



SISTEM DIAGNOSA GANGGUAN KWH METER DENGAN METODE DECISION TREE BERBASIS WEBSITE

¹⁾Azis Nurokhman, ²⁾Muhamad Fuat Asnawi, ³⁾Nur Hasanah, ⁴⁾Iman Ahmad Ihsanuddin,
⁵⁾Dimas Prasetyo Utomo

^{1,2)} Universitas Sains Al-Qur'an

¹⁾ azisnurokhman94@gmail.com

INFO ARTIKEL

Riwayat Artikel :

Diterima : 11 Juli 2026

Disetujui : 31 Juli 2026

Kata Kunci :

KWH meter, decision tree,
diagnosis gangguan, sistem
berbasis web.

ABSTRAK

KWH meter merupakan perangkat penting dalam sistem kelistrikan yang berfungsi mengukur konsumsi listrik pelanggan. Gangguan teknis pada KWH meter dapat menyebabkan ketidaktepatan pencatatan daya dan menurunkan kualitas layanan kelistrikan. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan membangun sistem diagnosis gangguan KWH meter berbasis website menggunakan metode Decision Tree. Metode pengembangan sistem menggunakan pendekatan System Development Life Cycle (SDLC) model Waterfall yang terdiri dari analisis kebutuhan, perancangan, implementasi, pengujian, dan pemeliharaan. Data gangguan diperoleh dari laporan teknisi di PT. PLN (Persero) ULP Denpasar dalam format Excel, yang kemudian digunakan untuk melatih model klasifikasi Decision Tree. Sistem ini dirancang agar dapat menerima input parameter teknis seperti tegangan, arus, dan daya, lalu mengidentifikasi jenis gangguan secara otomatis. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi rata-rata sebesar 83,08% dalam mengklasifikasikan gangguan. Sistem juga menyediakan antarmuka web yang ramah pengguna, fitur riwayat diagnosis, serta fungsi pembaruan data dan pelatihan ulang model. Dengan demikian, sistem ini dapat menjadi alat bantu diagnosis yang efektif dan dapat dikembangkan lebih lanjut untuk jenis KWH meter lainnya.

ARTICLE INFO

Article History :

Received : Jul 11., 2026

Accepted : Jul 31, 2026

Keywords:

KWH meter, decision tree, fault
diagnosis, web-based system

ABSTRACT

KWH meters are essential devices in the electrical system used to measure customer power consumption. Technical disturbances in KWH meters may cause inaccurate data recording and degrade electricity service quality. This study aims to design and develop a web-based diagnostic system for KWH meter disturbances using the Decision Tree method. The system development follows the System Development Life Cycle (SDLC) with the Waterfall model, including requirement analysis, system design, implementation, testing, and maintenance. Disturbance data were obtained from technician reports at PT. PLN (Persero) ULP Denpasar in Excel format and were used to train the Decision Tree classification model. The system accepts input of technical parameters such as voltage, current, and power, and automatically classifies the type of disturbance. Testing results show an average accuracy of 83.08% in disturbance classification. The system provides a user-friendly web interface, diagnosis history feature, and data update capabilities with automatic model retraining. Therefore, this system can serve as

an effective diagnostic tool and has the potential for further development to accommodate other KWH meter types.

1. PENDAHULUAN

Sistem kelistrikan merupakan infrastruktur vital yang menopang aktivitas rumah tangga, industri, pelayanan publik, dan sektor komersial. Transformasi menuju jaringan listrik cerdas mendorong pemanfaatan aliran informasi dua arah, otomasi, dan analitik data untuk meningkatkan efisiensi, keandalan, serta kualitas pelayanan. Dalam ekosistem tersebut, meter energi tidak lagi hanya berfungsi sebagai alat pencatat konsumsi, tetapi juga menjadi sumber data operasional yang penting untuk pemantauan dan pengambilan keputusan pada jaringan distribusi (Fang et al., 2012; Farhangi, 2010).

kWh meter digunakan untuk mengukur energi listrik yang dikonsumsi pelanggan dan menjadi dasar perhitungan tagihan. Ketidakakuratan pengukuran akibat kerusakan komponen, kegagalan komunikasi, kesalahan pembacaan, atau anomali operasi dapat merugikan pelanggan dan penyedia layanan karena memengaruhi pencatatan konsumsi serta proses penanganan gangguan. Pemanfaatan data meter secara sistematis memungkinkan proses deskriptif, prediktif, dan preskriptif dilakukan untuk mendukung pengelolaan beban dan peningkatan layanan kelistrikan (Depuru et al., 2011; Wang et al., 2019). Permasalahan tersebut juga terlihat pada PT PLN (Persero) ULP Denpasar. Data tahun 2022–2023 menunjukkan 15.089 unit kWh meter mengalami gangguan teknis, sedangkan data tahun 2023 mencatat 866 kasus gangguan pada berbagai merek kWh meter prabayar satu fasa. Gangguan yang ditemukan antara lain gagal pengisian token, layar LCD blank atau error, keypad tidak berfungsi, kWh minus, relay rusak, kerusakan fisik, dan meter terbakar atau terdampak petir (Putra, 2024; Saputra, 2024).

