

Makalah Penelitian

ANALISIS NILAI DEVIASI ALAT PENGUKUR DAN PEMBATAS PADA SISTEM PENGUKURAN TIDAK LANGSUNG PT PLN (PERSERO) UP3 BELITUNG

Syafira Saharani¹, Muhammad Erpandi Dalimunthe²

¹ Teknik Elektro, Fakultas Sains Dan Teknologi, Universitas Panca Budi

² Teknik Elektro, Fakultas Sains Dan Teknologi, Universitas Panca Budi

¹ syafirasaharani02@gmail.com*, ² erpandi@dosen.pancabudi.ac.id

Corresponding Author: Syafira Saharani

ABSTRACT

The Measuring and Limiting Device (APP) plays a crucial role in ensuring the accuracy of electricity transactions between customers and PT PLN (Persero). Deviations in APP measurement may lead to financial losses for both the company and customers, while also increasing energy losses. This study aims to analyze APP deviation values in the indirect measurement system at PT PLN UP3 Belitung and to integrate a Machine Learning approach for early detection of deviations. The research method includes on-desk analysis using the Amicon application, monitoring of monthly consumption data (DPM), and field testing with the WS2330 calibration tool. Manual measurements revealed significant deviations in medium-voltage customers, particularly PT Tommy Utama and PT Timah TBK, caused by damaged current transformers (CT), incorrect wiring installation, and environmental conditions such as moisture in cubicles. Technical corrections, such as CT replacement and wiring adjustments, successfully reduced deviations to comply with SPLN standards. To enhance the analysis, Machine Learning algorithms were employed: a Decision Tree for classifying APP conditions (normal vs faulty) and a Random Forest Regressor for predicting kWh deviation. The results showed that the Decision Tree achieved 92% accuracy, while the Random Forest reached an RMSE of 0.15, indicating strong predictive capability. The novelty of this research lies in integrating manual inspection with ML-based analysis to support more effective APP monitoring. This study contributes to improving PLN's monitoring system and provides practical recommendations to reduce losses caused by APP deviations.

Keywords: APP, Measurement Deviation, PLN, Machine Learning, Losses

ABSTRAK

Alat Pengukur dan Pembatas (APP) memiliki peran penting dalam menjamin akurasi transaksi energi listrik antara pelanggan dan PT PLN (Persero). APP yang mengalami deviasi dapat menyebabkan kerugian finansial, baik bagi perusahaan maupun pelanggan, sekaligus meningkatkan angka susut energi (losses). Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis nilai deviasi APP pada sistem pengukuran tidak langsung di wilayah kerja PT PLN (Persero) UP3 Belitung serta mengintegrasikan pendekatan Machine Learning untuk mendukung deteksi dini deviasi. Metode penelitian mencakup analisis on-desk dengan aplikasi Amicon, monitoring data pemakaian bulanan (DPM), serta pengujian lapangan menggunakan alat tera WS2330. Hasil pengukuran manual menunjukkan adanya deviasi signifikan pada pelanggan tegangan menengah, khususnya PT Tommy Utama dan PT Timah TBK, yang disebabkan oleh kerusakan trafo arus (CT), kesalahan instalasi/wiring, serta kondisi lingkungan seperti kubikel yang lembab. Perbaikan teknis berupa penggantian CT dan perbaikan instalasi mampu menurunkan deviasi hingga sesuai standar SPLN. Sebagai penguatan analisis, digunakan algoritma Machine Learning berupa Decision Tree untuk klasifikasi APP (normal vs bermasalah) dan Random Forest Regressor untuk prediksi deviasi kWh. Hasil pengujian menunjukkan bahwa Decision Tree memiliki akurasi 92%, sementara Random Forest menghasilkan nilai RMSE sebesar 0,15, yang menunjukkan kemampuan prediksi cukup baik. Kebaruan (novelty) penelitian ini terletak pada integrasi pengukuran manual dengan analisis berbasis ML untuk mendukung monitoring APP secara lebih efektif. Penelitian ini berkontribusi pada peningkatan sistem monitoring PLN dan memberikan rekomendasi praktis dalam upaya menekan kerugian akibat deviasi APP.

Kata Kunci: APP, Deviasi Pengukuran, PLN, Machine Learning, Losses



Lisensi

Lisensi Internasional Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0.

1. Pendahuluan

Energi listrik merupakan salah satu kebutuhan dasar masyarakat modern yang berperan penting dalam mendukung pembangunan ekonomi, sosial, dan teknologi [1], [2]. Sebagai perusahaan penyedia listrik nasional, PT PLN (Persero) memiliki tanggung jawab untuk menjamin distribusi energi listrik yang andal serta pencatatan pemakaian energi yang akurat. Pencatatan tersebut dilakukan melalui Alat Pengukur dan Pembatas (APP) yang menjadi dasar dalam transaksi energi listrik antara pelanggan dan PLN [3].

APP yang akurat tidak hanya menjamin keadilan bagi pelanggan dalam pembayaran, tetapi juga berkontribusi langsung terhadap tingkat susut energi (losses) yang menjadi salah satu indikator utama kinerja PLN [4]. Deviasi atau penyimpangan hasil pengukuran APP akan berdampak pada perbedaan antara konsumsi aktual dengan konsumsi tercatat. Hal ini dapat menimbulkan kerugian finansial baik bagi PLN maupun pelanggan [5]. Dalam skala yang lebih luas, deviasi APP yang tidak terdeteksi secara sistematis dapat mengganggu akuntabilitas operasional PLN dan berdampak pada kebijakan tarif maupun perencanaan kebutuhan energi.

