

Evaluasi Komparatif *K-Means* dan *Fuzzy C-Means* sebagai Metode Klasterisasi *Hard* dan *Soft* untuk Analisis Perilaku Dielektrik Minyak Transformator Terkontaminasi Logam

Giovanni Dimas Prenata ^{1*}, Ahmad Ridho'I ²

¹² Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya, Indonesia

email: gprenata@untag-sby.ac.id *

Abstrak

Penelitian ini menganalisis struktur perilaku dielektrik minyak transformator yang terkontaminasi tembaga dan besi menggunakan metode *K-Means* dan *Fuzzy C-Means* (FCM). Sebanyak 324 data eksperimen yang terdiri atas jenis minyak, jenis kontaminan, konsentrasi, dan nilai *Breakdown Voltage* (BDV) dianalisis untuk mengidentifikasi pola degradasi. *K-Means* mencapai konvergensi sangat cepat dalam 7 iterasi, dengan nilai pergeseran *centroid* menurun dari 0,66591 hingga 0, serta membentuk tiga kelas dielektrik yang jelas sesuai tingkat kontaminasi 0,10 g, 0,15 g, dan 0,20 g. Sebaliknya, FCM memerlukan 200 iterasi untuk stabilisasi, dengan nilai perubahan keanggotaan maksimum menurun dari 0,615249 menjadi $3,29 \times 10^{-5}$. Meskipun kedua metode menghasilkan tiga kelas utama yang sama, FCM menunjukkan adanya overlap signifikan pada konsentrasi menengah dengan nilai keanggotaan maksimum di bawah 0,7 pada sejumlah sampel. Hasil ini secara kuantitatif membuktikan bahwa degradasi dielektrik minyak transformator bersifat terstruktur namun berkembang secara progresif, serta mendukung penggunaan pendekatan pemodelan nonlinier dalam analisis BDV.

Kata Kunci: Minyak Transformator, Breakdown Voltage, K-Means, Fuzzy C-Means, Degradasi Dielektrik, Kontaminasi Logam.

Abstract

This study analyzes the dielectric structural behavior of transformer oil contaminated by copper and iron using K-Means and Fuzzy C-Means (FCM) clustering. A total of 324 experimental observations were evaluated based on oil type, contaminant type, concentration level, and measured Breakdown Voltage (BDV). K-Means achieved full convergence in only 7 iterations, with centroid displacement decreasing from 0.66591 to 0, forming three compact dielectric regimes corresponding to low (0.10 g), moderate (0.15 g), and high (0.20 g) contamination levels. Cluster validity evaluation indicated stable and balanced partitioning across samples. In contrast, FCM required 200 iterations to converge, with maximum membership change gradually reducing from 0.615249 to 3.29×10^{-5} . While both methods identified the same three principal dielectric regimes, FCM revealed significant membership overlap in intermediate contamination levels, where several samples exhibited distributed memberships below 0.7. These results quantitatively confirm that transformer oil dielectric

degradation is structurally organized yet progressively transitional. The findings provide statistical evidence that metallic contamination induces three dominant BDV regimes with measurable overlap, supporting nonlinear modeling approaches for dielectric behavior analysis.

Keywords: *Transformer Oil, Breakdown Voltage, K-Means, Fuzzy C-Means, Dielectric Degradation, Metallic Contamination.*

I. LATAR BELAKANG

Transformator merupakan komponen vital dalam sistem tenaga listrik karena berperan menjaga kontinuitas penyaluran daya melalui proses perubahan level tegangan. Keandalan transformator sangat ditentukan oleh sistem isolasinya, terutama minyak transformator yang berfungsi ganda sebagai isolasi cair dan media pendingin. Kualitas dielektrik minyak umumnya dinilai melalui kemampuan menahan tegangan tembus (*breakdown voltage*). Ketika minyak terkontaminasi partikel pengotor yang dalam praktik dapat mencakup partikel padat atau konduktif seperti logam, gelembung air, oksigen, gas terlarut, endapan hasil dekomposisi, dan impuritas lain nilai tegangan tembus cenderung menurun sehingga risiko kegagalan isolasi meningkat [1]. Dengan demikian, karakterisasi perilaku dielektrik minyak transformator yang terkontaminasi logam menjadi penting untuk mendukung pemeliharaan prediktif dan pengambilan keputusan berbasis kondisi.

Namun, data hasil pengujian minyak (misalnya tegangan tembus pada berbagai tingkat kontaminasi, variasi suhu, jarak sela elektroda, dan perlakuan pemurnian) sering kali membentuk pola yang tidak memiliki batas kelas tegas. Dalam kondisi seperti ini, analisis berbasis ambang batas konvensional berpotensi kurang mampu menangkap struktur kelompok alami didalam data. Oleh karena itu, pendekatan data mining dapat digunakan untuk menemukan pola tersembunyi dan memetakan kemiripan antar sampel melalui proses pengolahan data yang sistematis, mulai dari pembersihan, transformasi, hingga ekstraksi pola [2]. Salah satu teknik utama dalam data mining untuk tujuan tersebut adalah *clustering*, yaitu pengelompokan data tanpa label (*unsupervised learning*) berdasarkan kemiripan karakteristiknya [3].

