

PENGGUNAAN MACHINE LEARNING UNTUK MEMPREDIKSI PARAMETER YANG MEMPENGARUHI PENYIMPANGAN IMPEDANSI DALAM PROSES PEMBUATAN TRANSFORMATOR DI PT. X

Yegia Joehan Eltan, Julius Sentosa Setiadji, Indar Sugiarto
Program Studi Teknik Elektro, Universitas Kristen Petra
Jl. Siwalankerto 121-131, Surabaya 60236, Indonesia

E-Mail: C11200037@john.petra.ac.id, julius@petra.ac.id, indi@petra.ac.id

Abstrak – PT. X menghadapi tantangan dalam menjaga kualitas produk transformator distribusi terkait nilai impedansi, yang dipengaruhi oleh tahanan resistif dan reaktansi induktif dari dimensi koil saat beroperasi penuh. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi parameter dimensi koil yang mempengaruhi penyimpangan impedansi dalam proses manufaktur transformator. Menggunakan dataset internal PT. X yang mencakup ratusan data dimensi koil dan penyimpangan impedansi, dilakukan pelatihan serta analisis dengan menggunakan algoritma ECLAT (Equivalence Class Transformation) untuk menemukan aturan asosiasi antara parameter dimensi koil dan penyimpangan impedansi. XAI (explainable artificial intelligence) SHAP (Shapley Additive exPlanations) digunakan untuk mengungkap pengaruh parameter koil terhadap penyimpangan impedansi dengan model machine learning XGBoost. Hasil penelitian menunjukkan bahwa parameter seperti diameter luar HV (High Voltage), panjang diameter luar HV, panjang diameter luar LV (Low Voltage), dan tinggi diameter dalam LV memiliki pengaruh signifikan terhadap penyimpangan impedansi. Selain itu, aplikasi website menghasilkan rekomendasi untuk memodifikasi parameter dimensi koil dengan mempertimbangkan batasan pengaruh elektrik seperti panjang kawat, luas koil, radius koil, tinggi koil, dan ketebalan lapisan insulasi.

Kata Kunci – transformator, machine learning, impedansi, dimensi koil, ECLAT algorithm, XAI SHAP algorithm

I. PENDAHULUAN

Transformator adalah sebuah apparatus statik dengan dua belitan atau lebih yang berfungsi memindahkan daya melalui induksi elektromagnetik pada sistem tegangan dan arus bolak-balik serta menaikkan atau menurunkan nilai tegangan dan arus pada frekuensi yang sama [1]. Dalam infrastruktur distribusi daya listrik, transformator distribusi memainkan peran krusial dalam menurunkan tegangan agar sesuai dengan rating peralatan konsumen. Transformator distribusi tersebut dibuat melalui beberapa tahapan, yaitu tahap desain, tahap produksi, dan tahap pengujian. PT. X sebagai produsen transformator perlu memastikan kualitas dan keandalan produk telah sesuai dengan spesifikasi yang diminta oleh klien. Salah satu spesifikasi tersebut adalah impedansi transformator, yang terdiri dari tahanan resistif dan reaktansi induktif, merupakan parameter penting yang dapat mempengaruhi kinerja transformator. Penyimpangan nilai impedansi dari yang telah dirancang sering terjadi dan diduga dipengaruhi oleh parameter dimensi koil transformator.

Nilai impedansi transformator yang terukur pada tahap pengujian sering mengalami deviasi positif dan negatif dari nilai yang dirancang. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode untuk memprediksi parameter-parameter yang mempengaruhi penyimpangan impedansi tersebut guna meningkatkan kualitas dan akurasi dalam proses pembuatan transformator di PT. X.

Literatur dan penelitian terkait dengan dimensi koil dan penyimpangan impedansi terdapat pada beberapa sumber, yaitu IEC 60076-1, menjelaskan bahwa nilai tahanan reaktansi induktif pada transformator diasosiasikan dengan fluks bocor yang terjadi selama proses induksi antar belitan melalui bahan isolasi atau gap [2]. Analysis and optimization of leakage impedance in transformer with additional winding, menjelaskan bahwa nilai tahanan resistif atau rugi-rugi beban pada transformator adalah pengukuran rugi-rugi resistif pada belitan ketika terjadi beban penuh [3]. Fault diagnosis of transformer using association rule mining and knowledge base, menjelaskan bahwa penerapan algoritma Apriori untuk mengidentifikasi parameter-parameter menghasilkan pola hubungan data yang dapat digunakan untuk mendiagnosis jenis kerusakan pada transformator [4]. XAI (explainable artificial intelligence) for energy and power system, menjelaskan bahwa penggunaan AI pada bidang energi dan sistem tenaga dapat membantu para pakar untuk memahami hasil keputusan yang diambil oleh machine learning [5].

Pendekatan yang diusulkan dalam penelitian ini ialah menggunakan algoritma machine learning untuk memprediksi parameter-parameter yang mempengaruhi penyimpangan impedansi pada transformator. Dataset yang digunakan mencakup ukuran dimensi koil transformator (panjang, lebar, tinggi dari inner-outer diameter koil HV dan LV) serta nilai impedansi. Algoritma machine learning diterapkan untuk mengidentifikasi pengaruh setiap parameter terhadap penyimpangan impedansi serta mengelompokkan parameter ke dalam grup/items yang memungkinkan identifikasi tingkat keterikatan yang kuat.

Penelitian ini menawarkan pendekatan baru dengan menerapkan algoritma machine learning ECLAT (equivalence class transformation) pada dataset untuk memprediksi hubungan dimensi koil dan impedansi transformator dan algoritma machine learning XAI SHAP (shapley additive explanations) pada dataset untuk memprediksi pengaruh dimensi koil terhadap nilai impedansi transformator. Inovasi

ini diharapkan dapat memberikan solusi yang lebih akurat dan efisien dalam mengidentifikasi faktor-faktor penyebab penyimpangan impedansi, sehingga dapat membantu PT. X dalam meningkatkan kualitas dan keandalan transformator yang diproduksi.

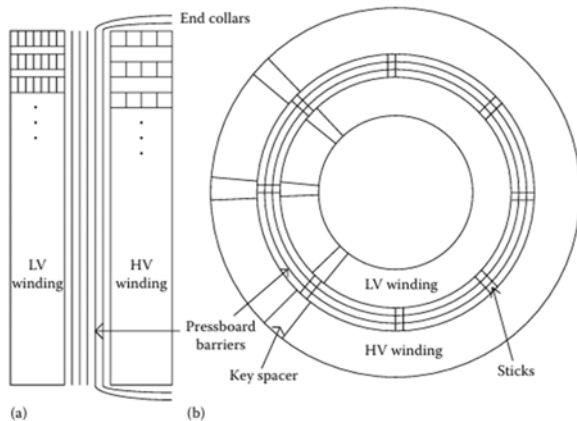
II. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini mencakup prediksi hubungan dan pengaruh parameter terhadap penyimpangan impedansi serta memprediksi nilai impedansi. Penelitian menggunakan dataset PT. X berupa ukuran dimensi koil dan impedansi. Penulis akan membuat sistem asosiasi yang menghasilkan hubungan parameter dimensi koil dengan penyimpangan impedansi dan sistem XAI yang menghasilkan pengaruh parameter dimensi koil dengan nilai impedansi serta dapat memberikan saran modifikasi parameter untuk mendapatkan nilai impedansi tertentu.