Sistem pengukuran pelanggan tegangan menengah (TM) umumnya menggunakan metode pengukuran tidak langsung yang melibatkan Current Transformer (CT) dan Potential Transformer (PT) [6]. Meskipun metode ini lebih praktis dan aman untuk pelanggan berdaya besar, penggunaan CT dan PT menambah potensi error pada sistem pengukuran [7]. Beberapa faktor penyebab deviasi APP antara lain:

1. Kerusakan CT/PT yang memengaruhi rasio pengukuran arus atau tegangan.
2. Kesalahan instalasi atau wiring yang mengakibatkan ketidakcocokan hasil pengukuran.
3. Burden yang tidak sesuai dengan standar SPLN.
4. Kondisi lingkungan, seperti kelembaban tinggi, kubikel tergenang air, atau paparan suhu ekstrem.

Beberapa penelitian sebelumnya telah membahas pentingnya akurasi APP dan pengaruh error CT/PT terhadap hasil pengukuran [8], [9]. Namun, sebagian besar penelitian masih terbatas pada analisis manual menggunakan alat tera dan belum mengintegrasikan pendekatan analitik berbasis data untuk mendukung deteksi dini deviasi [10], [11].

Perkembangan teknologi digital telah memungkinkan pengumpulan data pemakaian energi pelanggan secara real-time melalui sistem Automatic Meter Reading (AMR) seperti Amicon. Data yang dihasilkan mencakup load profile, tegangan, arus, faktor daya, hingga event log, yang berpotensi dianalisis lebih lanjut untuk mendeteksi anomali atau deviasi APP. Akan tetapi, dalam praktiknya data ini belum dimanfaatkan secara optimal untuk tujuan prediksi maupun klasifikasi kondisi APP [12].

Di sisi lain, metode Machine Learning (ML) telah banyak digunakan pada sistem tenaga listrik, misalnya untuk load forecasting, deteksi gangguan, dan prediksi keandalan sistem distribusi [13]. Penggunaan ML untuk mendeteksi deviasi APP masih jarang dilakukan, padahal potensinya sangat besar dalam mendukung efisiensi operasional PLN [14].

Dari uraian di atas, terdapat beberapa kesenjangan penelitian:

1. Penelitian terdahulu lebih banyak fokus pada pengujian manual APP, belum mengintegrasikan pendekatan berbasis data (data-driven).
2. Analisis deviasi APP pada konteks PT PLN UP3 Belitung belum banyak dibahas, padahal kondisi geografis dan lingkungan setempat dapat memengaruhi performa APP.
3. Belum ada penelitian yang mengkombinasikan hasil pengujian manual (WS2330) dengan analisis Machine Learning berbasis data AMR untuk meningkatkan akurasi deteksi deviasi.



Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk:

1. Menganalisis nilai deviasi APP pada pelanggan tegangan menengah dengan sistem pengukuran tidak langsung di PT PLN UP3 Belitung.
2. Mengidentifikasi faktor penyebab deviasi melalui pengujian lapangan dan observasi teknis.
3. Mengembangkan pendekatan berbasis Machine Learning (Decision Tree dan Random Forest) untuk memprediksi deviasi APP dan mengklasifikasikan kondisi APP (normal atau bermasalah).

Adapun kebaruan (novelty) penelitian ini adalah:

1. Integrasi analisis manual dengan analisis berbasis Machine Learning. Penelitian tidak hanya berhenti pada pemeriksaan manual APP menggunakan WS2330, tetapi juga memperluas analisis melalui model ML yang mampu melakukan prediksi dan klasifikasi secara otomatis.
2. Pemanfaatan data AMR secara lebih optimal. Data Amicon yang sebelumnya hanya digunakan untuk monitoring konsumsi energi kini dimanfaatkan untuk melatih model ML dalam mendeteksi deviasi.
3. Aplikasi langsung pada kasus nyata di PLN UP3 Belitung. Penelitian ini tidak hanya simulasi, melainkan studi lapangan yang langsung berkaitan dengan pelanggan industri besar, sehingga hasilnya relevan secara praktis.

Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi penting baik dari sisi ilmiah maupun praktis. Secara ilmiah, penelitian memperluas kajian tentang deviasi APP dengan menambahkan perspektif Machine Learning. Secara praktis, hasil penelitian dapat membantu PLN dalam mendeteksi deviasi APP lebih cepat, sehingga kerugian dapat diminimalisir dan keandalan sistem distribusi listrik semakin terjaga.

