

SKRIPSI

**ANALISIS KARAKTERISTIK GARDU BERDASARKAN
PEMBEBANAN TRANSFORMATOR MENGGUNAKAN
ALGORITMA K-MEANS DAN FUZZY C-MEANS**

Disusun dan diajukan oleh:

**BRILLIANITA REZKI HIJNUR
D121 19 1047**



**PROGRAM STUDI SARJANA TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS HASANUDDIN
GOWA
2024**

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

ANALISIS KARAKTERISTIK GARDU BERDASARKAN PEMBEBANAN TRANSFORMATOR MENGGUNAKAN ALGORITMA K-MEANS DAN FUZZY C-MEANS

Disusun dan diajukan oleh

Brillianita Rezki Hijnur
D121 19 1047

Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian yang dibentuk dalam rangka Penyelesaian
Studi Program Sarjana Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin
Pada tanggal 27 Juni 2024
dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan

Menyetujui,

Pembimbing Utama,


Dr. Ir. Ingrid Nurtani, M.T
NIP 196108131988112001

Pembimbing Pendamping,


Ir. Christoforus Yohannes, M.T
NIP 196007161987021002

Ketua Program Studi,


Prof. Dr. Ir. Indrabayu, ST., MT., M.Bus.Sys., IPM, ASEAN, Eng
NIP 197507162002121004



PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan dibawah ini ;

Nama : Brilliantita Rezki Hijnur

NIM : D121191047

Program Studi : Teknik Informatika

Jenjang : S1

Menyatakan dengan ini bahwa karya tulisan saya berjudul

Analisis Karakteristik Gardu Berdasarkan Pembebanan Transformator
Menggunakan Algoritma K-Means dan Fuzzy C-Means

Adalah karya tulisan saya sendiri dan bukan merupakan pengambilan alihan tulisan orang lain dan bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri.

Semua informasi yang ditulis dalam skripsi yang berasal dari penulis lain telah diberi penghargaan, yakni dengan mengutip sumber dan tahun penerbitannya. Oleh karena itu semua tulisan dalam skripsi ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab penulis. Apabila ada pihak manapun yang merasa ada kesamaan judul dan atau hasil temuan dalam skripsi ini, maka penulis siap untuk diklarifikasi dan mempertanggungjawabkan segala resiko.

Segala data dan informasi yang diperoleh selama proses pembuatan skripsi, yang akan dipublikasi oleh Penulis di masa depan harus mendapat persetujuan dari Dosen Pembimbing.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa sebagian atau keseluruhan isi skripsi ini hasil karya orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Makassar, 30 Juni 2024

Yang Menyatakan



Brilliantita Rezki Hijnur



ABSTRAK

BRILLIANITA REZKI HIJNUR *Analisis Karakteristik Gardu Berdasarkan Pembebanan Transformator Menggunakan Algoritma K-Means dan Fuzzy C-Means* (dibimbing oleh Ingrid Nurtanio dan Christoforus Yohannes)

Sistem distribusi listrik merupakan komponen esensial dari infrastruktur energi yang mendukung kehidupan modern. Dengan meningkatnya kebutuhan energi listrik, optimalisasi kinerja sistem distribusi menjadi sangat penting. Transformator, sebagai komponen kunci, harus efisien dan andal untuk memenuhi permintaan energi listrik. Namun, tantangan seperti *capacity over-usage* atau *capacity under-usage* dapat menyebabkan kerugian efisiensi dan penurunan keandalan sistem. Oleh karena itu, pemahaman yang mendalam tentang pembebanan, kapasitas transformator, ketidakseimbangan serta waktu beban puncak sangat diperlukan untuk mengatasi masalah ini.

Tujuan penelitian ini adalah untuk menganalisis karakteristik gardu listrik menggunakan pendekatan *clustering* untuk evaluasi kondisi gardu. Dengan mengimplementasikan metode *clustering* ke dalam sistem informasi berbasis website, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola-pola penggunaan yang serupa di antara gardu listrik, sehingga memungkinkan penilaian yang lebih akurat terhadap kondisi transformator yang ada.