A. Teori dalam Penelitian

Impedansi pada transformator terdiri dari dua komponen utama, yaitu tahanan resistif dan reaktansi. Dalam pengujian ini, beberapa batasan diterapkan untuk menyederhanakan prediksi impedansi oleh parameter dimensi koil. Pada komponen tahanan resistif, hambatan jenis konduktor dan luas penampang konduktor diabaikan, yang berarti variasi dalam resistivitas atau luas penampang bahan kawat tidak diperhitungkan dalam prediksi. Hanya dimensi fisik koil yang digunakan untuk menghitung impedansi resistif. Pada komponen reaktansi induktif, jumlah *turn* atau lilitan belitan juga diabaikan, umumnya jumlah lilitan berpengaruh terhadap nilai reaktansi induktif, namun dalam penelitian ini, diasumsikan bahwa dimensi koil cukup untuk mewakili efek tersebut. Daya terukur transformator (kVA) juga diabaikan dalam penelitian ini, dan dimensi koil diasumsikan cukup untuk merepresentasikan parameter penting lainnya seperti area koil, radius koil, dan tinggi koil, sehingga dimensi koil dianggap mencerminkan daya terukur secara tidak langsung. Setiap pengujian menggunakan 8, 9 dan 12 parameter dimensi koil untuk memprediksi hubungan dan pengaruh parameter terhadap nilai impedansi serta dapat memberikan saran modifikasi parameter untuk mendapatkan nilai impedansi tertentu.

1. Koil Transformator



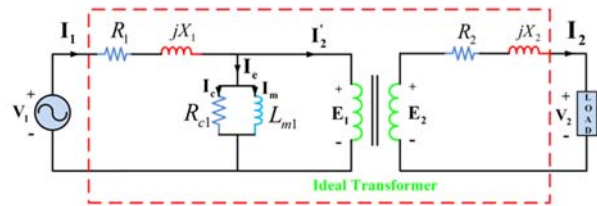
Gambar 1. Tampak Samping dan Tampak Atas Koil Transformator [6]

Transformator adalah sebuah apparatus statik dengan dua belitan atau lebih yang berfungsi memindahkan daya melalui induksi elektromagnetik pada sistem tegangan dan arus bolak-balik serta menaikkan atau menurunkan nilai tegangan dan arus pada frekuensi yang sama. Pada gambar 2. diperlihatkan koil transformator terdiri atas beberapa elemen, antara lain LV winding (gulungan sisi sekunder), Main Insulation antar winding, Winding HV (gulungan sisi primer), dan kertas isolasi.

Terdapat jalur sirkulasi minyak pada bagian main insulation dan bagian insulation antar konduktor.

2. Impedansi Transformator

Impedansi transformator merupakan sebuah parameter yang menggambarkan total hambatan terhadap arus bolak-balik (AC) yang mengalir melalui transformator. Berdasarkan interpretasi sirkuit transformator menggunakan rangkaian ekuivalen, nilai impedansi merepresentasikan tahanan resistif dan reaktansi [2]. Nilai tahanan resistif berasal dari panjang konduktor, hambatan jenis konduktor dan luas penampang konduktor yang digunakan. Di sisi lain, reaktansi terdiri dari 2 jenis yakni reaktansi induktif dan reaktansi kapasitif. Reaktansi induktif berhubungan dengan jumlah *turn* belitan transformator dan leakage flux[3], sedangkan reaktansi kapasitif berhubungan dengan isolasi transformator seperti jarak antar belitan dan bahan isolasi yang digunakan. Pada rangkaian ekuivalen transformator, reaktansi kapasitif seringkali diabaikan karena nilainya relatif kecil apabila dibandingkan dengan reaktansi induktif.



Gambar 2. Rangkaian Ekuivalen Transformator [7]

Keterangan:

- R_1 : tahanan resistif pada sisi primer
- jX_1 : reaktansi induktif pada sisi primer
- R_2 : tahanan resistif pada sisi sekunder
- jX_2 : reaktansi induktif pada sisi sekunder
- R_{c1} : tahanan resistif pada inti besi
- L_{m1} : reaktansi induktif pada inti besi
- I_0 : terdiri dari I_c dan I_m
- I_c : arus rugi-rugi
- I_m : arus medan magnet
- I_1 : arus pada sisi primer
- I_2 : arus pada sisi sekunder
- E_1 : tegangan pada sisi primer
- E_2 : tegangan pada sisi sekunder

Komponen-komponen impedansi dalam transformator dalam sebuah rangkaian AC melibatkan komponen resistif, induktif, dan kapasitif. Nilai impedansi pada transformator dapat dihitung menggunakan rumus berikut [8]:

$$Z = R + j(X_L - X_c) \tag{1}$$

$$X_L = \omega L \tag{2}$$

$$X_c = \frac{1}{\omega C} \tag{3}$$

Keterangan:

- Z : impedansi (Ω)
- R : tahanan resistif (Ω)
- X_L : reaktansi induktif (Ω)
- X_C : reaktansi kapasitif (Ω)
- ω : omega atau kecepatan sudut (rad/s)
- L : induktor (H)
- C : kapasitor (F)

3. Tahanan Resistif dan Reaktansi Transformator

Tahanan resistif memiliki nilai paling besar pada nilai impedansi pada tiap koil transformator. Hal ini dikarenakan koil transformator merupakan komponen yang paling besar dalam sebuah transformator. Nilai resistif pada kawat belitan dapat dihitung menggunakan rumus berikut [8]:

$$R = \rho \cdot \frac{L}{A} \quad (4)$$

Keterangan:

- R : tahanan konduktor
- ρ : resistivitas bahan kawat
- L : panjang kawat
- A : luas penampang kawat

Semakin banyak jumlah turn pada belitan transformator maka rugi tembaga yang dihasilkan semakin besar. Dalam pengujian hubung singkat, nilai rugi tembaga dapat dihitung dengan rumus berikut [8]:

$$P = I^2 R \quad (5)$$

Keterangan:

- R : tahanan konduktor
- P : rugi tembaga
- I : arus nominal

Induktansi koil dapat dihitung dengan rumus berikut [8]:

$$L_{coil} = \frac{\mu_r \mu_0 N^2 A}{l} = \frac{\mu_r \mu_0 N^2 \pi r^2}{l} \quad (6)$$

Keterangan:

- L_{coil} : induktansi koil (H)
- μ_r : relative permeability inti besi
- μ_0 : permeability of free space $4\pi \times 10^{-7}$ (H/m)
- N : jumlah lilitan/belitan
- A : koil area (m^2)
- r : koil radius (m)
- l : panjang vertikal/tinggi koil (m)

Kapasitansi koil dapat dihitung dengan rumus berikut [8]:

$$C = 0.0885 \left(\frac{K(N_{turn}-1)(MLT)(G)}{d} \right) \quad (7)$$

Keterangan:

- K : Dielectric Constant
- MLT : Mean Length Turn
- N_{turn} : jumlah lilitan/belitan
- G : foil width (cm)
- d : layer insulation thickness (cm)