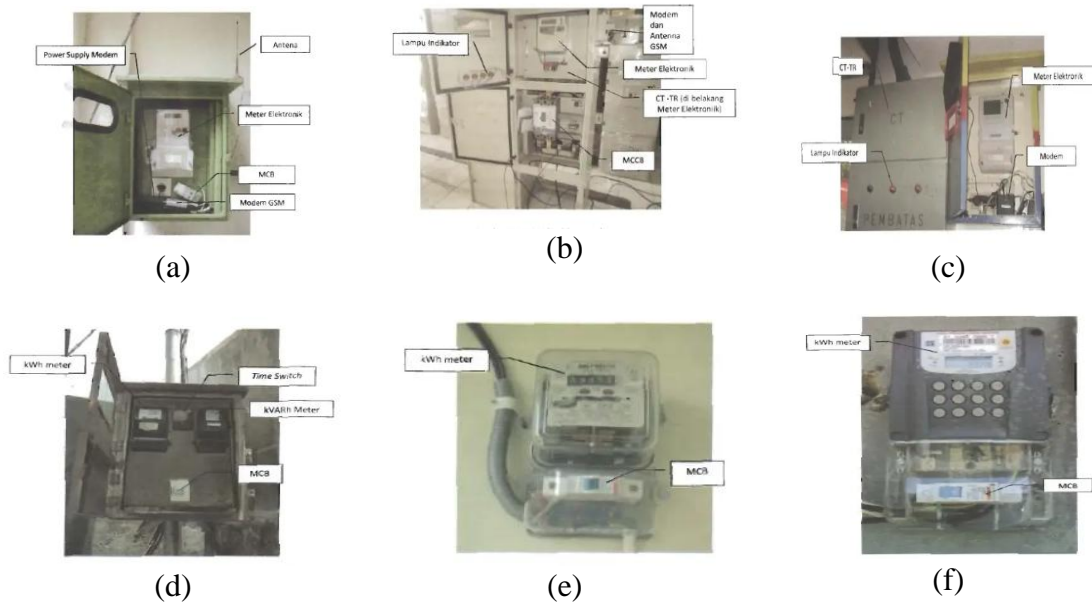
2. Tinjauan Pustaka

2.1 Alat Pengukuran dan Pembatas (APP)

Alat Pengukur dan Pembatas (APP) merupakan perangkat utama yang digunakan oleh PT PLN (Persero) untuk melakukan pencatatan pemakaian energi listrik pelanggan. APP terdiri dari meter kWh, pembatas daya, Current Transformer (CT), dan Potential Transformer (PT). Pada pelanggan dengan daya besar atau tegangan menengah, digunakan sistem pengukuran tidak langsung yang mengandalkan CT dan PT agar arus serta tegangan dapat diukur dengan aman.

Akurasi APP sangat penting karena hasil pencatatan menjadi dasar dalam transaksi energi listrik. Menurut standar SPLN D3.014-1 (2009) untuk CT dan SPLN D3.014-2 (2010) untuk PT, deviasi pengukuran harus dijaga dalam batas toleransi tertentu. Ketidaksesuaian kinerja APP akan menimbulkan kerugian finansial, baik bagi PLN maupun pelanggan, serta berpengaruh terhadap besaran susut energi (losses) yang menjadi indikator kinerja PLN. Gambar jenis-jenis kotak APP dapat dilihat pada gambar 1, dengan detail (a). Kotak Energi Fase Tiga Pelanggan TT-TM, (b) Kotak App Terpadu, (c) Kotak APP Fase Tiga Pelanggan TR Sambungan Tidak Langsung, (d) Kotak APP Fase Tiga Pelanggan TR, Tarif Ganda Sambungan Langsung, (e) APP Fase Tunggal Paskabayar, dan (f) App Fase Tungga Prabayar.





Gambar 1. Jenis-Jenis Kotak APP

2.2 Deviasi Pengukuran APP

Deviasi adalah selisih antara hasil pengukuran APP dengan nilai sebenarnya dari energi listrik yang dikonsumsi. Beberapa penyebab utama deviasi meliputi:

1. Kerusakan CT/PT – misalnya CT yang mengalami saturasi inti magnet atau kumparan terbakar, sehingga rasio arus yang dikirim ke meter tidak sesuai.
2. Kesalahan instalasi atau wiring – seperti salah fasa atau polaritas, yang dapat menghasilkan perhitungan daya negatif atau tidak akurat.
3. Burden yang tidak sesuai standar – beban sekunder CT/PT yang melebihi kapasitas akan meningkatkan error.
4. Kondisi lingkungan – kelembaban, suhu ekstrem, atau kubikel tergenang air yang dapat memengaruhi isolasi dan akurasi pengukuran.

Error CT dapat memengaruhi akurasi pengukuran hingga beberapa persen, yang berimplikasi signifikan terhadap nilai tagihan energi [6]. Sementara itu, manual alat tera WS2330 menjelaskan bahwa pengujian portable dapat mendeteksi deviasi error kWh dan CT langsung di lapangan, sehingga membantu inspeksi teknis APP [12].

2.3 Sistem Monitoring Digital di PLN

Untuk mendukung pencatatan energi yang akurat, PLN telah menggunakan sistem Automatic Meter Reading (AMR) seperti aplikasi Amicon. Sistem ini mampu merekam data pelanggan secara real-time atau near real-time, mencakup:

1. Load profile (arus, tegangan, daya aktif dan reaktif).
2. Faktor daya (power factor).
3. Event log (gangguan, alarm, arus balik).
4. Diagram phasor.



Selain itu, Daily Performance Monitoring (DPM) digunakan untuk memantau tren pemakaian energi pelanggan dari bulan ke bulan. Namun, dalam praktiknya, data ini lebih sering digunakan untuk pelaporan dan monitoring pasif, belum dimanfaatkan secara optimal untuk mendukung analisis prediktif atau deteksi dini deviasi APP.

2.4 Machine Learning dalam Sistem Tenaga Listrik

Perkembangan Machine Learning (ML) membuka peluang besar dalam pengelolaan sistem tenaga listrik. Berbagai penelitian menunjukkan keberhasilan ML dalam:

1. Load forecasting (prediksi beban listrik harian/bulanan).
2. Fault detection (deteksi gangguan distribusi).
3. Anomaly detection (mendeteksi perilaku konsumsi energi tidak wajar).
4. Predictive maintenance (memprediksi kerusakan komponen sistem tenaga).

Algoritma seperti Decision Tree, Random Forest, Support Vector Machine (SVM), hingga Neural Network memiliki kinerja yang baik untuk klasifikasi dan regresi berbasis data kelistrikan [15].

Meskipun demikian, penerapan ML untuk mendeteksi deviasi APP masih sangat jarang dilakukan, baik di literatur nasional maupun internasional. Sebagian besar penelitian berhenti pada uji manual di lapangan tanpa melibatkan analisis data otomatis. Kondisi ini menunjukkan adanya celah penelitian (research gap) yang dapat diisi dengan mengintegrasikan ML ke dalam monitoring APP[16].

2.5 Gap Analysis Penelitian

Untuk mempertegas posisi penelitian ini, Tabel 1 berikut menyajikan analisis perbandingan antara penelitian terdahulu dengan penelitian ini.