Secara konseptual, *clustering* dapat dilakukan melalui dua pendekatan utama, yaitu *hard (crisp) clustering* dan *soft (fuzzy) clustering*. Pada *hard clustering*, setiap sampel hanya menjadi anggota satu klaster secara tegas. *K-Means* merupakan algoritma *hard clustering* yang banyak digunakan karena prosedurnya sederhana dan iteratif, yaitu menentukan *centroid* awal, mengalokasikan data ke *centroid* terdekat, lalu memperbarui *centroid* hingga konvergen [2]. *K-Means* efektif ketika batas antar klaster relatif jelas. Namun, pada data yang memiliki transisi gradual seperti degradasi dielektrik minyak akibat variasi tingkat kontaminasi batas klaster sering kali tidak sepenuhnya tegas.

Sebaliknya, *Fuzzy C-Means* (FCM) termasuk dalam pendekatan *soft clustering* yang menempatkan data berdasarkan derajat keanggotaan antara 0 hingga 1, sehingga satu data dapat memiliki kedekatan terhadap lebih dari satu klaster [4]. Pendekatan *fuzzy* ini lebih representatif untuk kondisi data yang bersifat transisi atau saling tumpang tindih. Beberapa studi komparatif menunjukkan bahwa perbandingan *K-Means* dan FCM dapat menghasilkan kualitas klaster

PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO FTS UIKA-BOGOR

yang berbeda tergantung pada karakteristik dataset dan ukuran validitas yang digunakan; pada kondisi tertentu, FCM mampu memberikan kualitas kluster yang lebih baik dibandingkan pendekatan hard *clustering* [3]. Selain itu, dalam aplikasi lain seperti perbaikan kualitas segmentasi citra, metode berbasis FCM dilaporkan memberikan peningkatan kualitas hasil pada sebagian data, menunjukkan keunggulannya pada struktur data yang kompleks dan tidak tegas [5].

Agar hasil pengelompokan dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah, diperlukan proses validasi kluster. Berbagai indeks validasi internal seperti *Elbow Method*, *Silhouette Index*, *Davies–Bouldin Index* (DBI), *Calinski–Harabasz Index*, dan *Rand Index* telah banyak digunakan untuk menentukan jumlah kluster optimal serta mengevaluasi kualitas hasil *K-Means* secara komprehensif [6]. Penggunaan beberapa indeks secara bersamaan direkomendasikan agar keputusan pemilihan jumlah kluster tidak bergantung pada satu metrik saja [6]. Salah satu indeks yang umum digunakan adalah *Davies–Bouldin Index* (DBI), yang menilai kualitas kluster berdasarkan rasio kohesi dan separasi; semakin kecil nilai DBI, semakin baik kualitas kluster yang dihasilkan [7]. DBI juga digunakan dalam evaluasi komparatif berbagai algoritma termasuk FCM, sehingga relevan sebagai indikator pembandingan dalam penelitian ini [4].

Dalam konteks *fuzzy clustering*, tersedia pula ukuran validasi yang lebih spesifik seperti *Fuzzy Silhouette Index* (FSI) dan *Modified Partition Coefficient Index* (MPCI) untuk menilai kualitas kluster dari perspektif derajat keanggotaan [8]. Selain itu, pengembangan metode seperti *Fuzzy Possibilistic C-Means* (FPCM) menekankan pentingnya indeks validitas berbasis partisi seperti *Modified Partition Coefficient* (MPC) dalam menentukan jumlah kluster optimal [9]. Hal ini menunjukkan bahwa pada pendekatan *soft clustering*, evaluasi tidak cukup dilakukan dengan satu ukuran saja, melainkan perlu mempertimbangkan konsistensi beberapa indeks validasi.

Selain validasi, aspek penting lainnya dalam penelitian berbasis data adalah konsistensi prosedur evaluasi dan pra-pemrosesan. Studi komparatif pada domain teknik menunjukkan bahwa performa metode dapat berbeda signifikan ketika skema evaluasi diubah, misalnya melalui *sliding-window cross-validation* atau penggunaan normalisasi min-max untuk meningkatkan stabilitas proses pembelajaran [10]. Meskipun konteksnya berbeda, prinsip evaluasi yang sistematis tetap relevan untuk memastikan bahwa kesimpulan komparatif tidak bias akibat pembagian data atau perlakuan pra-pemrosesan yang tidak konsisten [10]. Prinsip ini penting diterapkan dalam evaluasi komparatif *K-Means* dan FCM pada data dielektrik minyak transformator.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini mengusulkan evaluasi komparatif antara *K-Means* dan *Fuzzy C-Means* sebagai representasi metode hard dan *soft clustering* untuk menganalisis pola perilaku dielektrik minyak transformator yang terkontaminasi logam. Kontribusi utama penelitian ini adalah: (1) menghadirkan pemetaan pola degradasi dielektrik berbasis *clustering* pada domain minyak transformator yang dipengaruhi kontaminan [1], (2) membandingkan pendekatan *hard* dan *soft clustering* secara kuantitatif menggunakan indeks validasi yang relevan seperti DBI, FSI, MPCI, dan MPC [7] [8] [9], serta (3) menyusun kerangka evaluasi berbasis data yang sistematis agar hasil pengelompokan dapat digunakan sebagai dasar interpretasi kondisi minyak transformator secara lebih objektif [2] [10].