Tabel 1. Dielektrik Konstan [8]

Material	K
Kapton	3.2 – 3.5
Mylar	3 – 3.5
Kraft Paper	1.5 – 3.0
Fish Paper	1.5 – 3.0
Nomex	1.6 – 2.9

4. Standar Impedansi Transformator

Tabel 2. Toleransi Impedansi [2]

Item	Tolerance
1. Measured short-circuit impedance for: - an auto-connected pair of winding, or - a specified second pair of separate windings in a multi-winding transformer a) principal tapping b) any other tapping of the pair	$\pm 10\%$ of the specified value $\pm 10\%$ of the design value for that tapping

Standar toleransi impedansi untuk transformator pada tabel 2 yang diizinkan adalah $\pm 10\%$ dari nilai yang ditentukan atau $\pm 10\%$ dari nilai desain untuk tapping tersebut. Hal ini berlaku untuk pasangan belitan yang terhubung secara otomatis, atau pasangan belitan terpisah kedua yang ditentukan dalam transformator multi-belitan, baik pada tapping utama maupun tapping lainnya dari pasangan tersebut. Toleransi ini memberikan kelonggaran yang wajar bagi variasi dalam proses manufaktur dan operasional, memastikan bahwa performa transformator tetap berada dalam batas-batas yang dapat diterima meskipun terdapat variasi minor dalam nilai impedansi.

Tabel 3. Minimum Values of Short-Circuit Impedance [9]

Short-circuit impedance at rated current	
Rated power kVA	Minimum short-circuit impedance %
25 ke 630	4,0
631 ke 1250	5,0
1251 ke 2500	6,0
2501 ke 6300	7,0
6301 ke 25000	8,0
25001 ke 40000	10,0
40001 ke 63000	11,0
63001 ke 10000	12,5
Above 100000	>12,5

NOTE 1 Values for rated power greater than 100.000 kVA are generally subject to agreement between manufacturer and purchaser.
 NOTE 2 In the case of single-phase units connected to form a three-phase bank, the value of rated power applies to three-phase bank rating.

Selain nilai toleransi impedansi, nilai minimum impedansi hubung singkat memiliki standar untuk transformator dengan

dua belitan terpisah pada arus nominal. Nilai-nilai ini bervariasi tergantung pada daya terukur (rated power) transformator yang dinyatakan dalam kVA. Pada tabel 3 transformator dengan daya terukur hingga 630 kVA, impedansi hubung singkat minimum adalah 4%. Nilai ini meningkat seiring dengan peningkatan daya terukur, dengan transformator dalam rentang daya 1.251 hingga 2.500 kVA memiliki impedansi minimum 6%.

5. Machine Learning

Machine learning adalah kumpulan metode yang diterapkan untuk mendeteksi pola dalam data, dan menggunakan pola yang ditemukan untuk memprediksi data di masa depan, atau pengambilan keputusan lain dalam situasi ketidakpastian secara otomatis [10]. Menurut Marsland [11], machine learning dibagi menjadi tiga kategori: supervised learning, unsupervised learning, dan reinforcement learning. Supervised learning adalah pelatihan pada dataset dengan target/label yang disediakan dengan memprediksi target atau label dari sebuah variabel input. Unsupervised learning mencoba mengidentifikasi kesamaan antar input sehingga input tersebut mempunyai sesuatu yang sama atau umum untuk dikategorikan bersama, hal ini disebut density estimation [11]. Reinforcement learning adalah pendekatan di antara supervised dan unsupervised learning, dimana algoritma diberi tahu ketika jawaban yang diberikan salah, namun tidak diberi petunjuk tentang bagaimana cara memperbaikinya [11].

a) Algoritma Equivalence Class Transformation (ECLAT)

Equivalence Class Transformation (ECLAT) adalah salah satu algoritma yang digunakan untuk menghasilkan itemsets yang sering muncul pada basis data. ECLAT melakukan pencarian secara Depth First Search (DFS) dengan urutan vertikal [12]. Jika dibandingkan dengan Apriori dan FP-growth, algoritma ECLAT merupakan yang paling efisien dan memerlukan waktu paling sedikit [13]. Algoritma ECLAT bekerja dengan memperhatikan support value dari setiap item. Kemudian support value tersebut dibandingkan dengan parameter threshold. Pembuatan itemset dibuat dari 1-itemset, 2-itemset kemudian dibandingkan dengan item yang lain untuk mendapatkan 3-itemset. Fungsi berulang ini terus dilakukan hingga tidak ditemukan itemset tersisa [13]. Algoritma ECLAT memiliki metrik untuk menjadi prasyarat terbentuknya aturan asosiasi antara lain support, confidence dan lift. Support adalah ukuran yang mempresentasikan jumlah itemset yang ditemukan dalam database. Untuk menghitung nilai support digunakan rumus seperti, berikut:

$$support(A) = \frac{\sum(A)}{\sum(itemset)} \tag{8}$$

Keterangan:

- $\sum(A)$: Total kuantitas A
- $\sum(itemset)$: Total keseluruhan itemset (A, B, C, D, ...)

Confidence adalah ukuran yang digunakan untuk mengukur kekuatan keterikatan antara itemset dengan itemset lainnya dalam association rule. Untuk menghitung nilai confidence diperlukan digunakan rumus, berikut:

$$confidence(A \Rightarrow B) = \frac{count(A \cap B)}{count(itemset)} \tag{9}$$

Lift ratio adalah ukuran yang digunakan untuk mengukur kekuatan association rules. Lift digunakan untuk mengetahui apakah aturan yang didapat valid atau tidak. Untuk menghitung nilai lift ratio digunakan rumus, berikut:

$$Lift\ Ratio(A \Rightarrow B) = \frac{support(A)}{support(A) \cdot support(B)} \tag{10}$$

b) Algoritma Shapley Additive Explanations (SHAP)

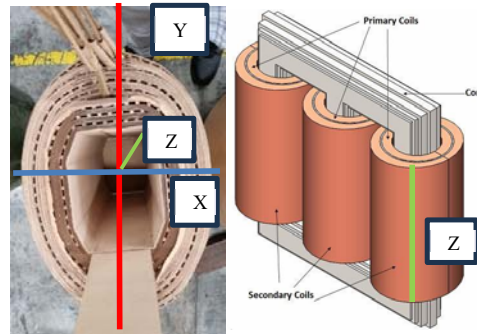
SHAP (Shapley Additive exPlanations) oleh Lundberg and Lee [14] menjelaskan prediksi dari parameter x dengan menghitung kontribusi dari setiap parameter untuk prediksi nilai f(x). SHAP didasarkan pada nilai Shapley. SHAP memiliki unggul dalam kecepatan pada implementasi untuk model berbasis pohon [15]. Proses prediksi dimulai dari baseline dimana garis dasar untuk nilai Shapley adalah rata-rata dari semua nilai prediksi. Dalam plot, setiap nilai Shapley adalah panah yang mendorong untuk meningkatkan (nilai positif) atau menurunkan (nilai negatif) hasil prediksi.



Gambar 3. SHAP Plot pada Dataset [15]

B. Pengambilan Data

Dataset yang digunakan pada penelitian ini merupakan dataset ukuran dimensi koil transformator distribusi dan dataset hasil pengujian impedansi tahun 2023 dan 2024 yang diproduksi PT. X.