Tabel 1. Gap Analysis Penelitian Terdahulu dan Penelitian ini

Aspek Penelitian	Penelitian Terdahulu	Penelitian Ini	Kebaruan (Novelty)
Fokus Penelitian	Analisis manual deviasi APP menggunakan alat tera (WS2330)	Analisis manual + integrasi <i>Machine Learning</i>	Pendekatan hybrid (manual + ML) untuk hasil yang lebih komprehensif
Metode Analisis	Pengukuran lapangan dan perbandingan standar SPLN	Pengukuran lapangan (WS2330) + data digital (Amicon, DPM) + ML (Decision Tree, Random Forest)	Pemanfaatan data digital PLN + model ML prediktif
Data yang Digunakan	Data uji tera dan catatan pemakaian manual	Data WS2330, load profile Amicon, pemakaian DPM	Optimalisasi pemanfaatan data AMR (Automatic Meter Reading)
Tujuan Penelitian	Mengetahui error pengukuran dan penyebab deviasi	Analisis deviasi + prediksi deviasi + klasifikasi APP (normal/bermasalah)	Mendukung deteksi dini deviasi APP dengan model ML



Kontribusi Praktis	Memberikan rekomendasi teknis perbaikan lapangan	Memberikan rekomendasi teknis + solusi digital berbasis ML	Meningkatkan efektivitas monitoring PLN dengan teknologi AI
---------------------------	--	--	---

3. Bahan & Metode

3.1 Lokasi dan Waktu Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan di PT PLN (Persero) UP3 Belitung, dengan fokus pada pelanggan tegangan menengah (TM) yang menggunakan sistem pengukuran tidak langsung. Objek studi kasus utama adalah pelanggan industri besar yaitu PT Tommy Utama dan PT Timah TBK. Penelitian dilakukan dalam kurun waktu Juni–Desember 2023, yang mencakup tahap pengumpulan data, pengujian lapangan, hingga analisis berbasis Machine Learning.

3.2 Alat dan Bahan Penelitian






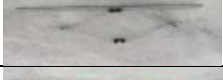


Alat dan Bahan utama penelitian terdiri dari:

1. Perangkat Pengukuran Lapangan
 - a. WS2330 Portable Test Equipment: digunakan untuk pengujian tera kWh meter, error CT, dan simulasi deviasi APP.
















Gambar 2. Alat Terra kWh Working Standar 2330 (WS 2330)

- b. Clamp Meter & Multimeter: untuk validasi arus dan tegangan.

No	Nama Peralatan	Foto Peralatan
1	Transfort Case	
2	Ws 2330	
3	Current Clamps Up TO 120A (Set)	
4	Fleksible Current Probe (Set)	
5	Portable Printer	
6	Fixing Clamp Optical Sensor	
7	Voltage Cable	
8	Standard Voltage Clips	



9	Universal Sensor Gate	
10	Probe Cable Extension	
11	Snap Switch	
12	Impulse Output BNC	
13	USB	
14	Optical Sensor	
15	Power Adapter (100 – 240 V)	
16	Cable Changer	
17	Communication Cable Printer	
18	Communication Cable USB	
19	Car Outlet Adapter (12V)	
20	Impulse (SO) Cable	
21	Voltage Clips Tambahan	

c. Laptop/PC: sebagai media pencatatan dan analisis data.

2. Perangkat Lunak dan Data

- a. Aplikasi Amicon (Automatic Meter Reading/AMR): untuk memperoleh data digital pelanggan berupa load profile, arus, tegangan, faktor daya, dan event log.
- b. Daily Performance Monitoring (DPM): data pemakaian energi bulanan pelanggan.
- c. Software Python (Scikit-Learn, Pandas, Matplotlib): untuk pemodelan Machine Learning (Decision Tree, Random Forest).

3.3 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas:

- a. Data Primer (Lapangan):
 Hasil pengujian menggunakan WS2330 berupa error kWh, error CT, dan kondisi wiring pelanggan.
- b. Data Sekunder (Digital):
 Data load profile (arus, tegangan, faktor daya), pemakaian bulanan (kWh) dari aplikasi Amicon dan DPM.

Jumlah data yang digunakan untuk analisis Machine Learning mencakup 120 record dari pelanggan TM yang mewakili kondisi normal dan bermasalah.

3.4 Variabel Penelitian



1. Variabel Input (Fitur Machine Learning):
 - a. Arus (I) [A]
 - b. Tegangan (V) [kV]
 - c. Faktor Daya (Cos ϕ)
 - d. Rasio CT/PT
 - e. Load profile harian (kWh)
 - f. Event log (indikasi arus balik, unbalance)