Metodologi penelitian ini melibatkan pengumpulan data profil beban gardu listrik selama satu tahun, yang kemudian dianalisis menggunakan algoritma *clustering* terbaik antara algoritma K-Means dan Fuzzy C-Means. Penentuan jumlah *cluster* optimal ditentukan berdasarkan Silhouette Score dan Elbow Method.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan *clustering* efektif dalam mengidentifikasi kelompok-kelompok data penggunaan gardu dengan karakteristik penggunaan yang serupa. K-Means dengan $k = 7$ memberikan hasil terbaik dengan Silhouette Score = 0.55 dan SSE = 491.482 dibandingkan dengan Fuzzy C-Means dengan Silhouette Score = 0.5 dan SSE = 1775.243 untuk $k = 5$. Dari analisis ini, beberapa *cluster* diidentifikasi sebagai *underperforming*, yang menunjukkan kebutuhan untuk peningkatan kapasitas atau redistribusi beban.

Kata Kunci: Gardu, K-Means, Fuzzy C-Means, Silhouette Score, SSE



ABSTRACT

BRILLIANITA REZKI HIJNUR. *Analysis of Substation characteristics Based on Transformer Loading Using the K- Means and Fuzzy C-Means Algorithm* (supervised by Ingrid Nurtanio and Christoforus Yohannes)

The electricity distribution system is an essential component of the energy infrastructure that supports modern life. With the increasing need for electrical energy, optimizing distribution system performance becomes very important. Transformers, as key components, must be efficient and reliable to meet electrical energy demands. However, challenges such as capacity over-usage or capacity under-usage can cause efficiency losses and reduced system reliability. Therefore, a deep understanding of loading, transformer capacity, imbalance and peak load times is very necessary to overcome this problem.

The aim of this research is to analyze the characteristics of electrical substations using a clustering approach to evaluate substation conditions. By implementing the clustering method into a website-based information system, this research aims to identify similar usage patterns among electrical substations, thereby enabling a more accurate assessment of the condition of existing transformers.

This research methodology involves collecting electrical substation load profile data for one year, which is then analyzed using the best clustering algorithm between the K-Means and Fuzzy C-Means algorithms. Determining the optimal number of clusters is determined based on the Silhouette Score and Elbow Method.

The research results show that the clustering approach is effective in identifying groups of substation usage data with similar usage characteristics. K-Means with $k = 7$ gave the best results with Silhouette Score = 0.55 and SSE = 491.482 compared to Fuzzy C-Means with Silhouette Score = 0.406 and SSE = 653.009 for $k = 5$. From this analysis, several clusters were identified as underperforming, which indicates the need for increased capacity or load redistribution.

Keywords: Substation, K-Means, Fuzzy C-Means, Silhouette Score, SSE



DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI.....	i
PERNYATAAN KEASLIAN.....	ii
ABSTRAK	iii
ABSTRACT	iv
DAFTAR ISI.....	v
DAFTAR GAMBAR	vii
DAFTAR TABEL	ix
DAFTAR SINGKATAN DAN ARTI SIMBOL	x
DAFTAR LAMPIRAN	xi
KATA PENGANTAR	xii
BAB I PENDAHULUAN	14
1.1 Latar Belakang	14
1.2 Rumusan Masalah	15
1.3 Tujuan Penelitian	15
1.4 Manfaat Penelitian	15
1.5 Ruang Lingkup.....	15
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	16
2.1 Gardu Distribusi	16
2.2 Ketidakseimbangan Beban.....	16
2.3 <i>Supervised dan Unsupervised Learning</i>	18
2.4 K-Means.....	20
2.5 Fuzzy C-Means	21
2.6 Elbow Method.....	22
2.7 Silhouette Coefficient.....	22
2.8 Principal Component Analysis (PCA)	23
BAB III METODE PENELITIAN/PERANCANGAN	25
3.1 Lokasi Penelitian.....	25
3.2 Instrumen Penelitian.....	25
Tahapan Penelitian	25
Pengolahan Dataset	27
Perancangan Sistem	28



3.6	Implementasi Algoritma <i>Clustering</i>	29
3.7	Evaluasi Sistem	32
3.8	Implementasi Algoritma dalam Sistem Informasi	32
3.9	Pembahasan.....	32
BAB IV	HASIL DAN PEMBAHASAN	33
4.1	Penerapan Algoritma <i>Clustering</i>	33
4.1.1	Penerapan Algoritma K-Means.....	33
4.1.2	Penerapan Algoritma Fuzzy C-Means	37
4.1.3	Perbandingan Hasil K-Means dan Fuzzy C-Means	41
4.1.4	Visualisasi Hasil <i>Cluster</i>	42
4.1.5	Analisis Hasil <i>Cluster</i>	42
4.1.6	Implementasi <i>Clustering</i> dalam Sistem Informasi.....	64
BAB V	KESIMPULAN DAN SARAN.....	68
5.1	Kesimpulan	68
5.2	Saran.....	68
DAFTAR PUSTAKA		69



DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Vektor Arus Keadaan Seimbang	17
Gambar 2. Vektor Arus Keadaan Tidak Seimbang.....	18
Gambar 3. Model Supervised Learning	19
Gambar 4. Model Unsupervised Learning	20
Gambar 5. Grafik Elbow Method.....	22
Gambar 6. Ilustrasi Sihouette Coefficient.....	23
Gambar 7. Tahapan Penelitian	25
Gambar 8. Data Profil Beban	27
Gambar 9. Sampel Data dengan Fitur yang Terpilih	27
Gambar 10. Hasil dari kalkulasi dan Fitur <i>Engineering</i>	28
Gambar 11. Hasil Transformasi Data.....	28
Gambar 12. Rancangan Sistem	29
Gambar 13. <i>Flowchart</i> K-Means	30
Gambar 14. <i>Flowchart</i> Fuzzy C-Means.....	31
Gambar 15. Grafik Elbow Method K-Means.....	34
Gambar 16. Grafik Silhouette Score K-Means	34
Gambar 17. Centroid Baru K-Means Iterasi 1	36
Gambar 18. Centroid Akhir K-Means.....	37
Gambar 19. Grafik Elbow Method Fuzzy C-Means	38
Gambar 20. Grafik Silhouette Score Fuzzy C-Means.....	38
Gambar 21. Inisialisasi Matriks Keanggotaan Fuzzy C-Means.....	39
Gambar 22. Sampel Titik Data.....	39
Gambar 23. Hasil Perhitungan <i>Centroid</i> Iterasi 1 Fuzzy C-Means	40
Gambar 24. Hasil Pembaharuan Matriks Iterasi 1	40
Gambar 25. Visualisasi Hasil <i>Cluster</i>	42
Gambar 26. Jumlah Item Per <i>Cluster</i>	42
Gambar 27. Rata-Rata Kapasitas Per <i>Cluster</i>	43
Gambar 28. Rata-Rata Pembebanan Per <i>Cluster</i>	43
Gambar 29. Rata-Rata Imbalance Per <i>Cluster</i>	44
Gambar 30. Jumlah Item Waktu Seluruh <i>Cluster</i>	44
Gambar 31. Distribusi Kapasitas Trafo <i>Cluster</i> 1.....	44
Gambar 32. Distribusi Pembebanan <i>Cluster</i> 1.....	45
Gambar 33. Distribusi <i>Imbalance Cluster</i> 1	46
Gambar 34. Jumlah Item Per Waktu <i>Cluster</i> 1	46
Gambar 35. Distribusi Kapasitas Trafo <i>Cluster</i> 2.....	47
Gambar 36. Distribusi Pembebanan <i>Cluster</i> 2.....	48
Gambar 37. Distribusi <i>Imbalance Cluster</i> 2	49
Gambar 38. Jumlah Item Per Waktu <i>Cluster</i> 2	49
Gambar 39. Distribusi Kapasitas Trafo <i>Cluster</i> 3.....	50
Gambar 40. Distribusi Pembebanan <i>Cluster</i> 3.....	51
Gambar 41. Distribusi <i>Imbalance Cluster</i> 3	51
Gambar 42. Jumlah Item Per Waktu <i>Cluster</i> 3	52
Gambar 43. Distribusi Kapasitas Trafo <i>Cluster</i> 4.....	53
Gambar 44. Distribusi Pembebanan <i>Cluster</i> 4.....	53
Gambar 45. Distribusi <i>Imbalance Cluster</i> 4	54