Gambar 4. Tampak Atas Koil Transformator dan Tampak Samping Koil Transformator

Koil transformator diukur secara bertahap sesuai proses winding belitan. Pada gambar 5, garis sumbu Y mewakili panjang, garis sumbu X mewakili lebar, dan garis sumbu Z mewakili tinggi. Pengukuran dilakukan menggunakan alat ukur jangka sorong untuk memastikan presisi panjang dan lebar dimensi koil. Proses winding belitan transformator distribusi dimulai dari bagian dalam, yaitu LV Winding, kemudian dilanjutkan dengan HV Winding. Parameter dimensi koil transformator adalah sebagai berikut:

1. Inner Diameter Length (Panjang) LV, HV
2. Inner Diameter Width (Lebar) LV, HV
3. Inner Diameter Height (Tinggi) LV, HV

4. Outer Diameter Length (Panjang) LV, HV
5. Outer Diameter Width (Lebar) LV, HV
6. Outer Diameter Height (Tinggi) LV, HV

Coil	POD LV	LID LV	TID LV	POD HV	LOD LV	TOD LV	POD HV	LID HV	TID HV	POD HV	LOD HV	TOD HV	IMP
Coil 1	154	125	270	271	220	272	271	220	272	343	267	272	0.80
Coil 2	115	113	260	199	190	260	199	185	257	276	251	256	0.80
Coil 3	197	157	220	187	152	220	288	232	220	262	211	220	0.80
Coil 4	335	283	355	465	398	355	458	398	355	585	502	355	0.80
Coil 5	391	251	280	525	354	283	662	469	280	672	478	282	0.80
Coil 6	152	133	320	254	295	320	255	219	320	348	280	323	0.80
Coil 7	351	346	330	482	350	330	451	435	330	484	451	330	0.80
Coil 8	303	223	380	432	310	382	430	310	692	565	412	692	0.80
Coil 9	269	153	430	403	285	432	382	255	430	519	381	428	0.80
Coil 10	304	233	330	443	137	332	443	327	332	599	436	332	0.80
Coil 11	265	153	430	404	284	432	534	382	430	534	382	430	0.80
Coil 12	133	265	343	325	253	347	422	319	347	416	326	347	0.80
Coil 13	194	193	286	168	147	286	150	132	286	283	235	286	0.80
Coil 14	303	225	382	432	311	382	435	310	382	572	414	382	0.80
Coil 15	185	143	330	284	215	330	388	297	331	388	298	332	0.80
Coil 16	183	143	330	283	218	332	388	297	331	389	299	332	0.80
Coil 17	303	224	380	432	310	382	434	314	380	570	413	382	0.80
Coil 18	225	183	345	330	257	347	422	319	347	425	339	347	0.80
Coil 19	301	223	380	433	305	380	435	307	380	570	415	380	0.80
Coil 20	236	183	340	333	256	340	444	325	342	430	338	343	0.80

Gambar 5. Data Numerik Transformator

C. Pembuatan Algoritma ECLAT Machine Learning

1. Impor Library dan Dataset

Impor library yang diperlukan, termasuk NumPy untuk operasi numerik, Pandas untuk manipulasi data dalam format DataFrame, dan modul dari paket mlxtend yang disediakan untuk analisis data mining. Pada baris berikutnya, TransactionEncoder dari modul preprocessing digunakan untuk mengubah data transaksi ke dalam format yang sesuai dengan algoritma Apriori. Kemudian, algoritma Apriori dijalankan pada data yang telah diformat menggunakan fungsi apriori dari mlxtend.frequent_patterns.

2. Muat Dataset

Setelah mengimpor library, dataset transaksi dimuat dari file menggunakan library pandas. Dataset ini harus dalam format yang memungkinkan untuk diproses lebih lanjut. Misalnya, dataset bisa berbentuk file Excel yang berisi data transaksi dengan item-item yang ada di setiap transaksi.

3. Ubah ke Format Vertikal

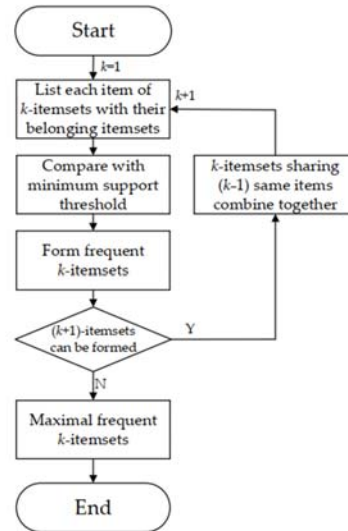
TransactionEncoder dari modul mlxtend.preprocessing berperan mengubah data transaksi menjadi format yang dapat digunakan untuk pemodelan. Langkah pertama adalah membuat objek TransactionEncoder, yang kemudian digunakan untuk menyesuaikan dan mengubah daftar transaksi menjadi sebuah array NumPy. Dengan nilai 0 dan 1 yang mengindikasikan kehadiran atau ketiadaan suatu item dalam dataset, dapat dilakukan penelitian tentang asosiasi antar-item yang dapat mengungkapkan informasi penting tentang preferensi hubungan antara parameter yang efektif.

4. Identifikasi Item Satu-item dengan Minimum Support

Fungsi apriori dari library, mlxtend, digunakan untuk mengidentifikasi kumpulan item yang sering muncul (frequent itemsets) dari DataFrame yang telah dihasilkan sebelumnya. Pada awalnya dilakukan penentuan parameter min_support=0.01 untuk menetapkan ambang batas minimum dukungan yang diperlukan untuk sebuah itemset yang dianggap sering muncul, dan use_colnames=True untuk menggunakan nama kolom dari DataFrame sebagai nama item dalam output. Hasil dari langkah ini akan menghasilkan kumpulan item yang sering muncul beserta nilai dukungan (support) dari setiap itemset.

5. Ekspansi Rekursif untuk Membentuk Itemset Lebih Besar
 Dalam langkah ini, item-item yang memenuhi syarat minimum support digabungkan untuk membentuk itemset yang lebih besar. Algoritma melakukan rekursi untuk menemukan semua

itemset yang mungkin. Itemset k+1 dibentuk dengan menggabungkan itemset k yang berbagi (k-1) item yang sama.



Gambar 6. Flow Chart Algoritma ECLAT

6. Setting Metrik Confidence

Fungsi 'association_rules' dari library mlxtend digunakan untuk membuat aturan asosiasi dari kumpulan item yang sering muncul yang telah diidentifikasi sebelumnya. Parameter metric="confidence" digunakan untuk mengukur kekuatan asosiasi antara itemset dengan metrik "confidence", dan "min_threshold=0.01" untuk menetapkan ambang batas minimum nilai confidence yang diperlukan untuk sebuah aturan asosiasi.

7. Cetak Aturan Asosiasi yang Kuat

Langkah terakhir adalah mengurutkan aturan-aturan asosiasi berdasarkan nilai confidence dan lift secara menurun. Kemudian, memilih kolom-kolom yang ingin disimpan dalam DataFrame hasil, yaitu 'antecedents', 'consequents', 'support', 'confidence', dan 'lift'. Hasil dari langkah ini adalah DataFrame yang berisi aturan-aturan asosiasi yang telah diurutkan dan difilter, kemudian disimpan dalam file Excel dengan nama "eclat_rules.xlsx".