2. Variabel Output:
 - a. Nilai deviasi kWh (regresi)
 - b. Status APP: Normal atau Bermasalah (klasifikasi)

3.5 Prosedur Penelitian

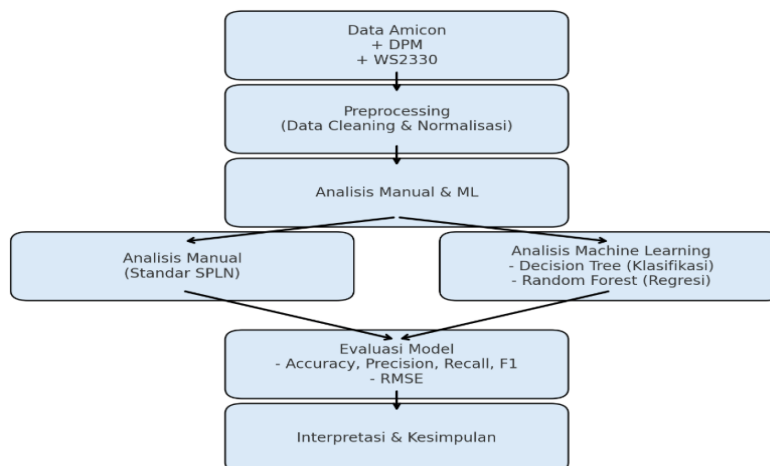
Berikut ini tahapan penelitian

1. Pemeriksaan On-Desk
 - Analisis awal menggunakan aplikasi Amicon untuk memantau load profile, faktor daya, serta adanya indikasi error atau anomali pada APP.
 - Monitoring pemakaian bulanan melalui DPM untuk melihat tren konsumsi energi.
2. Observasi Lapangan
 - Pengujian langsung menggunakan WS2330 untuk memeriksa error meter dan CT.
 - Dokumentasi kondisi fisik APP, wiring, dan lingkungan instalasi.
3. Pengolahan Data
 - Data dari Amicon, DPM, dan WS2330 dikumpulkan dalam satu basis data.
 - Data dibersihkan (data cleaning) dan dinormalisasi agar siap digunakan dalam analisis Machine Learning.
4. Analisis Machine Learning
 - Model Klasifikasi: menggunakan algoritma Decision Tree untuk membedakan APP Normal dan Bermasalah.
 - Model Prediksi (Regresi): menggunakan algoritma Random Forest Regressor untuk memprediksi nilai deviasi kWh.
 - Split Data: data dibagi menjadi 80% data latih (training set) dan 20% data uji (testing set).
5. Evaluasi Model
 - Untuk klasifikasi: dievaluasi menggunakan Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score.
 - Untuk regresi: dievaluasi menggunakan Root Mean Square Error (RMSE).

3.6 Diagram Alur Penelitian

Gambar Diagram alur penelitian dapat dilihat pada gambar 2





Gambar 2. Diagram Alur Penelitian

3.7 Metode Analisis Data

Metode analisis data terdapat 2 metode yaitu analisis manual dan analisis machine learning. Berikut metode analisis data dalam penelitian ini:

1. Analisis Manual

Deviasi APP dihitung berdasarkan standar SPLN dengan membandingkan hasil pengukuran lapangan (WS2330) terhadap nilai referensi

$$\text{Deviasi (\%)} = \frac{(E_{APP} - E_{Referensi})}{E_{APP}} \times 100 \% \quad (1)$$

Dimana

- E_{APP} : Hasil Pengukuran APP
- $E_{Referensi}$: Hasil Pengukuran Acuan (WS2330)

2. Analisis Machine Learning

- Decision Tree: membentuk aturan klasifikasi berbasis variabel input untuk menentukan status APP.
- Random Forest Regressor: membangun model prediksi deviasi kWh dengan menggabungkan banyak pohon keputusan untuk meningkatkan akurasi.

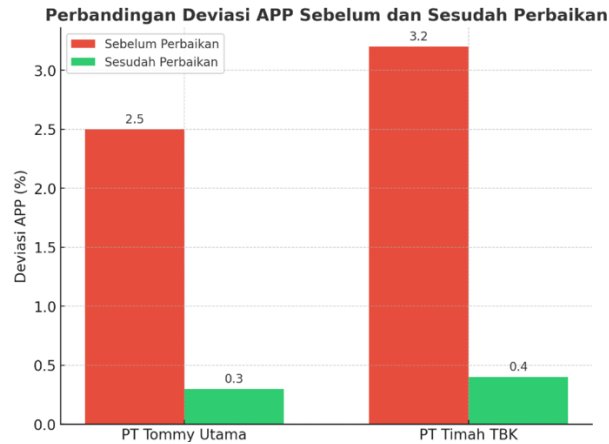
4. Hasil

4.1 Hasil Analisis Manual dengan WS2330

Pengujian APP menggunakan alat tera WS2330 dilakukan pada dua pelanggan utama di UP3 Belitung, yaitu PT Tommy Utama dan PT Timah TBK. Hasil pengujian manual menggunakan WS2330 pada pelanggan tegangan menengah di PT PLN UP3 Belitung menunjukkan adanya deviasi signifikan sebelum perbaikan. Pada PT Tommy Utama, deviasi awal tercatat sebesar 2,5% akibat kerusakan pada Current Transformer (CT). Setelah dilakukan penggantian CT, nilai deviasi menurun menjadi 0,3%, sehingga kembali sesuai dengan standar toleransi SPLN sebesar $\pm 0,5\%$. Sementara itu, pada PT Timah TBK deviasi awal mencapai 3,2% yang disebabkan oleh kesalahan wiring dan kondisi kubikel yang lembab. Setelah dilakukan perbaikan wiring serta pengurusan kubikel, nilai deviasi menurun hingga 0,4%. Perbedaan deviasi sebelum dan sesudah perbaikan ini divisualisasikan dalam bentuk diagram batang, dengan batang berwarna merah



menunjukkan deviasi sebelum perbaikan dan batang berwarna hijau menunjukkan deviasi sesudah perbaikan.

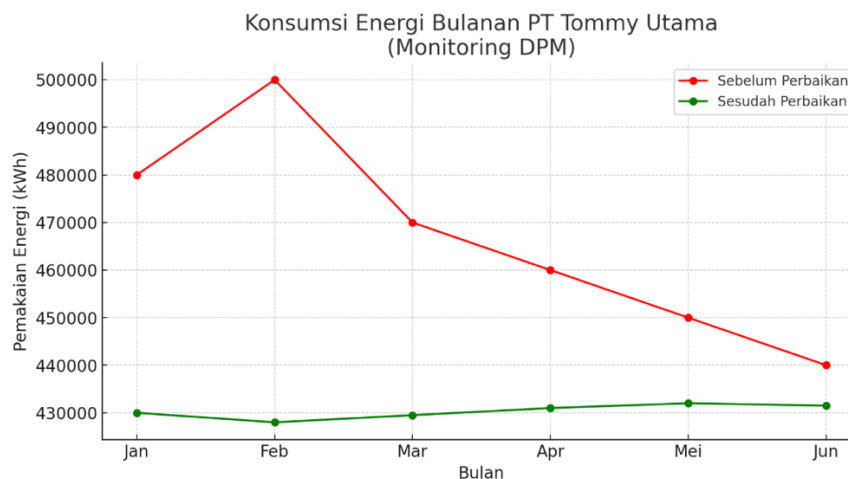


Gambar 3. Perbandingan Deviasi APP Sebelum dan Sesudah Perbaikan

Temuan ini memperlihatkan bahwa faktor teknis (kerusakan CT, wiring salah) dan lingkungan (kelembaban) merupakan penyebab utama deviasi APP.