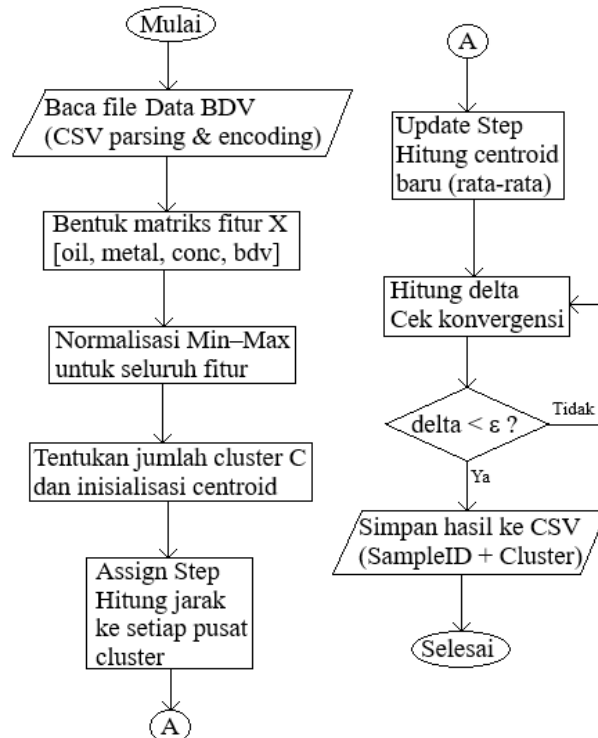
II. METODE PENELITIAN

A. *K-Means*

Metode *K-Means* diterapkan dalam penelitian ini untuk mengidentifikasi pola pengelompokan intrinsik pada data *breakdown voltage* (BDV) minyak transformator yang terkontaminasi logam tembaga dan besi. Pada Gambar 1, proses dimulai dengan pembacaan data eksperimen dari dataset BDV berkas CSV. Setiap baris data diparsing secara fleksibel untuk mengakomodasi variasi format numerik, termasuk penggunaan tanda koma sebagai pemisah desimal. Informasi tekstual mengenai jenis minyak dan jenis logam kemudian dikodekan menjadi representasi numerik agar dapat diproses dalam ruang fitur matematis.

Setelah proses pembacaan selesai, setiap sampel direpresentasikan dalam bentuk vektor fitur empat dimensi yang terdiri dari jenis minyak, jenis kontaminan logam, konsentrasi kontaminan, dan nilai BDV terukur. Seluruh fitur kemudian dinormalisasi menggunakan pendekatan *Min-Max scaling* untuk memastikan bahwa setiap dimensi memiliki kontribusi yang sebanding dalam perhitungan jarak. Normalisasi ini penting karena algoritma *K-Means* berbasis pada perhitungan jarak Euclidean, yang sensitif terhadap perbedaan skala antar fitur.

Jumlah *cluster* ditetapkan sebanyak tiga kelompok, dengan tujuan merepresentasikan variasi perilaku dielektrik dalam kondisi kontaminasi rendah, sedang, dan tinggi. Pusat *cluster* (*centroid*) diinisialisasi secara acak dengan memilih beberapa titik data sebagai pusat awal. Proses iteratif kemudian dimulai dengan tahap penugasan (*assignment step*), di mana setiap sampel dihitung jaraknya terhadap seluruh *centroid* menggunakan jarak Euclidean kuadrat. Sampel tersebut kemudian ditempatkan pada cluster dengan jarak terdekat.