Keragaman gejala tersebut menunjukkan bahwa diagnosis gangguan kWh meter bukan sekadar proses mencocokkan satu gejala dengan satu penyebab. Gangguan dapat muncul akibat faktor internal, seperti kerusakan relay, keypad, LCD, terminal, dan komponen pembatas, maupun faktor eksternal, seperti petir, kondisi instalasi, manipulasi meter, dan ketidakwajaran pola konsumsi. Literatur mengenai non-technical losses dan anomali smart meter juga

menegaskan bahwa pemeriksaan manual memiliki keterbatasan biaya, waktu, konsistensi, dan kemampuan mendeteksi pola yang kompleks (Messinis & Hatzargyriou, 2018; Viegas et al., 2017). Kompleksitas penyebab dan variasi data gangguan menuntut pendekatan yang mampu mengolah atribut numerik maupun kategorikal secara terstruktur serta dapat diperbarui ketika pola gangguan baru muncul (Chuwa & Wang, 2021; Savian et al., 2021).

Salah satu pendekatan yang digunakan dalam penelusuran penyebab gangguan adalah Fault Tree Analysis (FTA), yaitu metode deduktif untuk memetakan hubungan antara kejadian puncak dan faktor penyebab melalui struktur logika. Penerapan FTA pada gangguan kWh meter membantu mengidentifikasi akar masalah dan urutan kemungkinan penyebab, tetapi penyusunan pohon sangat bergantung pada pengetahuan pakar serta aturan yang telah ditentukan sebelumnya. Ketika jumlah gejala, parameter, dan variasi kasus bertambah, sistem berbasis aturan memerlukan pemeliharaan pengetahuan yang lebih intensif agar tetap sesuai dengan kondisi lapangan (Andaresta, 2024; Liao, 2005). Oleh karena itu, dibutuhkan metode data-driven yang dapat mempelajari pola diagnosis dari data historis tanpa menghilangkan keterbacaan hasil keputusan.

Pemanfaatan machine learning pada data meter telah berkembang untuk mendeteksi kehilangan nonteknis, penyimpangan konsumsi, dan perilaku abnormal. Model supervised learning dapat mempelajari hubungan antara fitur masukan dan label gangguan sehingga proses identifikasi tidak hanya bergantung pada inspeksi manual (Buzau et al., 2019; Jokar et al., 2016). Penelitian lain menunjukkan bahwa pola konsumsi dan data meter dapat diproses dengan model yang lebih kompleks untuk meningkatkan kemampuan mendeteksi anomali, tetapi kebutuhan komputasi dan keterbatasan interpretasi model menjadi pertimbangan penting dalam implementasi operasional (Lei et al., 2020; Zheng et al., 2018). Dalam konteks diagnosis awal kWh meter, model yang ringan, dapat dijelaskan, dan mudah diintegrasikan dengan aplikasi web lebih sesuai untuk membantu teknisi maupun pelanggan.

Decision Tree merupakan algoritma klasifikasi yang membentuk aturan keputusan melalui pemisahan data secara berulang berdasarkan atribut yang paling informatif. Struktur berupa simpul, cabang, dan daun membuat hubungan antara parameter masukan dan kelas keluaran dapat ditelusuri secara langsung (Quinlan, 1986; Safavian & Landgrebe, 1991). Keunggulan tersebut penting untuk sistem diagnosis karena pengguna tidak hanya memerlukan hasil klasifikasi, tetapi juga membutuhkan dasar keputusan yang dapat dipahami. Model yang bersifat interpretable lebih mudah diaudit, divalidasi, dan dikomunikasikan kepada pengguna dibandingkan model black box, khususnya ketika hasilnya digunakan sebagai dasar tindakan teknis (Rudin, 2019; Song & Lu, 2015). Fleksibilitas Decision Tree dalam menangani data klasifikasi juga telah ditunjukkan pada berbagai domain aplikasi, baik untuk prediksi berbasis data tabular maupun sistem pendukung keputusan (Amani et al., 2024; Sarker, 2021).