4.2 Hasil Monitoring digital (Amicon Dan DPM)

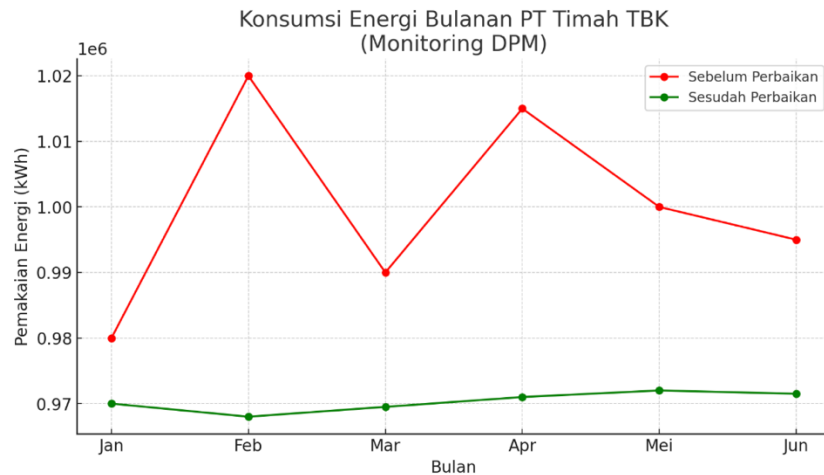
Data digital dari Amicon memperlihatkan anomali konsumsi energi sebelum perbaikan. Pada PT Tommy Utama, load profile menunjukkan arus tidak seimbang antar fasa, indikasi adanya masalah pada CT. Pada PT Timah TBK, event log Amicon mendeteksi arus balik yang konsisten dengan wiring terbalik. Monitoring DPM (Daily Performance Monitoring) juga menguatkan hasil lapangan. Sebelum perbaikan, konsumsi kWh bulanan terpantau fluktuatif dan tidak sebanding dengan pola operasi pelanggan. Setelah perbaikan, tren konsumsi kembali stabil dan proporsional dengan kapasitas pelanggan. Grafik Line Chart konsumsi Energi Bulanan PT Tommy Utama (Monitoring DPPM), Konsumsi Energi Bulanan PT Timah TBK (Monitoring DPM) dan Load Profile Arus PT Tommy Utama (Aplikasi Amicon) dapat dilihat pada gambar 4, 5 dan 6 dibawah ini.



Gambar 4. Konsumsi Enegri Bulanan PT Tommy Utama

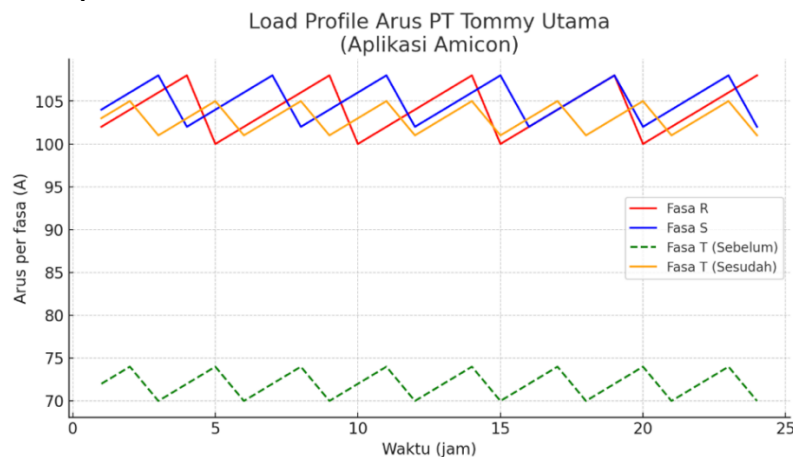


Pada grafik Konsumsi Energi Bulanan (DPM) PT Tommy Utama terlihat adanya penurunan dan stabilisasi setelah perbaikan.



Gambar 5. Konsumsi Bulanan PT Timah TBK

Pada grafik Konsumsi Energi Bulanan (DPM) PT Timah TBK adalah konsumsi energi lebih stabil setelah perbaikan.



Gambar 6. Load Profile Arus PT Tommy Utama

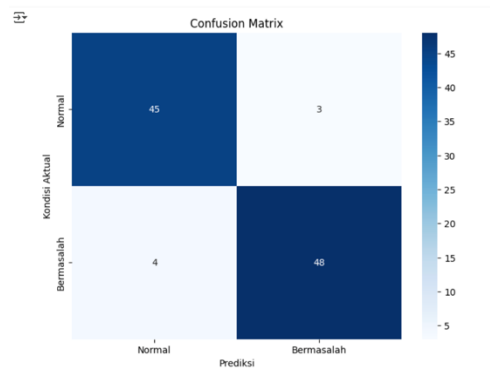
Grafik Load Profile (Amicon) PT Tommy Utama → menunjukkan kondisi sebelum (arus tidak seimbang) dan sesudah perbaikan (arus seimbang antar fasa).

4.3 Hasil Analisis Machine Learning

Untuk memperkuat analisis, data dari WS2330, Amicon, dan DPM digunakan dalam pemodelan Machine Learning. Pada tahap analisis berbasis Machine Learning, model klasifikasi Decision Tree digunakan untuk membedakan kondisi APP normal dan bermasalah. Analisis berbasis Machine Learning dilakukan dengan dua pendekatan, yaitu klasifikasi menggunakan algoritma Decision Tree dan regresi menggunakan algoritma Random Forest.