D. Pembuatan Algoritma SHAP Machine Learning

1. SHAP dan kode 'shap.initjs()'

Impor library Python yang digunakan untuk menjelaskan prediksi model machine learning dengan menghitung kontribusi masing-masing parameter terhadap hasil prediksi. SHAP menggunakan konsep teori permainan Shapley values untuk menentukan kontribusi setiap parameter. Fungsi 'shap.initjs()' digunakan untuk menginisialisasi pustaka SHAP dalam lingkungan Jupyter Notebook, memastikan bahwa plot interaktif dapat ditampilkan dengan benar.

2. Fungsi 'create_shapval'

Fungsi 'create_shapval' digunakan untuk menciptakan nilai SHAP (Shapley Additive exPlanations) dan objek penjelasan terkait dengan model machine learning yang telah dijelaskan oleh explainer menggunakan data uji (test data). Pada awalnya, fungsi ini menghasilkan nilai SHAP untuk setiap sampel dalam test data menggunakan objek explainer. Nilai-nilai ini kemudian disimpan dalam DataFrame Pandas dengan nama kolom yang dihasilkan berdasarkan nama kolom dari test_data. Selain itu, objek penjelasan (explanation) juga dibuat

menggunakan pustaka SHAP. Objek ini berisi nilai-nilai SHAP yang dihasilkan sebelumnya, data uji, nilai dasar (base values), dan nama parameter dari test_data. Fungsi 'create_shapval' mengembalikan DataFrame yang berisi nilai-nilai SHAP serta objek penjelasan.

3. Objek 'xgb_explainer'

Objek 'xgb_explainer' diinisialisasi dengan 'TreeExplainer' untuk model XGBoost (xgb). Objek ini digunakan sebagai argumen untuk memanggil fungsi 'create_shapval' bersama dengan data uji (x_test). Fungsi 'create_shapval' menghasilkan dua keluaran: 'xgb_shap', yang berisi nilai-nilai SHAP untuk setiap sampel dalam x_test, dan 'xgb_explanation', yang merupakan objek penjelasan yang menyimpan nilai-nilai SHAP serta informasi lain yang diperlukan seperti data uji, nilai dasar, dan nama parameter. Dengan cara ini, dapat dihasilkan nilai-nilai SHAP dan objek penjelasan untuk model XGBoost (xgb) menggunakan data uji (x_test). Nilai-nilai SHAP ini digunakan untuk menganalisis kontribusi setiap parameter terhadap prediksi model XGBoost.

4. Fungsi 'shap_plot'

Fungsi 'shap_plot' digunakan untuk memvisualisasikan nilai-nilai SHAP dengan berbagai jenis plot tergantung pada argumen plot_type. Berikut adalah penjelasan singkat tentang apa yang dilakukan oleh masing-masing tipe plot:

Summary: Menghasilkan plot ringkasan nilai-nilai SHAP, yang menunjukkan dampak relatif setiap parameter terhadap prediksi model secara keseluruhan.

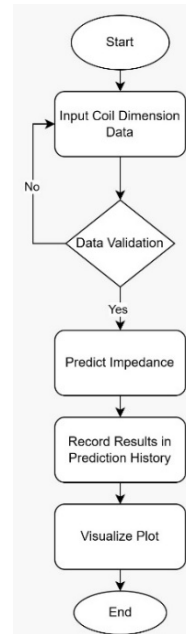
- *Decision*: Menunjukkan plot keputusan, yang menyoroti kontribusi masing-masing parameter pada keputusan individu tertentu.
- *Dependence*: Menampilkan plot ketergantungan, yang menunjukkan bagaimana nilai-nilai SHAP dari satu parameter bervariasi sehubungan dengan nilai parameter lainnya.
- *Bar*: Menampilkan plot batang sederhana, yang menunjukkan tingkat pentingnya setiap parameter dalam membuat prediksi model. Hal ini serupa dengan plot ringkasan, tetapi dengan tampilan yang berbeda.
- *Waterfall*: Memberikan gambaran langkah demi langkah tentang bagaimana setiap parameter mempengaruhi prediksi model dari nilai *baseline*. Ini membantu untuk memahami kontribusi relatif dari setiap parameter pada prediksi model.

Fungsi ini menerima argumen tambahan seperti shap_val (nilai-nilai SHAP), feature_data (parameter data), explainer (objek explainer), explanation (objek penjelasan), dan dep_index (indeks interaksi untuk plot ketergantungan).

E. Pembuatan Rekomendasi Modifikasi pada Aplikasi Website

Aplikasi ini dirancang untuk menerima input data dimensi trafo dan melakukan validasi data yang dimasukkan sesuai dengan aturan tertentu, seperti "Outer Diameter Length LV < Inner Diameter Length HV". Setelah validasi, aplikasi akan memprediksi nilai impedansi dan mendokumentasikan hasil prediksi tersebut pada Google Sheets. Selain itu, aplikasi juga menampilkan pengaruh parameter terhadap penyimpangan impedansi. Parameter lain juga dikembangkan untuk melihat relevansi penyesuaian parameter terhadap penyimpangan impedansi. Fitur "Prediction Suggestion" dan "Prediction Advance" dirancang untuk memberikan saran modifikasi

ukuran parameter dimensi koil. Program ini akan melakukan iterasi untuk mendapatkan hasil impedansi terbaik.



Gambar 7. Blok Diagram Aplikasi Website

1. Impor Library dan Dataset

Aplikasi ini menggunakan Python versi 3.11.5 dan mengintegrasikan beberapa pustaka kunci untuk analisis data dan pelatihan model. Pustaka utama yang digunakan mencakup Streamlit untuk pembuatan aplikasi website interaktif, Pandas untuk manipulasi dan analisis data, NumPy untuk komputasi numerik, Matplotlib untuk visualisasi data, SHAP untuk interpretasi model pembelajaran mesin, st-gsheets-connection untuk mengelola data dari Google Sheets, XGBoost untuk algoritma pelatihan machine learning berbasis gradient boosting, Ipython untuk lingkungan interaktif dalam eksperimen dan pengembangan, Pickle5 untuk serialisasi objek, dan Time untuk manajemen waktu dalam aplikasi.

2. Membaca Data dan Memuat Model

Proses membaca data dari Google Sheets, memuat model yang sudah disimpan, dan menyiapkan dataset untuk prediksi dimulai dengan membuat koneksi ke Google Sheets menggunakan Streamlit dengan tipe koneksi GSheetsConnection. Data dibaca dari worksheet "dataset_impedance", dengan pengambilan kolom dari indeks 0 hingga 11, dan nilai-nilai kosong dihapus menggunakan metode .dropna() untuk membersihkan data.

Selanjutnya, model XGBoost yang telah disimpan sebelumnya dalam file xgb.pkl dimuat kembali menggunakan pickle. Dataset yang telah dibaca dari Google Sheets diubah menjadi objek DataFrame dan disesuaikan agar hanya mencakup kolom-kolom yang diperlukan oleh model untuk melakukan prediksi. Kolom-kolom ini ditentukan oleh atribut feature_names_in_ dari model, memastikan bahwa data yang disiapkan sesuai dengan format yang diperlukan untuk prediksi impedansi.