Pada bidang kelistrikan, algoritma Decision Tree telah digunakan untuk mengklasifikasikan kebutuhan dan pola penggunaan daya rumah tangga. Perbandingan algoritma C4.5 dan CART memperlihatkan bahwa aturan berbasis pohon dapat mengubah data penggunaan listrik menjadi keputusan klasifikasi yang relatif mudah diinterpretasikan (Daamastuti, 2022; Song & Lu, 2015). Meskipun demikian, sebagian besar penelitian smart meter lebih banyak berfokus pada pencurian listrik, non-technical losses, atau klasifikasi pola konsumsi daripada diagnosis gangguan perangkat berdasarkan kombinasi gejala, kode pemeriksaan, tegangan, arus, dan daya. Selain itu, hasil model sering kali belum disajikan melalui sistem yang dapat digunakan langsung oleh pengguna untuk memasukkan parameter, memperoleh diagnosis, menyimpan riwayat, dan memperbarui dataset (Buzau et al., 2019; Wang et al., 2019).

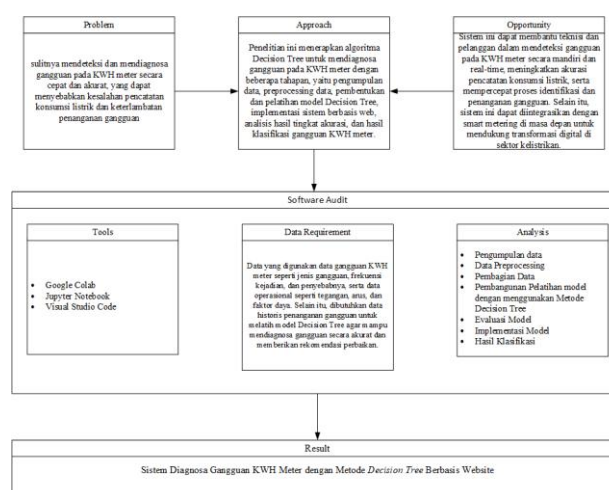
Kesenjangan tersebut mendasari perlunya pengembangan sistem diagnosis gangguan kWh meter yang menggabungkan model klasifikasi interpretable dengan layanan berbasis web. Platform web memungkinkan proses diagnosis diakses tanpa instalasi khusus, sedangkan pengelolaan dataset dan pelatihan ulang model dapat dilakukan oleh administrator ketika

terdapat tambahan kasus atau gejala baru. Integrasi pengetahuan diagnosis, data historis, model klasifikasi, dan antarmuka pengguna diharapkan dapat mempercepat identifikasi gangguan sekaligus mendukung dokumentasi hasil pemeriksaan (Liao, 2005; Sarker, 2021). Pengembangan tersebut juga sejalan dengan kebutuhan analitik smart meter yang menekankan kualitas data, kemampuan generalisasi, keamanan pengelolaan informasi, dan keberlanjutan pembaruan model (Chuwa & Wang, 2021; Wang et al., 2019).

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan merancang dan membangun sistem diagnosis gangguan kWh meter satu fasa berbasis website menggunakan metode Decision Tree. Sistem dirancang untuk menerima parameter teknis dan gejala gangguan, mengklasifikasikan jenis gangguan, menyajikan rekomendasi penanganan, menyimpan riwayat diagnosis, serta mendukung pembaruan dataset dan pelatihan ulang model. Kontribusi penelitian terletak pada integrasi model klasifikasi yang mudah dipahami dengan aplikasi web yang dapat digunakan sebagai alat bantu diagnosis awal oleh teknisi maupun pelanggan, sehingga proses deteksi dapat dilakukan secara lebih cepat, konsisten, dan terdokumentasi.

2. METODE

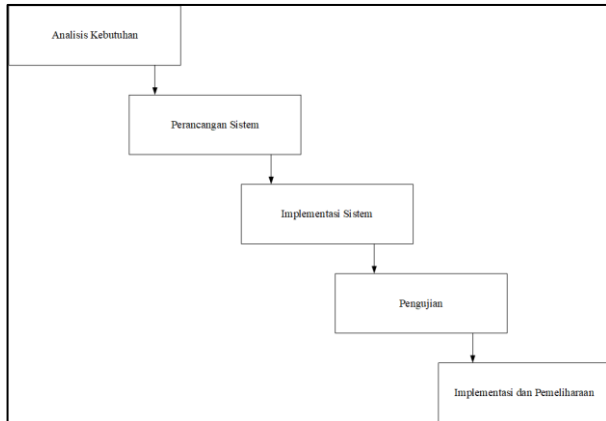
Metode pengembangan sistem ini bisa dilihat pada gambar kerangka pikir berikut ini.