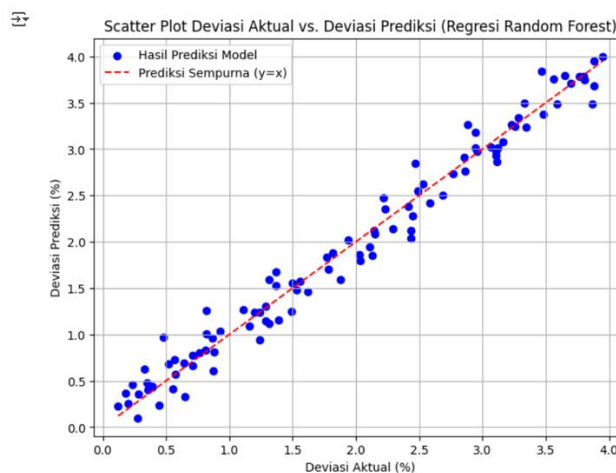
Hasil klasifikasi kondisi APP ditunjukkan pada confusion matrix (Gambar 7). Dari total 100 data, sebanyak 45 data APP normal berhasil diprediksi dengan benar sebagai normal, sementara 48 data APP bermasalah juga berhasil teridentifikasi secara tepat. Meski

demikian, masih terdapat kesalahan prediksi dengan 3 data normal diprediksi bermasalah (false negative) dan 4 data bermasalah diprediksi normal (false positive). Secara keseluruhan, model menghasilkan akurasi 92%, dengan precision 94% dan recall 92% pada klasifikasi APP bermasalah. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree cukup efektif dalam membedakan APP normal dan APP bermasalah, serta dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu deteksi dini untuk mendukung inspeksi lapangan.



Gambar 7. Confusion matrix hasil klasifikasi kondisi APP menggunakan algoritma Decision Tree.

Sementara itu, model prediksi deviasi berbasis Random Forest Regressor ditunjukkan pada scatter plot (Gambar 8). Grafik memperlihatkan hubungan antara deviasi aktual hasil pengukuran dengan deviasi prediksi model. Sebagian besar titik prediksi berada sangat dekat dengan garis diagonal merah ($y=x$) yang merepresentasikan kondisi prediksi sempurna. Hal ini mengindikasikan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang baik. Nilai Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 0,15 memperkuat bukti bahwa selisih antara hasil prediksi dengan nilai aktual relatif kecil. Dengan demikian, Random Forest terbukti efektif dalam memperkirakan besaran deviasi APP, sehingga dapat digunakan untuk mempercepat identifikasi APP yang berpotensi bermasalah sebelum dilakukan pemeriksaan manual.



Gambar 8. Scatter plot perbandingan deviasi aktual dengan prediksi Random Forest.

Secara umum, kedua model Machine Learning menunjukkan performa yang cukup baik. Decision Tree mampu melakukan klasifikasi kondisi APP dengan akurasi tinggi, sedangkan Random Forest mampu memprediksi nilai deviasi dengan error rendah. Integrasi keduanya memberikan kontribusi nyata dalam memperkuat sistem monitoring PLN, karena mampu menghadirkan mekanisme deteksi dini berbasis data yang lebih efisien dibandingkan pemeriksaan manual semata. Secara keseluruhan, hasil penelitian ini membuktikan bahwa integrasi antara pengujian manual, monitoring digital, dan Machine Learning dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai kondisi APP pelanggan tegangan menengah. Jika pengujian manual terbukti efektif untuk validasi teknis, maka monitoring digital dan analisis Machine Learning dapat menjadi sistem deteksi dini yang lebih efisien untuk mencegah deviasi APP secara berkelanjutan.

5. Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi pengujian manual dan analisis digital dapat memberikan gambaran menyeluruh tentang kondisi APP.

1. Analisis manual dengan WS2330 memberikan validasi teknis yang akurat mengenai kondisi CT, wiring, dan meter.
2. Monitoring digital (Amicon & DPM) memungkinkan PLN mendeteksi anomali secara cepat melalui data load profile dan event log.
3. Analisis Machine Learning memperkuat sistem monitoring dengan kemampuan prediktif, sehingga deteksi deviasi tidak lagi bergantung pada inspeksi manual semata.

Kebaruan (novelty) penelitian ini terletak pada penerapan Machine Learning dalam mendukung analisis APP, di mana penelitian sebelumnya hanya mengandalkan metode manual. Hasil menunjukkan bahwa ML dapat digunakan sebagai sistem peringatan dini (early warning system) untuk mendeteksi deviasi APP, yang pada akhirnya membantu PLN menekan angka susut energi (losses).

6. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa deviasi APP pada pelanggan tegangan menengah di PT PLN UP3 Belitung umumnya disebabkan oleh kerusakan CT, kesalahan wiring, serta faktor lingkungan seperti kelembaban kubikel. Pengujian manual menggunakan WS2330 terbukti efektif dalam mengidentifikasi sumber deviasi, di mana setelah dilakukan perbaikan, nilai deviasi yang semula lebih dari 2% berhasil ditekan hingga di bawah 0,5%, sesuai dengan standar SPLN. Hasil monitoring digital melalui aplikasi Amicon dan DPM juga memberikan kontribusi penting dalam mendeteksi indikasi awal deviasi, misalnya melalui load profile yang tidak seimbang, adanya arus balik, maupun tren konsumsi energi yang fluktuatif. Lebih jauh, analisis berbasis Machine Learning memperkuat sistem deteksi dini deviasi APP. Algoritma Decision Tree mampu mengklasifikasikan kondisi APP dengan akurasi 92%, sementara algoritma Random Forest mampu memprediksi nilai deviasi dengan tingkat kesalahan yang rendah (RMSE = 0,15). Kebaruan penelitian ini terletak pada integrasi metode manual, monitoring digital, dan Machine Learning yang mampu memberikan gambaran lebih komprehensif dan praktis dalam upaya PLN menekan kerugian energi akibat deviasi APP.