3. Proses Prediksi dan Visualisasi

Data dari Google Sheets yang telah dibaca diubah menjadi DataFrame dan disesuaikan agar hanya mencakup kolom-kolom yang dibutuhkan oleh model XGBoost. Data input dari

pengguna kemudian diubah menjadi DataFrame dan dipilih kolom-kolom yang sesuai dengan yang digunakan oleh model. Proses prediksi dilakukan dengan menghitung nilai impedansi menggunakan fungsi predictImpedance, dan hasil prediksi ditampilkan dengan format yang rapi. Untuk memberikan interpretasi terhadap prediksi, nilai SHAP (SHapley Additive exPlanations) dihitung dan divisualisasikan menggunakan fungsi visualize.

4. Modifikasi Data dan Iterasi

Fungsi modify_and_restore dipanggil untuk setiap kolom yang telah ditentukan. Fungsi ini bertanggung jawab untuk melakukan modifikasi pada data input sesuai dengan aturan yang ditetapkan, dan menghitung ulang nilai impedansi berdasarkan perubahan yang telah dilakukan. Proses ini memungkinkan aplikasi untuk mengevaluasi pengaruh setiap kolom terhadap hasil akhir prediksi impedansi secara terperinci.

Setelah semua kolom dimodifikasi dan perhitungan ulang selesai, aplikasi menampilkan tabel ringkasan yang menyortir nilai maksimum dalam setiap baris, memberikan pengguna gambaran yang jelas tentang dampak modifikasi terhadap hasil prediksi. Akhirnya, status diperbarui untuk menandakan bahwa proses telah selesai, ditandai dengan pesan "Process Complete!", memberikan pengguna umpan balik bahwa semua langkah telah selesai dengan sukses.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengujian Algoritma ECLAT 8 parameter

Pengujian ini menghasilkan pola hubungan 8 parameter (4 parameter panjang, 4 parameter lebar) dimensi koil dengan impedansi. Metode yang digunakan adalah ECLAT Algorithm dengan mengatur metrik support 0.01 artinya minimal suatu itemsets muncul 9 kali pada 945 data dan confidence 1 artinya pola hubungan yang ditemukan pasti terjadi. Kemudian jumlah hubungan data yang ditemukan disajikan dan dianalisis dalam sebuah tabel rekap.

Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift
Jika LOD LV55	Maka IMP10	0.0328	1	9.356
Jika POD LV54	Maka IMP10	0.0169	1	9.356
Jika LOD LV55, LID HV55	Maka IMP10	0.0328	1	9.356
Jika POD LV54, LID HV55	Maka IMP10	0.0169	1	9.356
Jika LID HV55, TID LV67	Maka IMP10	0.0497	1	9.356
Jika LOD LV55, LID LV38	Maka IMP10	0.0328	1	9.356
Jika PID HV55, LID LV38	Maka IMP10	0.0497	1	9.356
Jika POD LV54, LID LV38	Maka IMP10	0.0169	1	9.356
Jika TID LV67, LID LV38	Maka IMP10	0.0497	1	9.356
Jika LOD LV55, LOD HV79	Maka IMP10	0.0328	1	9.356
Jika PID HV55, LOD HV79	Maka IMP10	0.0497	1	9.356
Jika POD LV54, LOD HV79	Maka IMP10	0.0169	1	9.356
Jika TID LV67, LOD HV79	Maka IMP10	0.0497	1	9.356
Jika LOD LV54, PID HV55	Maka IMP10	0.0169	1	9.356
Jika LOD LV54, TID LV67	Maka IMP10	0.0169	1	9.356
Jika LOD LV55, PID HV55	Maka IMP10	0.0328	1	9.356
Jika LOD LV55, PID LV33	Maka IMP10	0.0328	1	9.356
Jika LOD LV55, POD HV79	Maka IMP10	0.0328	1	9.356

Gambar 8. Rekap Aturan Hubungan 8 Parameter

Confidence 1 memastikan bahwa setiap aturan asosiasi (hubungan jika-maka) keduanya pasti terjadi. Didapatkan 36.719 aturan jika-maka yang dapat diakses di google sheet, Streamlit. Dengan hasil yang didapatkan pada gambar 9, yaitu:

Itemsets	Support	Jumlah Data pada Dataset (945)	Jumlah Aturan (Jika – Maka)
IMP3	0,001058	1	0
IMP4	0,17672	167	243
IMP5	0,313228	296	2079
IMP6	0,134392	127	370
IMP7	0,110053	104	19
IMP8	0,122751	116	457
IMP9	0,015873	15	0
IMP10	0,106878	101	5541
IMP11	0,019048	18	0

Gambar 9. Itemsets Impedansi 8 Parameter

Hasil dari 36.179 aturan asosiasi yang ditemukan, 8.709 aturan asosiasi yang menghubungkan parameter dimensi koil dengan impedansi, sementara 27.470 aturan asosiasi yang menghubungkan parameter dimensi koil dengan parameter yang lain. Jika menggunakan support 0.001 maka aturan asosiasinya tidak dapat dijalankan karena ukuran aturan terlalu besar untuk disimpan.

B. Pengujian Algoritma ECLAT 9 Parameter

Pengujian ini menghasilkan pola hubungan 9 parameter (4 parameter panjang, 4 parameter lebar, dan 1 parameter tinggi) dimensi koil dengan impedansi. Metode yang digunakan adalah ECLAT Algorithm dengan mengatur metrik support 0.01 artinya minimal suatu itemsets muncul 9 kali pada 945 data dan confidence 1 artinya pola hubungan yang ditemukan pasti terjadi. Kemudian jumlah hubungan data yang ditemukan disajikan dan dianalisis dalam sebuah tabel rekap.

Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift
Jika LOD LV55	Maka IMP10	0.0328	1	9.356
Jika POD LV54	Maka IMP10	0.0169	1	9.356
Jika LOD LV55, LID HV55	Maka IMP10	0.0328	1	9.356
Jika POD LV54, LID HV55	Maka IMP10	0.0169	1	9.356
Jika LID HV55, TID LV67	Maka IMP10	0.0497	1	9.356
Jika LOD LV55, LID LV38	Maka IMP10	0.0328	1	9.356
Jika PID HV55, LID LV38	Maka IMP10	0.0497	1	9.356
Jika POD LV54, LID LV38	Maka IMP10	0.0169	1	9.356
Jika TID LV67, LID LV38	Maka IMP10	0.0497	1	9.356
Jika LOD LV55, LOD HV79	Maka IMP10	0.0328	1	9.356
Jika PID HV55, LOD HV79	Maka IMP10	0.0497	1	9.356
Jika POD LV54, LOD HV79	Maka IMP10	0.0169	1	9.356
Jika TID LV67, LOD HV79	Maka IMP10	0.0497	1	9.356
Jika LOD LV54, PID HV55	Maka IMP10	0.0169	1	9.356
Jika POD LV54, LOD LV54	Maka IMP10	0.0169	1	9.356
Jika LOD LV54, TID LV67	Maka IMP10	0.0169	1	9.356
Jika LOD LV55, PID HV55	Maka IMP10	0.0328	1	9.356
Jika LOD LV55, PID LV33	Maka IMP10	0.0328	1	9.356
Jika LOD LV55, POD HV79	Maka IMP10	0.0328	1	9.356