Gambar 1. Kerangka Pikir

Pengembangan sistem diagnosa gangguan KWH meter dilakukan menggunakan pendekatan System Development Life Cycle

(SDLC) dengan model Waterfall. Model Waterfall dipilih karena bersifat terstruktur dan sistematis, di mana setiap tahapan dilakukan secara berurutan dan harus diselesaikan terlebih dahulu sebelum melanjutkan ke tahap berikutnya. Model ini cocok digunakan untuk pengembangan sistem berbasis web dengan kebutuhan yang telah terdefinisi secara jelas. Berikut adalah tahapan-tahapan dalam metode pengembangan sistem yang digunakan:



Gambar 2. *Waterfall*

1. Analisis Kebutuhan

Tahap awal ini bertujuan untuk mengidentifikasi kebutuhan sistem secara menyeluruh. Analisis dilakukan melalui studi literatur, wawancara teknis, dan observasi lapangan di PT. PLN (Persero) ULP Denpasar. Informasi yang diperoleh mencakup jenis gangguan KWH meter yang sering terjadi, parameter teknis yang dapat diukur (seperti tegangan, arus, dan faktor daya), serta alur kerja teknis saat mendiagnosa gangguan. Hasil dari tahap ini berupa dokumen kebutuhan fungsional dan non-fungsional sistem.

2. Perancangan Sistem (System Design)

Setelah kebutuhan sistem teridentifikasi, tahap selanjutnya adalah merancang sistem yang meliputi:

- Desain Arsitektur Sistem: Merancang struktur sistem berbasis web yang mencakup integrasi antara frontend (antarmuka pengguna), backend (logika sistem), dan model machine learning (Decision Tree).
- Desain Antarmuka (User Interface): Merancang tampilan halaman web agar mudah digunakan oleh pengguna, baik pelanggan maupun teknis.

- Desain Database: Menentukan struktur database yang menyimpan input pengguna, data gangguan, dan hasil diagnosis.
- Desain Model Decision Tree: Menyusun skema klasifikasi berdasarkan atribut-atribut teknis yang relevan untuk mengenali pola gangguan.

3. Implementasi Sistem

Tahapan ini merupakan realisasi dari desain sistem yang telah dibuat. Beberapa hal penting dalam implementasi adalah:

- Pengembangan Website: Website dibangun menggunakan framework web seperti Flask (Python) dan HTML/CSS/JavaScript untuk tampilan antar muka.
- Pembuatan Model Decision Tree: Model klasifikasi dilatih menggunakan data historis gangguan KWH meter, kemudian disimpan dalam format pickle (.pkl) agar dapat digunakan oleh sistem secara real-time.
- Integrasi Sistem: Semua komponen (website, database, dan model machine learning) diintegrasikan agar bekerja secara terpadu.

4. Pengujian (Testing)

Setelah implementasi, dilakukan pengujian untuk memastikan bahwa sistem berfungsi sebagaimana mestinya. Pengujian dilakukan dalam tiga aspek:

- Unit Testing: Menguji setiap modul secara terpisah, seperti form input, hasil diagnosis, dan proses klasifikasi.
- Integration Testing: Menguji koneksi antara antarmuka pengguna, model klasifikasi, dan database.
- User Acceptance Testing (UAT): Melibatkan pengguna akhir (teknisi dan pelanggan) untuk mengevaluasi kemudahan penggunaan dan akurasi sistem.

5. Implementasi dan Pemeliharaan (Deployment & Maintenance)

Setelah sistem dinyatakan layak, dilakukan proses deploy ke server agar dapat diakses secara online. Website diunggah ke

platform hosting dan diakses melalui jaringan lokal/internet. Tahapan ini juga melibatkan:

- Pemeliharaan Sistem (Maintenance): Perbaikan bug, update dataset, dan perbaikan fitur berdasarkan feedback pengguna.
- Evaluasi Model Berkala: Jika ditemukan penurunan akurasi atau munculnya jenis gangguan baru, model Decision Tree akan dilatih ulang menggunakan data terbaru.