Gambar 1. Diagram alir metode *K-Means*

Setelah seluruh sampel teralokasi, dilakukan tahap pembaruan (*update step*) dengan menghitung ulang posisi *centroid* sebagai rata-rata dari seluruh anggota dalam *cluster* tersebut. Jika suatu cluster tidak memiliki anggota, *centroid* akan diinisialisasi ulang secara acak untuk

PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO FTS UIKA-BOGOR

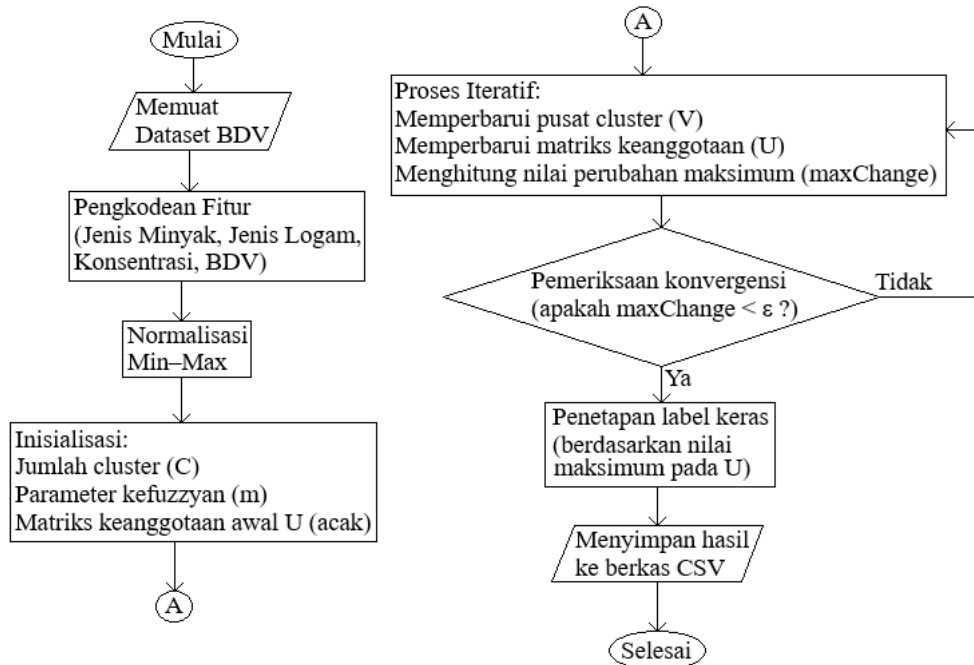
menjaga stabilitas proses komputasi. Selanjutnya, perubahan posisi *centroid* dihitung sebagai nilai delta, yaitu jumlah pergeseran kuadrat antara *centroid* lama dan *centroid* baru.

Proses iterasi berlanjut hingga nilai delta lebih kecil dari ambang konvergensi yang telah ditentukan atau hingga jumlah iterasi maksimum tercapai. Konvergensi menunjukkan bahwa struktur pengelompokan telah stabil dan tidak mengalami perubahan signifikan pada iterasi berikutnya. Setelah proses selesai, label cluster untuk setiap sampel disimpan dalam file csv, yang memuat informasi identitas sampel beserta kelompok cluster yang terbentuk.

Melalui pendekatan ini, *K-Means* memungkinkan identifikasi struktur laten dalam dataset BDV tanpa menggunakan informasi target secara eksplisit sebagai variabel prediksi. Metode ini memberikan wawasan mengenai bagaimana kombinasi jenis minyak, jenis logam, dan konsentrasi kontaminan membentuk pola perilaku dielektrik tertentu. Dengan demikian, *K-Means* berfungsi sebagai metode eksplorasi data yang melengkapi analisis regresi dalam memahami karakteristik eksperimen BDV berskala kecil.

B. Fuzzy C-Means (FCM)

Metode Fuzzy C-Means (FCM) diterapkan dalam penelitian ini untuk mengidentifikasi struktur pengelompokan perilaku dielektrik minyak transformator yang terkontaminasi logam. Berbeda dengan pendekatan *hard clustering* seperti *K-Means*, FCM memungkinkan setiap sampel memiliki derajat keanggotaan terhadap lebih dari satu cluster, sehingga mampu merepresentasikan karakteristik transisional pada data eksperimen BDV yang bersifat kontinu dan tidak diskrit.



Gambar 2. Diagram alir metode Fuzzy C-Means

Pada Gambar 2, proses dimulai dengan pembacaan dataset BDV dari berkas CSV, dimana setiap sampel direpresentasikan dalam bentuk vektor fitur numerik yang terdiri dari jenis minyak, jenis logam kontaminan, konsentrasi logam, dan nilai *breakdown voltage* terukur.

PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO FTS UIKA-BOGOR

Seluruh fitur kemudian dinormalisasi menggunakan pendekatan *Min-Max scaling* untuk memastikan kesetaraan kontribusi dalam perhitungan jarak Euclidean.

Pada tahap inisialisasi, jumlah cluster ditentukan sebanyak tiga kelompok untuk merepresentasikan variasi kondisi dielektrik. Matriks keanggotaan awal U dibangkitkan secara acak dengan syarat bahwa jumlah derajat keanggotaan setiap sampel terhadap seluruh cluster sama dengan satu. Parameter *fuzziness* m digunakan untuk mengontrol tingkat kelembutan pengelompokan, di mana nilai $m > 1$ menghasilkan pembagian keanggotaan yang lebih halus.