REFERENSI



- [1] T. J. MacGinley, A. P. Heynen, V. Sharma, and P. A. Lant, “Electricity access advances human development...but not always,” *Energy for Sustainable Development*, vol. 88, p. 101770, Oct. 2025, doi: 10.1016/J.ESD.2025.101770.
- [2] S. A. Sarkodie and S. Adams, “Electricity access, human development index, governance and income inequality in Sub-Saharan Africa,” *Energy Reports*, vol. 6, pp. 455–466, Nov. 2020, doi: 10.1016/J.EGYR.2020.02.009.
- [3] A. N. Pratiwi, “ANALISIS PENGENDALIAN KUALITAS ALAT PENGUKUR, PEMBATASTIDAK LANGSUNG (APP TL) DI PT. POWERINDO PRIMA PERKASA,” *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3S1, pp. 2830–7062, Oct. 2024, doi: 10.23960/JITET.V12I3S1.5423.
- [4] L. Penelitian, P. Hasil, and P. Ensiklopedia, “ANALISIS PEMASANGAN AUTOMATIC METER READING (AMR) SEBAGAI PENDETEKSI AWAL KELAINAN ALAT PENGUKUR DAN PEMBATASTIDAK LANGSUNG (APP) PADA PELANGGAN BESAR DI PT.PLN (PERSERO) RAYON SUBULUSSALAM KOTA,” *Ensiklopedia of Journal*, vol. 7, no. 3, pp. 423–431, Apr. 2025, doi: 10.33559/EOJ.V7I3.3067.
- [5] S. Pratama, Hidayat, and Arzul, “STUDI ANALISA KOMPARATIF PENEMPATAN APP (ALAT PENGUKUR DAN PEMBATASTIDAK LANGSUNG) PADA TEGANGAN MENENGAH DAN TEGANGAN RENDAH,” *ABSTRACT OF UNDERGRADUATE RESEARCH, FACULTY OF INDUSTRIAL TECHNOLOGY, BUNG HATTA UNIVERSITY*, vol. 17, no. 1, pp. 10–10, Mar. 2021, Accessed: Sep. 15, 2025. [Online]. Available: <https://ejurnal.bunghatta.ac.id/index.php/JFTI/article/view/18392>
- [6] “A FEASIBILITY STUDY OF CURRENT TRANSFORMER (CT) THROUGH INSULATION RESISTANCE TESTING AT PT. PLN (PERSERO) UPT CILEGON SUBSTATION | Teknika.” Accessed: Sep. 15, 2025. [Online]. Available: <https://jurnal.sttw.ac.id/index.php/jte/article/view/416>
- [7] E. Stano and M. Kaczmarek, “Analytical method to determine the values of current error and phase displacement of inductive current transformers during transformation of distorted currents higher harmonics,” *Measurement*, vol. 200, p. 111664, Aug. 2022, doi: 10.1016/J.MEASUREMENT.2022.111664.
- [8] Z. Zhang, B. Chen, C. Tian, Y. Chen, and Y. Wang, “A novel measurement-protection-integrated current transformer based on hybrid core and magnetic field sensor,” *IET Electr Power Appl*, vol. 18, no. 7, pp. 739–755, Jul. 2024, doi: 10.1049/ELP2.12417.
- [9] W. Zhang, Y. Shi, J. Yu, B. Yang, and C. Lin, “Online measurement of capacitor voltage transformer metering errors based on GRU and MTL,” *Electric Power Systems Research*, vol. 221, p. 109473, Aug. 2023, doi: 10.1016/J.EPSR.2023.109473.
- [10] A. Ghaderi, A. Mingotti, L. Peretto, and R. Tinarelli, “Procedure for ratio error and phase displacement prediction of inductive current transformers at different operating conditions,” *I2MTC 2020 - International Instrumentation and Measurement Technology Conference, Proceedings*, May 2020, doi: 10.1109/I2MTC43012.2020.9129115.
- [11] Z. Zhang, B. Chen, C. Tian, Y. Chen, and Y. Wang, “A novel measurement-protection-integrated current transformer based on hybrid core and magnetic field sensor,” *IET Electr Power Appl*, vol. 18, no. 7, pp. 739–755, Jul. 2024, doi: 10.1049/ELP2.12417.
- [12] W. D. Agustin and M. A. Hamid, “ANALISIS ERROR METER DAN CT PADA AUTOMATIC METER READING (AMR) DI PT PLN (PERSERO) UP3 CIKUPA,” *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 1, pp. 2830–7062, Jan. 2024, doi: 10.23960/JITET.V12I1.3776.
- [13] S. Li, T. Ding, C. Mu, C. Huang, and M. Shahidehpour, “A Machine Learning-based Reliability Evaluation Model for Integrated Power-Gas Systems,” *IEEE Transactions*



- on *Power Systems*, vol. 37, no. 4, pp. 2527–2537, Nov. 2021, doi: 10.1109/TPWRS.2021.3125531.
- [14] G. Li, Y. Huang, Z. Bie, and T. Ding, “Machine-learning-based reliability evaluation framework for power distribution networks,” *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 14, no. 12, pp. 2282–2291, Jun. 2020, doi: 10.1049/IET-GTD.2019.1520.
- [15] T. Hong and S. Fan, “Probabilistic electric load forecasting: A tutorial review,” *Int J Forecast*, vol. 32, no. 3, pp. 914–938, 2016, doi: 10.1016/j.ijforecast.2015.11.011.
- [16] R. Jaiswal, F. Maatug, R. Davidrajuh, and C. Rong, “Anomaly Detection in Smart Meter Data for Preventing Potential Smart Grid Imbalance,” *ACM International Conference Proceeding Series*, pp. 150–159, Dec. 2021, doi: 10.1145/3508259.3508281.



Lisensi

Lisensi Internasional Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0.