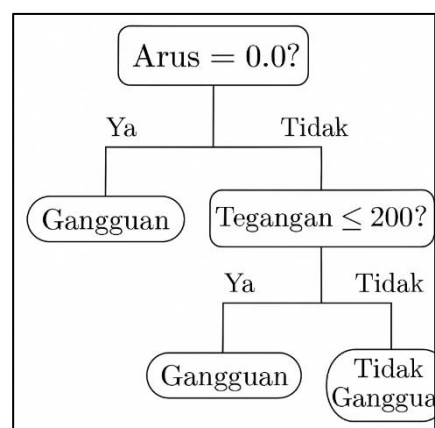
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan data merupakan tahapan awal yang krusial dalam pengembangan sistem diagnosa gangguan KWH meter berbasis website menggunakan metode *Decision Tree*. Data dalam penelitian ini dikumpulkan dari berbagai sumber resmi seperti laporan teknisi lapangan, catatan pemeriksaan meter, serta dokumen teknis yang menjelaskan kode-kode pengecekan dan gangguan yang umum terjadi pada KWH meter. Data tersebut diperoleh dalam format Excel yang terdiri dari beberapa lembar kerja (sheet), yaitu Data Gangguan, Kode Pengecekan Meter Prabayar, Gangguan Periksa, dan Gagal CT. Pada sheet Data Gangguan, dicantumkan informasi mengenai jenis gangguan seperti layar mati, sulit memasukkan token, atau keypad yang tidak berfungsi, lengkap dengan gejala yang muncul, kemungkinan penyebab, parameter pemeriksaan seperti kode error, tegangan, arus, serta solusi yang dapat dilakukan. Sheet Kode Pengecekan Meter Prabayar memuat kode dan deskripsi pengecekan standar seperti Reset APP dan Test Relay. Sementara itu, sheet Gangguan Periksa berisi hasil pengujian meter berdasarkan kode tertentu beserta interpretasinya, seperti apakah meter dalam kondisi periksa atau tidak. Terakhir, sheet Gagal CT mencatat beberapa permasalahan umum seperti kesalahan input token atau konektor meter yang longgar, lengkap dengan solusi yang dianjurkan. Semua data ini kemudian diproses dan disusun sebagai dataset yang akan digunakan dalam pelatihan dan implementasi model *Decision Tree*, serta diintegrasikan ke dalam sistem berbasis website guna mempermudah pengguna dalam mendiagnosa gangguan KWH meter secara cepat dan akurat

Tabel 3.1 Dataset

No	Tegangan (V)	Arus (A)	Daya (W)	Status Gangguan
1	220	0.0	0	Ya
2	210	0.3	63	Tidak
3	190	0.0	0	Ya
4	200	0.2	40	Tidak
5	180	0.0	0	Ya
6	215	0.4	86	Tidak
7	230	0.0	0	Ya
8	225	0.5	113	Tidak

Berikut adalah representasi teks diagram pohon keputusan (decision tree) berdasarkan data di atas:



Gambar 3. 1 Alur Decision tree

Berdasarkan hasil pengujian model menggunakan pendekatan TF-IDF dan Logistic Regression yang divalidasi dengan teknik cross-validation, diperoleh akurasi rata-rata sebesar 83.08%. Hasil ini menunjukkan bahwa sebagian besar gejala yang diberikan berhasil diprediksi sesuai dengan jenis gangguan aktual. Confusion matrix yang dihasilkan memperlihatkan bahwa sebagian besar prediksi berada di diagonal matriks, yang mengindikasikan performa klasifikasi yang cukup baik. Meskipun beberapa label seperti *Meter terbakar* dan *Pulsa gagal masuk* memiliki nilai precision dan recall sebesar 0.00 akibat keterbatasan jumlah data, sebagian besar label lainnya menunjukkan nilai precision, recall, dan f1-score yang tinggi, bahkan mencapai 1.00 untuk beberapa kategori. Hasil ini menggambarkan bahwa model mampu mengenali pola gangguan dengan cukup baik,

namun tetap perlu dilakukan evaluasi lanjutan menggunakan data uji baru atau data dunia nyata untuk memastikan kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

```

=== HASIL EVALUASI TF-IDF+LOGREG ===
Akurasi Rata-rata: 83.08 %

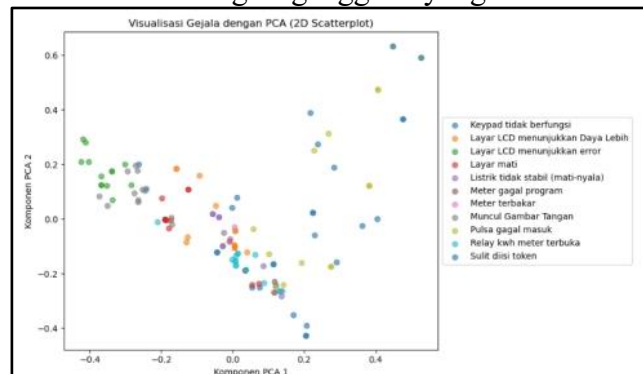
Classification Report:

```

	precision	recall	f1-score	support
Keypad tidak berfungsi	1.00	1.00	1.00	2
Layar LCD menunjukkan Daya Lebih	1.00	0.80	0.89	5
Layar LCD menunjukkan error	1.00	1.00	1.00	3
Layar mati	0.25	1.00	0.40	1
Listrik tidak stabil (mati-nyala)	1.00	1.00	1.00	1
Meter terbakar	0.00	0.00	0.00	1
Muncul Gambar Tangan	1.00	0.80	0.89	5
Pulsa gagal masuk	0.00	0.00	0.00	1
Relay kwh meter terbuka	1.00	1.00	1.00	3
Sulit diisi token	0.75	0.75	0.75	4
accuracy			0.81	26
macro avg	0.70	0.73	0.69	26
weighted avg	0.86	0.81	0.82	26

Gambar 3. 2 Pengujian Model

Selain evaluasi kuantitatif, dilakukan juga visualisasi dua dimensi menggunakan Principal Component Analysis (PCA) terhadap representasi teks hasil TF-IDF. Gambar tersebut menunjukkan distribusi gejala yang telah direduksi ke dua komponen utama, sehingga memudahkan interpretasi pola antar gejala. Setiap titik pada scatterplot mewakili satu gejala, dan warna berbeda menunjukkan kelas gangguan yang berbeda. Tampak bahwa beberapa jenis gangguan membentuk kelompok yang relatif terpisah, seperti Relay kwh meter terbuka, Layar LCD menunjukkan Daya Lebih, dan Muncul Gambar Tangan. Hal ini mengindikasikan bahwa model mampu membedakan gejala-gejala tersebut secara konsisten berdasarkan representasi teksnya. Namun, terdapat juga beberapa titik dari kelas yang berbeda yang berdekatan, menandakan adanya potensi ambiguitas atau kemiripan dalam deskripsi gejalanya. Visualisasi ini berguna untuk mengevaluasi apakah fitur yang digunakan oleh model cukup informatif dalam memisahkan kategori gangguan yang ada.



Gambar 3. 3 Visualisasi data Principal Component Analysis

3.1. Halaman Dashboard



Gambar 3. 5 Halaman Dashboard

Halaman dashboard ini dapat dilihat saat website dibuka. Di sini, pengguna akan disambut dengan tampilan sederhana dan ada tombol “Mulai Diagnosa” yang bisa langsung diklik untuk memulai proses diagnosis gangguan pada KWH meter. Halaman ini bisa diakses oleh siapa saja, baik pengguna biasa maupun admin.

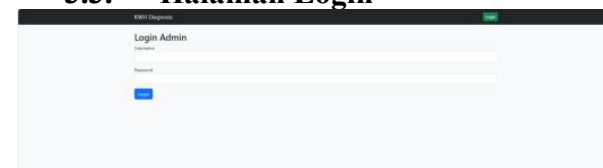
3.2. Halaman Diagnosa



Gambar 3. 6 Halaman Diagnosa

Halaman diagnosis ini adalah tempat pengguna melakukan pemeriksaan gangguan. Di halaman ini, pengguna akan memilih kategori diagnosis terlebih dahulu—seperti Gangguan Umum, Gagal CT, Kode Pengecekan Meter Prabayar, atau Gangguan Periksa. Setelah kategori dipilih, sistem akan menampilkan input tambahan sesuai kebutuhan kategori tersebut (misalnya pilihan gejala atau kode cek). Setelah pengguna mengisi formulir dan mengirimkannya, hasil diagnosis akan ditampilkan dan otomatis disimpan sebagai riwayat untuk keperluan dokumentasi.

3.3. Halaman Login

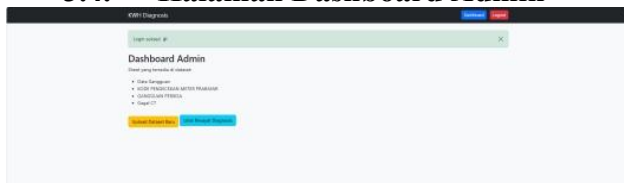


Gambar 3. 7 Halaman Login

Halaman login ditujukan khusus untuk admin. Di sini, admin harus memasukkan

username dan password yang telah ditentukan. Jika data sesuai, sistem akan menyimpan status login menggunakan session dan mengarahkan admin ke halaman dashboard. Tanpa login, pengguna tidak bisa mengakses fitur khusus seperti upload dataset atau melihat riwayat diagnosis. Ini menjadi lapisan keamanan dasar untuk membatasi akses ke fungsi penting dalam sistem.