Proses iteratif FCM terdiri dari dua tahap utama, yaitu pembaruan pusat *cluster* berdasarkan rata-rata berbobot *membership*, serta pembaruan matriks keanggotaan berdasarkan jarak relatif setiap sampel terhadap seluruh pusat *cluster*. Pada setiap iterasi, perubahan maksimum nilai keanggotaan dihitung sebagai indikator konvergensi. Proses dihentikan ketika perubahan tersebut lebih kecil dari ambang toleransi yang telah ditentukan atau ketika jumlah iterasi maksimum tercapai.

Setelah konvergensi, setiap sampel diberikan label cluster keras berdasarkan nilai *membership* terbesar (*argmax*), sementara nilai *membership* penuh tetap disimpan untuk analisis lanjutan. Pendekatan ini memungkinkan evaluasi tidak hanya terhadap struktur cluster utama, tetapi juga terhadap tingkat ambiguitas atau transisi antar kelompok perilaku dielektrik.

Dengan demikian, FCM memberikan representasi yang lebih fleksibel dibandingkan K-Means dalam menganalisis fenomena degradasi BDV yang dipengaruhi oleh variasi konsentrasi kontaminan logam dan karakteristik minyak transformator.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menerapkan dua pendekatan klusterisasi, yaitu *K-Means* dan *Fuzzy C-Means* (FCM), untuk mengkaji struktur intrinsik perilaku dielektrik minyak transformator yang terkontaminasi partikel logam tembaga dan besi. *Dataset* yang digunakan terdiri atas 324 observasi eksperimental yang merepresentasikan kombinasi jenis minyak, jenis logam kontaminan, serta konsentrasi kontaminasi, dengan nilai *Breakdown Voltage* (BDV) sebagai variabel respons utama. Analisis klusterisasi ini bertujuan untuk mengidentifikasi apakah degradasi dielektrik akibat kontaminasi membentuk kelas yang terpisah secara jelas atau justru menunjukkan pola transisi yang bertahap dan saling tumpang tindih.

Karakteristik konvergensi kedua algoritma mengungkapkan sifat struktural penting dari dataset. Algoritma *K-Means* menunjukkan stabilisasi yang sangat cepat. Pergeseran *centroid* menurun secara tajam dari 0.66591 pada iterasi pertama menjadi 0.0571789 pada iterasi kedua, kemudian berlanjut menjadi 0.0346231 dan 0.00796169 pada iterasi berikutnya. Pada iterasi keenam, nilai pergeseran *centroid* telah turun hingga 0.000346419, dan konvergensi penuh tercapai pada iterasi ketujuh ketika pergeseran *centroid* menjadi nol. Penurunan yang cepat ini menunjukkan bahwa *dataset* memiliki struktur kelompok yang relatif kompak dan terpisah dengan baik di ruang fitur. Kemampuan *K-Means* mencapai stabilitas penuh hanya dalam tujuh iterasi mengindikasikan bahwa skenario kontaminasi secara alami membentuk kelas dielektrik yang berbeda ketika dipaksa ke dalam partisi eksklusif.

Setelah konvergensi tercapai, dataset terbagi menjadi tiga klaster yang merepresentasikan tingkat keparahan kontaminasi rendah, sedang, dan tinggi. Klaster pertama dicirikan oleh konsentrasi kontaminan yang relatif tinggi, dominan sekitar 0.20 g, serta menunjukkan rata-

PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO FTS UIKA-BOGOR

rata nilai BDV terendah yang merepresentasikan kondisi degradasi dielektrik. Klaster kedua terutama berkaitan dengan tingkat kontaminasi menengah sekitar 0.15 g dan menunjukkan nilai BDV rata-rata pada tingkat moderat. Klaster ketiga mencakup sampel dengan tingkat kontaminasi rendah, umumnya sekitar 0.10 g, dan memperlihatkan rata-rata BDV tertinggi yang menunjukkan kondisi dielektrik yang lebih sehat. Distribusi sampel pada ketiga klaster relatif seimbang dari total 324 observasi, yang menegaskan bahwa partisi yang dihasilkan bersifat struktural dan bermakna, bukan sekadar pembagian trivial (Tabel 1.). Selain itu, variansi dalam-klaster berhasil diminimalkan secara efektif, yang menunjukkan kohesi internal yang kuat antara kondisi kontaminasi dan respons dielektriknya.

