatika (SENASTIKA)*, 1(1).
- International Energy Agency. (2025). Electricity. In *Global energy review 2025*. IEA. <https://www.iea.org/reports/global-energy-review-2025/electricity>
- Kamilah, N. N., & Rahman, A. (2025). Optimization of household energy use prediction using Random Forest with Genetic Algorithm feature selection. *INOVTEK Polbeng - Seri Informatika*, 10(3), 1949–1959. <https://doi.org/10.35314/zedpkg51>
- Muhtaredi. (2025). Rancang bangun smart meter listrik rumah tangga berbasis IoT dengan prediksi tagihan menggunakan algoritma Random Forest [Skripsi, Jakarta Global University]. Jakarta Global University Repository. <https://digilib.jgu.ac.id/590/>
- Red-005. (2026, June 7). Jumlah pelanggan PLN tembus 96,2 juta, bukti pemerataan listrik di Indonesia. *PONTAS.ID*. <https://pontas.id/2026/06/07/jumlah-pelanggan-pln-tembus-962-juta-bukti-pemerataan-listrik-di-indonesia/>
- Tunggal, J. D., Sitanayah, L., & Paseru, D. (2025). Smart electrical system untuk pemantauan, prediksi, dan keamanan berbasis Android [Skripsi, Universitas Katolik De La Salle Manado]. UKDLSM Repository.

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran A. Hasil *Pre-processing* Data

Lampiran hasil *pre-processing* data : [Hasil preproceasing data](#)

Lampiran B. Link Produk

Lampiran link produk : https://github.com/yuliaziliwu/electricity_household.git