3.4. Halaman Dashboard Admin



Gambar 3. 8 Halaman Dashboard Admin

Dashboard admin ini adalah pusat kontrol aplikasi yang hanya dapat diakses oleh admin yang sudah login. Di dalam dashboard, admin bisa melihat daftar sheet yang ada di dalam file dataset, mengunggah dataset baru, serta mengakses halaman riwayat diagnosis. Dashboard menjadi tempat bagi admin untuk mengelola dan memantau semua komponen penting dalam sistem diagnosa.

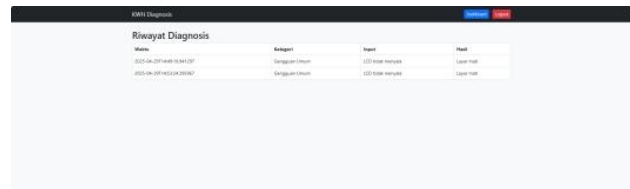
3.5. Halaman Update Data



Gambar 3. 9 Halaman Update Data

Halaman ini memungkinkan admin untuk memperbarui data yang digunakan dalam diagnosis. Setelah admin mengunggah file dataset (.xlsx) baru, sistem akan secara otomatis melakukan retraining pada model machine learning untuk diagnosis Gangguan Umum dan Gagal CT. Proses ini penting untuk menjaga akurasi sistem ketika ada data gangguan terbaru atau pembaruan gejala.

3.6. Halaman Riwayat Diagnosa



Gambar 3. 10 Halaman Riwayat Diagnosa

Semua hasil diagnosis yang dilakukan oleh pengguna akan dicatat secara otomatis dalam file riwayat diagnosis. Setiap entri mencakup waktu pemeriksaan, kategori yang dipilih, input yang dimasukkan (seperti gejala atau kode), dan hasil yang diberikan sistem. Halaman riwayat hanya bisa diakses oleh admin, dan digunakan sebagai rekam jejak serta alat evaluasi performa dan histori penggunaan website.

4. PENUTUP

4.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian mengenai perancangan sistem diagnosis gangguan KWH meter berbasis web menggunakan metode Decision Tree, dapat disimpulkan bahwa penelitian ini berhasil merancang dan membangun sebuah sistem berbasis web yang mampu mendiagnosa gangguan pada KWH meter satu fasa secara otomatis. Sistem ini dirancang untuk mengklasifikasikan jenis gangguan teknis berdasarkan parameter kelistrikan seperti tegangan, arus, dan kode error, serta memberikan informasi gangguan secara cepat dan akurat kepada pengguna. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem memiliki tingkat akurasi yang baik dalam mengklasifikasikan gangguan, sehingga dapat membantu teknisi maupun pelanggan dalam mendeteksi permasalahan sejak dini. Selain itu, metode Decision Tree terbukti efektif dalam menangani data gejala gangguan yang bersifat kategorikal dan sistematis, serta menghasilkan model diagnosis yang mudah dipahami melalui bentuk visualisasi pohon keputusan.

4.2. Saran

Untuk pengembangan penelitian di masa mendatang, disarankan agar dilakukan pengujian lanjutan dengan menggunakan data uji yang lebih beragam, sehingga model yang dikembangkan memiliki kemampuan generalisasi yang lebih kuat terhadap berbagai