Gambar 10. Rekap Aturan Hubungan 9 Parameter

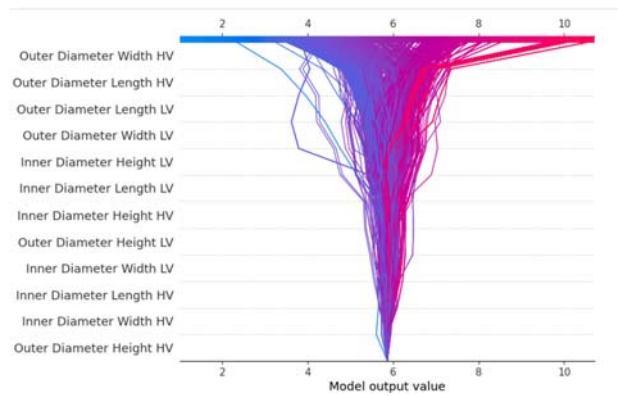
Confidence 1 memastikan bahwa setiap aturan asosiasi (hubungan jika-maka) keduanya pasti terjadi. Didapatkan 127.521 aturan jika-maka yang dapat diakses di google sheet, Streamlit. Dengan hasil yang didapatkan pada hasil gambar 11, yaitu:

Itemsets	Support	Jumlah Data pada Dataset (945)	Jumlah Aturan (Jika – Maka)
IMP3	0,001058	1	0
IMP4	0,17672	167	1009
IMP5	0,313228	296	6966
IMP6	0,134392	127	957
IMP7	0,110053	104	63
IMP8	0,122751	116	1481
IMP9	0,015873	15	0
IMP10	0,106878	101	19037
IMP11	0,019048	18	0

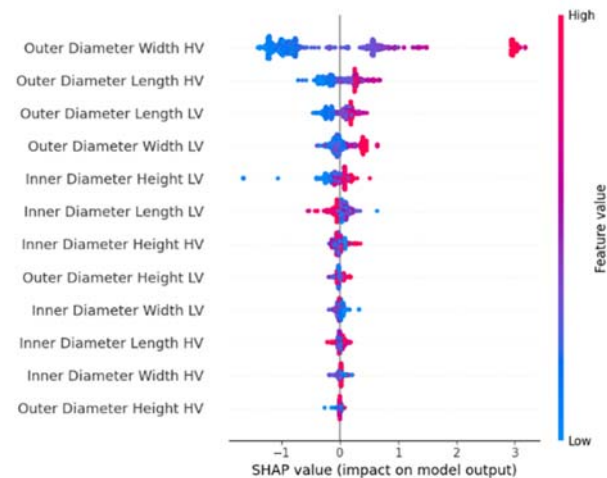
Gambar 11. Itemsets Impedansi 9 Parameter

C. Pengujian Algoritma SHAP

Pengujian ini menghasilkan pengaruh 12 parameter (4 parameter panjang, 4 parameter lebar, dan 4 parameter tinggi) dimensi koil dengan impedansi Gambar 13. Metode yang digunakan adalah SHAP Algorithm dan package TreeExplainer untuk membaca hasil pemodelan machine learning XGBoost. Kemudian hasil pengaruh parameter (SHAP values) yang ditemukan disajikan dan diidentifikasi dalam 2 hasil yaitu, kontribusi masing-masing parameter (plot summary) terhadap nilai impedansi dan kontribusi parameter yang paling berpengaruh terhadap nilai impedansi. SHAP menghasilkan SHAP Values pada data yang mewakili kontribusi masing – masing parameter terhadap hasil prediksi nilai impedansi.



Gambar 12. Decision Plot



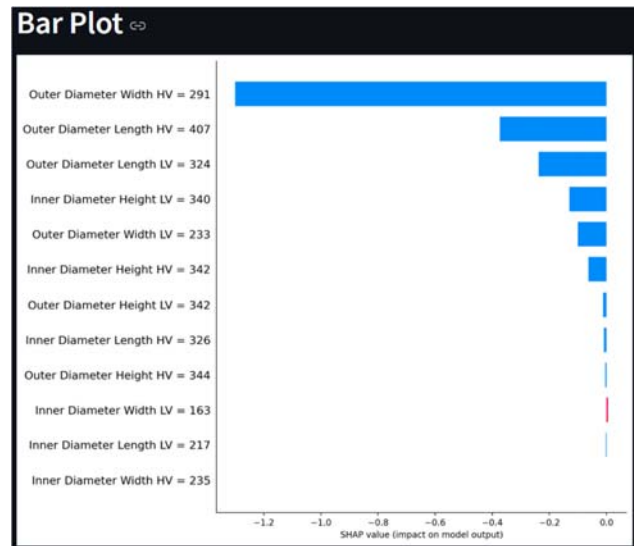
Gambar 13. Summary Plot

Parameter	Min	Max	Mean
Inner Diameter Length LV SHAP	-0.548	0.639	0.026
Inner Diameter Width LV SHAP	-0.187	0.329	-0.001
Inner Diameter Height LV SHAP	-1.652	0.514	-0.034
Outer Diameter Length LV SHAP	-0.457	0.465	0.465
Outer Diameter Width LV SHAP	-0.392	0.643	0.020
Outer Diameter Height LV SHAP	-0.188	0.187	-0.006
Inner Diameter Length HV SHAP	-0.215	0.185	0.007
Inner Diameter Width HV SHAP	-0.179	0.212	0.007
Inner Diameter Height HV SHAP	-0.181	0.353	-0.011
Outer Diameter Length HV SHAP	-0.712	0.688	0.017
Outer Diameter Width HV SHAP	-1.404	3.176	-0.068
Outer Diameter Height HV SHAP	-0.259	0.082	0.003

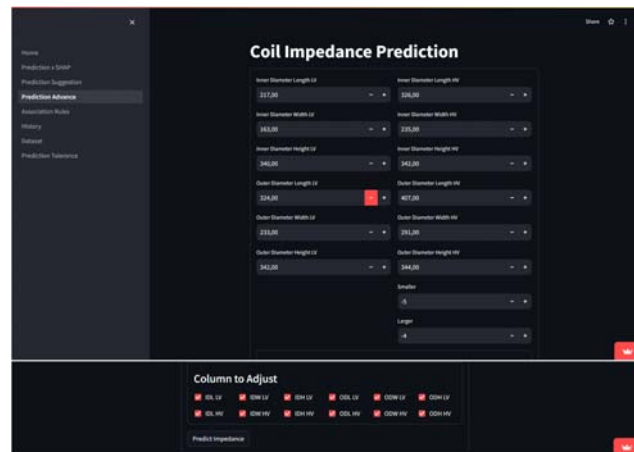
Gambar 14. Rekap Shapley Values

Analisis model prediksi XGBoost dengan algoritma SHAP pada Gambar 14 menunjukkan empat parameter paling berpengaruh: Outer Diameter Width HV (-1.404 hingga 3.176 ohm), Outer Diameter Length HV (-0.712 hingga 0.688 ohm), Outer Diameter Length LV (-0.457 hingga 0.465 ohm), dan Inner Diameter Height LV (-1.652 hingga 0.514 ohm).