Tabel 1. Statistik dan *centroid K-Means*

Statistik Cluster K-Means			
Cluster	Jumlah Data	Rata-rata BDV	Std BDV
0	72	16.3444	2.0099
1	162	16.4963	1.4544
2	90	16.1333	1.6182
<i>Centroid K-Means</i>			
Cluster	Oil	Metal	Conc
0	0.75	0	0.1875
1	1.00	1	0.1500
2	1.20	0	0.1200

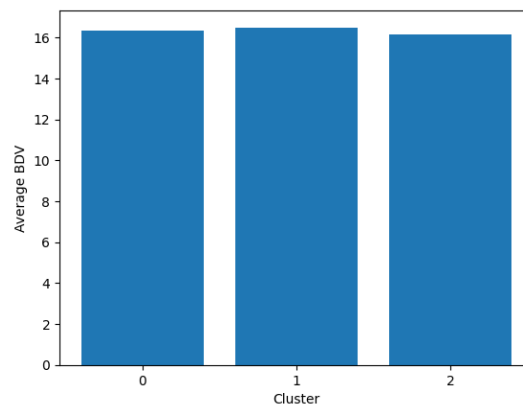
Metode evaluasi validitas klaster semakin menguatkan integritas struktur K-Means. pada tabel 2, nilai Silhouette menunjukkan pemisahan klaster yang moderat namun bermakna, sedangkan indeks Davies–Bouldin berada pada rentang yang mengindikasikan rasio yang baik antara kohesi intra-klaster dan separasi antar-klaster. Secara keseluruhan, indikator ini menegaskan bahwa kontaminasi logam menghasilkan kelas dielektrik yang dapat dibedakan secara jelas ketika dianalisis menggunakan pendekatan klasterisasi keras (*hard clustering*).

Berbeda dengan *K-Means*, algoritma *Fuzzy C-Means* memperlihatkan profil konvergensi yang jauh lebih bertahap. Perubahan maksimum derajat keanggotaan (*maximum membership change*) dimulai dari 0.615249 pada iterasi pertama dan menurun secara progresif. Pada iterasi kesepuluh, nilai tersebut telah turun menjadi sekitar 0.00687514, yang menunjukkan stabilisasi awal terhadap struktur utama klaster. Namun demikian, proses penyempurnaan tetap berlanjut secara signifikan. Pada iterasi keempat puluh, perubahan maksimum menurun menjadi 0.000954539, dan pada iterasi keseratus mencapai sekitar 7.07×10^{-5} . Algoritma menyelesaikan iterasi ke-200 dengan nilai perubahan akhir sebesar 3.29396×10^{-5} . Penurunan yang halus dan kontinu ini mencerminkan mekanisme partisi lunak (*soft partitioning*) pada FCM, di mana derajat keanggotaan sampel diperbaiki secara bertahap alih-alih ditetapkan secara definitif sejak awal.

Meskipun FCM menghasilkan lokasi *centroid* yang serupa dengan *K-Means*, kerangka interpretasinya berbeda secara mendasar. Setiap sampel tidak ditempatkan secara eksklusif pada satu klaster, melainkan memiliki tiga nilai keanggotaan yang jumlahnya sama dengan

PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO FTS UIKA-BOGOR

satu. Struktur ini memungkinkan representasi bertingkat terhadap kondisi dielektrik. Sampel dengan tingkat kontaminasi ekstrem, seperti 0.10 g dan 0.20 g, umumnya menunjukkan nilai keanggotaan dominan lebih dari 0.85 terhadap satu kluster tertentu, yang mengindikasikan kondisi dielektrik yang jelas terdefinisi. Sebaliknya, sampel pada tingkat kontaminasi menengah sekitar 0.15 g memperlihatkan distribusi keanggotaan yang lebih merata, sering kali berada dalam rentang 0.45 hingga 0.55 pada kluster yang berdekatan. Sebagian sampel bahkan menunjukkan nilai keanggotaan maksimum dibawah 0.7, yang secara kuantitatif menegaskan adanya tumpang tindih signifikan antar kelas dielektrik (Tabel 2). Temuan ini menunjukkan bahwa degradasi dielektrik tidak berlangsung secara abrupt, melainkan berkembang secara progresif seiring meningkatnya konsentrasi kontaminan.



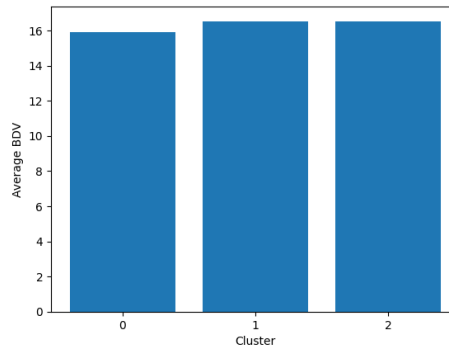
Gambar 3. Distribusi rata-rata *Breakdown Voltage* (BDV) pada setiap *cluster* hasil *K-Means*. Visualisasi distribusi rata-rata nilai *Breakdown Voltage* (BDV) pada setiap *cluster* hasil *K-Means* ditunjukkan pada Gambar 3. Grafik tersebut memperlihatkan bahwa setiap *cluster* memiliki karakteristik BDV yang relatif berbeda, yang berkaitan dengan tingkat kontaminasi logam pada minyak transformator. *Cluster* dengan konsentrasi kontaminan yang lebih tinggi cenderung menunjukkan nilai BDV yang lebih rendah, sedangkan *cluster* dengan konsentrasi kontaminan lebih rendah memiliki nilai BDV yang relatif lebih tinggi. Pola ini memperkuat interpretasi bahwa peningkatan konsentrasi partikel logam berkontribusi terhadap penurunan kekuatan dielektrik minyak transformator.