jenis kasus gangguan. Selain itu, ruang lingkup sistem sebaiknya diperluas untuk mencakup diagnosis pada KWH meter tiga fasa dan segmen pelanggan non-rumah tangga seperti industri atau perkantoran. Dengan begitu, cakupan layanan sistem menjadi lebih luas dan relevan di berbagai sektor. Pengembangan fitur tambahan seperti pelaporan otomatis, notifikasi gangguan secara real-time, serta integrasi dengan sistem manajemen pengelolaan gangguan internal perusahaan juga sangat dianjurkan. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan efisiensi pemantauan serta mempercepat proses penanganan gangguan secara menyeluruh.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Amani, N. N., Martanto, M., & Hayati, U. (2024). Penggunaan algoritma Decision Tree untuk prediksi prestasi siswa di Sekolah Dasar Negeri 3 Bayalangu Kidul. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(1), 473–479.
- Andaresta, S. (2024). *Analisis gangguan kWh meter di PT PLN (Persero) ULP Taluk Kuantan dengan metode Fault Tree Analysis (FTA)* [Skripsi, Universitas Pembangunan Panca Budi]. Repository Universitas Pembangunan Panca Budi. <https://repository.pancabudi.ac.id/website/detail/28218/penelitian/analisis-gangguan-kwh-meter-di-pt-pln-persero-ulp-taluk-kuantan-dengan-metode-fault-tree-analysis-fta>
- Buzau, M.-M., Tejedor-Aguilera, J., Cruz-Romero, P., & Gómez-Expósito, A. (2019). Detection of non-technical losses using smart meter data and supervised learning. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(3), 2661–2670. <https://doi.org/10.1109/TSG.2018.2807925>
- Chuwa, M. G., & Wang, F. (2021). A review of non-technical loss attack models and detection methods in the smart grid. *Electric Power Systems Research*, 199, 107415. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2021.107415>
- Daamastuti, N. (2022). Prediksi penggunaan listrik rumah tangga menggunakan metode Decision Tree C4.5 dan CART. *JREC (Journal of Electrical and Electronics)*, 10(1), 31–40. <https://doi.org/10.33558/jrec.v10i1.4443>
- Depuru, S. S. S. R., Wang, L., & Devabhaktuni, V. (2011). Electricity theft: Overview, issues, prevention and a smart meter based approach to control theft. *Energy Policy*, 39(2), 1007–1015. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2010.11.037>
- Fang, X., Misra, S., Xue, G., & Yang, D. (2012). Smart grid—The new and improved power grid: A survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 14(4), 944–980. <https://doi.org/10.1109/SURV.2011.101911.00087>
- Farhangi, H. (2010). The path of the smart grid. *IEEE Power & Energy Magazine*, 8(1), 18–28. <https://doi.org/10.1109/MPE.2009.934876>
- Jokar, P., Arianpoo, N., & Leung, V. C. M. (2016). Electricity theft detection in AMI using customers' consumption patterns. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 7(1), 216–226. <https://doi.org/10.1109/TSG.2015.2425222>
- Lei, Y., Yang, B., Jiang, X., Jia, F., Li, N., & Nandi, A. K. (2020). Applications of machine learning to machine fault diagnosis: A review and roadmap. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 138, 106587. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2019.106587>
- Liao, S.-H. (2005). Expert system methodologies and applications—A decade review from 1995 to 2004. *Expert Systems with Applications*, 28(1), 93–103. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2004.08.003>
- Messinis, G. M., & Hatziaargyriou, N. D. (2018). Review of non-technical loss detection methods. *Electric Power Systems Research*, 158, 250–266. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2018.01.005>
- Putra, K. R. A. (2024). *Analisis gangguan pada kWh meter prabayar 1 fasa pelanggan di PT PLN (Persero) ULP Denpasar* [Tugas akhir diploma, Politeknik Negeri Bali]. Repository Politeknik Negeri Bali. <https://repository.pnb.ac.id/14169/>
- Quinlan, J. R. (1986). Induction of decision trees. *Machine Learning*, 1(1), 81–106. <https://doi.org/10.1007/BF00116251>
- Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning models for high stakes

- decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence*, 1, 206–215. <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x>
- Safavian, S. R., & Landgrebe, D. (1991). A survey of decision tree classifier methodology. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 21(3), 660–674. <https://doi.org/10.1109/21.97458>
- Saputra, P. D. (2024). *Analisis gangguan teknis kWh meter pascabayar dan prabayar di PT PLN (Persero) ULP Denpasar* [Tugas akhir diploma, Politeknik Negeri Bali]. Repository Politeknik Negeri Bali. <https://repository.pnb.ac.id/id/eprint/12536/>
- Sarker, I. H. (2021). Machine learning: Algorithms, real-world applications and research directions. *SN Computer Science*, 2, 160. <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00592-x>
- Savian, F. de S., Siluk, J. C. M., Garlet, T. B., do Nascimento, F. M., Pinheiro, J. R., & Vale, Z. (2021). Non-technical losses: A systematic contemporary article review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 147, 111205. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111205>
- Song, Y.-Y., & Lu, Y. (2015). Decision tree methods: Applications for classification and prediction. *Shanghai Archives of Psychiatry*, 27(2), 130–135. <https://doi.org/10.11919/j.issn.1002-0829.215044>
- Viegas, J. L., Esteves, P. R., Melício, R., Mendes, V. M. F., & Vieira, S. M. (2017). Solutions for detection of non-technical losses in the electricity grid: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 80, 1256–1268. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.05.193>
- Wang, Y., Chen, Q., Hong, T., & Kang, C. (2019). Review of smart meter data analytics: Applications, methodologies, and challenges. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(3), 3125–3148. <https://doi.org/10.1109/TSG.2018.2818167>
- Zheng, Z., Yang, Y., Niu, X., Dai, H.-N., & Zhou, Y. (2018). Wide and deep convolutional neural networks for electricity-theft detection to secure smart grids. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 14(4), 1606–1615. <https://doi.org/10.1109/TII.2017.2785963>