D. Pengujian pada Aplikasi Website



Gambar 15. Bar Plot



Gambar 16. Prediction Advance Aplikasi Website

Pengujian menghasilkan prediksi impedansi dan prediksi saran modifikasi parameter sehingga didapatkan nilai impedansi yang diinginkan. Fitur prediction suggestion dan prediction advance pada Gambar 16 dibuat oleh penulis dengan membuat function yang dapat membuat variasi sampel parameter dengan batasan tertentu dan memprediksi nilai impedansi setiap sampel. Prediksi dilakukan dengan model machine learning yang sudah dibuat dan juga mengimplementasikan algoritma XAI-SHAP pada website Streamlit agar pengaruh masing-masing parameter dapat diketahui seperti pada Gambar 15.

Parameter Dimensi Trafo (mm)		Prediction Advance	
IDL LV	217	IDL LV	227
IDW LV	163	IDW LV	173
IDH LV	340	IDH LV	350
ODL LV	324	ODL LV	334
ODW LV	233	ODW LV	243
ODH LV	342	ODH LV	352
IDL HV	326	IDL HV	336
IDW HV	235	IDW HV	245
IDH HV	342	IDH HV	342
ODL HV	407	ODL HV	407
ODW HV	291	ODW HV	291
ODH HV	344	ODH HV	344

Gambar 17. Modifikasi Parameter Dimensi Koil

Hasil:

Original Impedance: 3.635%

Prediction Suggestion: 3.613%

Difference Suggestion: 0.022%

Prediction Advance: 3.5576%

Difference Advance: 0.0774%

Prediction advance akan memodifikasi parameter secara otomatis dan memberikan hasil kombinasi-kombinasi parameter yang lebih beragam daripada prediction suggestion. Prediction advance memerlukan waktu yang lebih lama untuk melakukan komputasi sekitar 2 hingga 4 jam dengan parameter settings sesuai yang disebutkan di atas (pada parameter settings yang semakin kompleks dibutuhkan waktu yang lebih banyak untuk komputasi). Parameter settings meliputi, 12 parameter yang dapat dimodifikasi sekaligus ataupun parameter tertentu untuk menyesuaikan dengan kondisi aktual dan nilai modifikasi parameter antara -10 mm hingga 10 mm sesuai dengan kondisi aktual. Selama pengujian pada data yang dimiliki nilai impedansi yang dapat dihasilkan adalah ± 0.0774 .

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan pengujian menggunakan algoritma ECLAT pada dataset transformator dengan support 0,01 dan confidence 1 menghasilkan 29.513 aturan asosiasi antara dimensi koil dan penyimpangan impedansi. Ditemukan 1.009 hubungan untuk impedansi 4, 6.966 untuk impedansi 5, 957 untuk impedansi 6, 63 untuk impedansi 7, 1.481 untuk impedansi 8, dan 19.037 untuk impedansi 10. Analisis model prediksi XGBoost dengan algoritma SHAP menunjukkan empat parameter paling berpengaruh: Outer Diameter Width HV (-1.404 hingga 3.176 ohm), Outer Diameter Length HV (-0.712 hingga 0.688 ohm), Outer Diameter Length LV (-0.457 hingga 0.465 ohm), dan Inner Diameter Height LV (-1.652 hingga 0.514 ohm). Aplikasi website yang dikembangkan mampu memodifikasi hingga 12 parameter dengan rentang -10 mm hingga 10 mm dan menghasilkan selisih impedansi terbaik sebesar ± 0.0774 .

Fitur prediction suggestion dan prediction advance membantu memodifikasi parameter untuk mendapatkan nilai impedansi tertentu sesuai yang diinginkan. Selain itu, terdapat batasan pengaruh elektrik yang direpresentasikan oleh dimensi koil. Pengaruh elektrik seperti panjang kawat, area koil, radius koil, tinggi koil, dan ketebalan isolasi layer diasumsikan telah direpresentasikan, sedangkan hambatan jenis konduktor, luas penampang konduktor, jumlah lilitan pada koil, serta nilai kVA tidak direpresentasikan dalam model.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Badan Standardisasi Nasional, *SNI 0225-5-521: persyaratan umum instalasi listrik (PUIL) 2020 - bagian 5-521: pemilihan dan pemasangan peralatan listrik - transformator distribusi - persyaratan umum*. Jakarta: Badan Standardisasi Nasional, 2020.
- [2] International Electrotechnical Commission, *IEC 60076-1: Power transformers. Part 1, General = Transformateurs de puissance. Partie 1, Généralités*. International Electrotechnical Commission, 2011.
- [3] Dawood, K., Isik, F., & Komurgoz, G. (2022). Analysis and optimization of leakage impedance in a transformer with additional winding: A numerical and experimental study. *Alexandria Engineering Journal*, 61(12), 11291–11300. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2022.05.014>
- [4] Zhang, T., Lu, J., Zhang, G., & Ding, Q. (2010). *Fault diagnosis of transformer using association rule mining and knowledge base*.
- [5] Machlev, R., Heistrene, L., Perl, M., Levy, K. Y., Belikov, J., Mannor, S., & Levron, Y. (2022). Explainable artificial intelligence (XAI) techniques for energy and power systems: review, challenges and opportunities. In *Energy and AI* (Vol. 9). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.egyai.2022.100169>
- [6] Del Vecchio, R. M., Poulin, B., Feghali, P. T., Shah, D. M., & Ahuja, R. (2018). *Transformer Design Principles Third Edition*.
- [7] Tumbelaka, Hanny Hosiana (2023). TE4413: Mesin-Mesin Listrik - Materi Transformator [PDF]. Universitas Kristen Petra. <https://cloud.lentera.petra.ac.id/>
- [8] McLyman, C. W. T. (2004). *Transformer and inductor design handbook*. Marcel Dekker.
- [9] International Electrotechnical Commission, *Power transformers-Part 5: Ability to withstand short circuit*. 2006. [Online]. Available: www.iec.ch/searchpub
- [10] Kaur, M., & Grag, U. (2015). Advanced eclat algorithm for frequent itemsets generation. *International Journal of Computer System*, 82–84. <http://www.ripublication.com>
- [11] Marsland, S. (2015). *Machine learning an algorithmic perspective* (R. Herbrich & T. Graepel, Eds.; second).
- [12] Kaur, M., & Grag, U. (2015). Advanced eclat algorithm for frequent itemsets generation. *International Journal of Computer System*, 82–84. <http://www.ripublication.com>
- [13] Zhang, X., Tang, Y., Liu, Q., Liu, G., Ning, X., & Chen, J. (2021). A fault analysis method based on association rule mining for distribution terminal unit. *Applied Sciences (Switzerland)*, 11(11). <https://doi.org/10.3390/app11115221>

- [14] Lundberg, S., & Lee, S.-I. (2017). *A Unified Approach to Interpreting Model Predictions*. <http://arxiv.org/abs/1705.07874>
- [15] Molnar, C. (2019). *Interpretable machine learning a guide for making black box models explainable*. <http://leanpub.com/interpretable-machine-learning>