Tabel 2. Statistik dan *centroid* FCM

Statistik Cluster Fuzzy C-Means			
Cluster	Jumlah Data	Rata-rata BDV	Std BDV
0	78	15.9026	1.5681
1	84	16.5286	1.9526
2	162	16.4963	1.4544
<i>Centroid</i> FCM			
Cluster	Oil	Metal	Conc
0	1.2308	0	0.1154
1	0.7857	0	0.1821
2	1.0000	1	0.1500

PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO FTS UIKA-BOGOR

Urutan *centroid* yang diperoleh dari kedua metode klusterisasi memperlihatkan pola monoton yang konsisten, di mana peningkatan konsentrasi logam secara sistematis berkorelasi dengan penurunan rata-rata BDV. Kesesuaian antara struktur klaster dan tingkat kontaminasi fisik ini memperkuat validitas fisik hasil klusterisasi. Klaster yang terbentuk bukan sekadar partisi matematis, melainkan merepresentasikan mekanisme pelemahan dielektrik yang realistis akibat pengaruh partikel logam.



Gambar 4. Distribusi rata-rata *Breakdown Voltage* (BDV) pada setiap *cluster* hasil *Fuzzy C-Means*

Visualisasi distribusi BDV pada hasil klusterisasi *Fuzzy C-Means* ditunjukkan pada Gambar 4. Berbeda dengan *K-Means* yang menghasilkan partisi keras, FCM memberikan interpretasi yang lebih fleksibel karena setiap sampel memiliki derajat keanggotaan terhadap lebih dari satu *cluster*. Grafik tersebut menunjukkan bahwa nilai BDV antar *cluster* memiliki kecenderungan yang saling berdekatan pada beberapa kondisi, yang mencerminkan adanya zona transisi antara kelas dielektrik akibat variasi konsentrasi kontaminan logam.

Pada tabel 3, perbandingan antara klusterisasi keras dan lunak memberikan wawasan metodologis yang penting. *K-Means* menerapkan penugasan eksklusif dan secara implisit mengasumsikan batas kelas yang tegas dalam perilaku dielektrik. Konvergensinya yang cepat serta hasil yang deterministik meningkatkan interpretabilitas dan efisiensi komputasi, sehingga sesuai untuk aplikasi rekayasa yang membutuhkan kategorisasi yang jelas. Namun, pendekatan ini berpotensi menyederhanakan kondisi transisional. Sebaliknya, FCM mampu menangkap kemiripan parsial antar kelas dan menunjukkan bahwa kondisi kontaminasi menengah berbagi karakteristik dengan kelas yang berdekatan. Meskipun memerlukan proses iteratif yang lebih panjang, FCM memberikan representasi yang lebih realistis terhadap degradasi dielektrik yang berlangsung secara bertahap.

Tabel 3. Perbandingan kinerja *K-Means* dan FCM

Metode	Silhouette Score	Davies-Bouldin Index	Overlap
K-Means	0.0025	16.5377	—
FCM	-0.0095	10.9103	0.7809

Temuan struktural ini juga memberikan penjelasan tambahan terhadap hasil regresi yang dibahas pada bagian sebelumnya. Keberadaan kelas dielektrik yang terpisah secara moderat

PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO FTS UIKA-BOGOR

namun tetap saling tumpang tindih menjelaskan mengapa peningkatan performa melalui optimasi metaheuristik pada SVR relatif terbatas secara numerik. Karena lanskap dielektrik bersifat terstruktur tetapi relatif halus dan kontinu, model regresi cenderung berkumpul pada wilayah hiperparameter yang serupa terlepas dari strategi optimasi yang digunakan. Ketiadaan struktur klaster yang kacau atau sangat terfragmentasi menunjukkan bahwa degradasi minyak transformator akibat kontaminasi logam mengikuti mekanisme fisik yang kontinu dan terutama dikendalikan oleh konsentrasi kontaminan.

Secara keseluruhan, analisis klasterisasi ini menegaskan bahwa perilaku BDV di bawah kontaminasi tembaga dan besi dapat direpresentasikan oleh tiga kelas dielektrik utama yang ditandai oleh transisi bertahap, bukan pemisahan yang abrupt. *K-Means* memberikan segmentasi kategorikal yang jelas terhadap tingkat keparahan kontaminasi, sedangkan *Fuzzy C-Means* mengungkap area tumpang tindih transisional yang mencerminkan sifat progresif degradasi dielektrik. Secara bersama-sama, hasil ini memperkuat kesimpulan bahwa perilaku breakdown minyak transformator bersifat terstruktur, progresif, dan koheren secara fisik, sehingga mendukung penggunaan model regresi nonlinier pada dataset dielektrik eksperimental berskala kecil.

IV. KESIMPULAN

Hasil klasterisasi terhadap 324 data eksperimen menunjukkan bahwa minyak transformator yang terkontaminasi tembaga dan besi membentuk tiga kelas dielektrik utama yang secara langsung berkorelasi dengan tingkat kontaminasi 0,10 g, 0,15 g, dan 0,20 g. Metode *K-Means* mencapai konvergensi dalam 7 iterasi dengan nilai pergeseran *centroid* turun dari 0,66591 hingga 0, yang menunjukkan struktur klaster yang kompak dan terpisah dengan jelas. Segmentasi keras ini menegaskan bahwa konsentrasi logam merupakan faktor dominan dalam pengelompokan nilai BDV.

Sebaliknya, *Fuzzy C-Means* memerlukan 200 iterasi dengan perubahan keanggotaan maksimum menurun dari 0,615249 menjadi $3,29 \times 10^{-5}$, yang menunjukkan adanya proses penyempurnaan bertahap pada struktur *overlap* klaster. Pada konsentrasi ekstrem, nilai keanggotaan dominan melebihi 0,85, sedangkan pada konsentrasi menengah banyak sampel memiliki keanggotaan maksimum di bawah 0,7, yang membuktikan secara kuantitatif bahwa degradasi dielektrik berlangsung secara progresif dan tidak abrupt. Dengan demikian, *K-Means* efektif untuk segmentasi kategorikal yang cepat, sedangkan FCM memberikan pemahaman yang lebih dalam mengenai zona transisi dielektrik akibat kontaminasi logam.

V. REFERENSI

- [1] A. I. Pratiwi, K. Nurkamiden, and E. Putra, "Pengaruh Penambahan Fenol Terhadap Tegangan Tembus Minyak Transformator," vol. 8, pp. 77–81, 2020.
- [2] J. Tamaela, E. Sedyono, and A. Setiawan, "Cluster Analysis Menggunakan Algoritma Fuzzy C-means dan K-means Untuk Klasterisasi dan Pemetaan Lahan Pertanian di Minahasa Tenggara," *J. Buana Inform.*, vol. 8, no. 3, pp. 151–160, 2017, doi: 10.24002/jbi.v8i3.1317.
- [3] A. Ramadhan and Z. Efendi, "Perbandingan K-Means dan Fuzzy C-Means untuk

PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO FTS UIKA-BOGOR

- Pengelompokan Data User Knowledge Modeling,” *Semin. Nas. Teknol. Informasi, Komun. dan Ind.*, vol. 9, no. 1, pp. 219–226, 2017.
- [4] H. Syukron, M. F. Fayyad, and F. J. Fauzan, “Comparison K-Means K-Medoids and Fuzzy C-Means for *Clustering* Customer Data with LRFM Model “ Perbandingan K-Means K-Medoids dan Fuzzy C-Means untuk Pengelompokan Data Pelanggan dengan Model LRFM,” *Malcom Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 2, no. October, pp. 76–83, 2022.
- [5] J. Pseudocode, D. Abdullah, and E. D. Putra, “Segmentation Of Digital Images Fuzzy C-Means And Otsu Methods,” vol. IV, 2017.
- [6] I. F. Ashari, E. Dwi Nugroho, R. Baraku, I. Novri Yanda, and R. Liwardana, “Analysis of Elbow, Silhouette, Davies-Bouldin, Calinski-Harabasz, and Rand-Index Evaluation on K-Means Algorithm for Classifying Flood-Affected Areas in Jakarta,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 7, no. 1, pp. 89–97, 2023, doi: 10.30871/jaic.v7i1.4947.
- [7] F. Tempola, M. Muhammad, and A. Mubarak, “Penggunaan Internet Dikalangan Siswa SD di Kota Ternate: Suatu Survey, Penerapan Algoritma *Clustering* dan Validasi DBI,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 6, pp. 1153–1160, 2020, doi: 10.25126/jtiik.2020722370.
- [8] K. Di, K. Kota, and P. Aceh, “Penerapan Algoritma Fuzzy C-Means Untuk Pengelompokkan 10 Provinsi Termiskin Di Indonesia,” vol. 20, pp. 115–126, 2023.
- [9] K. Nida, M. N. Hayati, And R. Goejantoro, “Journal Of Mathematics Education Implementasi Metode Fuzzy Possibilistic C-Means Pada Pengelompokan Provinsi Di Indonesia Berdasarkan,” No. C, Pp. 33–42, 2024.
- [10] A. R. Prenata G D, “EMITOR : Jurnal Teknik Elektro,” vol. Vol 25, No, pp. 39–46, 2025, doi: <https://doi.org/10.23917/emitor.v25i3.12719>.