Gambar 46. Jumlah Item Per Waktu <i>Cluster 4</i>	54
Gambar 47. Distribusi Kapasitas Trafo <i>cluster 5</i>	55
Gambar 48. Distribusi Pembebanan <i>Cluster 5</i>	56
Gambar 49. Distribusi <i>Imbalance Cluster 5</i>	56
Gambar 50. Jumlah Item Per Waktu <i>Cluster 5</i>	57
Gambar 51. Distribusi Kapasitas Trafo <i>Cluster 6</i>	58
Gambar 52. Distribusi Pembebanan <i>Cluster 6</i>	58
Gambar 53. Distribusi <i>Imbalance Cluster 6</i>	59
Gambar 54. Jumlah Item Per Waktu <i>Cluster 6</i>	59
Gambar 55. Distribusi Kapasitas Trafo <i>Cluster 7</i>	60
Gambar 56. Distribusi Pembebanan <i>Cluster 7</i>	60
Gambar 57. Distribusi <i>Imbalance Cluster 7</i>	61
Gambar 58. Jumlah Item Per Waktu <i>Cluster 7</i>	61
Gambar 59. Halaman Login	64
Gambar 60. Halaman <i>Dashboard</i>	65
Gambar 61. Halaman Detail Cluster	65
Gambar 62. Halaman Data Gardu	65
Gambar 63. Halaman Detail Gardu	66
Gambar 64. Halaman Upload File	66
Gambar 65. Halaman Menampilkan Data yang diupload	67



DAFTAR TABEL

Tabel 1. Rincian Nilai SSE dan Silhouette Score K-Means	34
Tabel 2. Centroid Awal K-Means	35
Tabel 3. Hasil Perhitungan Centroid Iterasi 1	36
Tabel 4. Rincian Nilai SSE dan Silhouette score Fuzzy C-Means	38
Tabel 5. Perbandingan Kualitas <i>Cluster</i> K-Means dan Fuzzy C-Means	41
Tabel 6. Rangkuman Karakteristik <i>Cluster</i>	62



DAFTAR SINGKATAN DAN ARTI SIMBOL

Lambang/Singkatan	Arti dan Keterangan
PLN	Perusahaan Listrik Negara
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>
FCM	Fuzzy C-Means
SSE	<i>Sum of Squared Error</i>
DBMS	<i>Database Management System</i>



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Source Code Github.....	71
Lampiran 2. Tabel Hasil Clustering	71
Lampiran 3. Surat Penugasan Dosen Pembimbing	72
Lampiran 4. Surat Permohonan Pengambilan Data	73
Lampiran 5. Surat Daftar Hadir Seminar Hasil.....	74
Lampiran 6. Berita Acara Seminar Hasil	75
Lampiran 7. Penerbitan Surat Penugasan Panitia/Penguji Seminar Hasil	76
Lampiran 8. Surat Penugasan Seminar Hasil	77
Lampiran 9. Daftar Hadir Ujian Skripsi.....	78
Lampiran 10. Berita Acara Ujian Skripsi.....	79
Lampiran 11. Usulan Susunan Panitia/Penguji Ujian Sarjana	80
Lampiran 12. Surat Penugasan Ujian Sarjana.....	81
Lampiran 13. Lembar Perbaikan.....	82
Lampiran 14. Daftar Perbaikan	83



KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Tuhan Yang Maha Esa atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir dengan judul “Analisis Karakteristik Gardu Berdasarkan Pembebanan Transformator Menggunakan Algoritma K-Means dan Fuzzy C-Means” sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan jenjang Strata-1 di Departemen Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin.

Penulis menyadari bahwa tugas akhir ini tidak terlepas dari dukungan dan bantuan dari semua pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini, dengan segala kerendahan hati, saya ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Kedua orangtua penulis, Almarhum Bapak Hijerah dan Ibu Nurhaedah yang selalu memberikan dukungan, doa, dan semangat yang tiada hentinya, serta selalu sabar dalam mendidik penulis sejak kecil.
2. Ibu Dr. Ir . Ingrid Nurtanio, M.T. selaku pembimbing I dan Bapak Ir. Christoforus Yohannes, M.T. selaku pembimbing II, yang telah memberikan bimbingan, arahan, kritik, dan saran selama proses penyusunan skripsi ini.
3. Segenap dosen dan staf Departemen Teknik Informatika, yang telah memberikan ilmu dan fasilitas selama penulis menempuh pendidikan.
4. Bapak Luthfil, Bapak Asdar, Wafa serta seluruh staf PT PLN (Persero) UP3 Makassar Selatan yang senantiasa membantu penulis untuk menyelesaikan skripsi ini.
5. Agil, Artia, Dita, Rahma, Sila, dan Yusrah (Infor B-Cek) yang menemani penulis sejak maba.
6. Arfandy yang membantu dan menjadi teman diskusi penulis dalam menyelesaikan tugas akhir.
7. Teman-teman S19GNIFIER yang menemani penulis selama masa perkuliahan.



8. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu, yang telah membantu secara langsung atau tidak langsung dalam penyelesaian skripsi ini.

Penulis berharap semoga Tuhan Yang Maha Esa berkenan membalas segala kebaikan dan jasa dari semua pihak yang telah banyak membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini. Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, saya sangat terbuka menerima kritik dan saran yang sifatnya membangun demi kesempurnaan penulisan ini. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi para pembaca dan semua pihak.

Gowa, 14 April 2024

Penulis



BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Sistem distribusi listrik merupakan komponen esensial dari infrastruktur energi yang mendukung kehidupan modern. Optimalisasi kinerja sistem ini krusial untuk memastikan pasokan listrik yang andal dan efisien kepada masyarakat. Berdasarkan data dari statistik PLN 2021, energi listrik yang terjual di Sulawesi Selatan pada tahun 2021 sebesar 6.597,87 GWh. Pendapatan ini meningkat sebesar 4,49% jika dibandingkan dengan tahun sebelumnya. Untuk memenuhi kebutuhan tenaga listrik, kapasitas terpasang harus lebih besar dari energi listrik yang dijual sehingga kebutuhan tenaga listrik dapat terpenuhi setiap saat. Hingga akhir Desember 2021, total kapasitas terpasang dan jumlah pembangkit PLN mencapai 44.175 MW dan 6.143 unit, dimana 11,25 MW dan 88 unit diantaranya berlokasi di Sulawesi Selatan, meningkat 0,66% dari tahun sebelumnya dan beban puncak mencapai 42.801,77 MW, mengalami kenaikan sebesar 6,84% dibandingkan tahun sebelumnya (Statistik PLN, 2021) .

Dari uraian di atas, terlihat bahwa kenaikan total kapasitas terpasang tidak sebanding dengan kenaikan beban puncak dilihat dari penjualan energi listrik. Ketika gardu listrik mengalami beban yang terus meningkat, maka transformator akan bekerja lebih keras untuk memenuhi kebutuhan daya listrik. Hal ini dapat menyebabkan transformator mengalami penurunan efisiensi atau kerusakan (Yandip, 2020) yang tentunya sangat merugikan baik instansi maupun pelanggan yang terkait.

Oleh karena itu, untuk mengatasi tantangan ini, diperlukan evaluasi kapasitas gardu dengan melakukan pengelompokan terhadap kondisi trafo pada gardu berdasarkan kesamaan karakteristik pola pembebanannya. Hasil dari penelitian ini berupa sistem informasi pengelompokan karakteristik gardu di wilayah Makassar Selatan, yang diharapkan informasi yang diperoleh dapat mempermudah perusahaan untuk menentukan prioritas sumber daya dan tenaganya dalam en kapasitas.



1.2 Rumusan Masalah

Adapun rumusan masalah dari penelitian ini adalah “Bagaimana mengelompokkan pola pembebanan gardu untuk wilayah Makassar Selatan?”

1.3 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui pengelompokan pola pembebanan gardu di wilayah Makassar Selatan.

1.4 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah untuk mempermudah instansi dalam mengevaluasi kondisi trafo pada gardu di wilayah Makassar Selatan.

1.5 Ruang Lingkup

1. Dataset yang digunakan adalah dataset historis profil beban gardu pada tahun 2022.
2. Data gardu yang digunakan hanya mencakup trafo gardu listrik yang berlokasi di wilayah Makassar Selatan



BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Gardu Distribusi

Gardu distribusi adalah salah satu komponen penting dalam penyaluran distribusi listrik yang memiliki fungsi utama mengatur dan mendistribusikan energi listrik. Di dalam gardu distribusi, terdapat transformator yang digunakan untuk mengubah level tegangan dari tegangan menengah ke tegangan rendah untuk disalurkan dan digunakan oleh pengguna (Novianti, 2019).

Kondisi pada transformator distribusi mempengaruhi efisiensi penyaluran energi listrik ke konsumen, dan dapat mengindikasikan potensi kerugian bagi instansi. PT PLN (Persero) menyatakan bahwa tingkat pembebanan normal untuk transformator distribusi adalah antara 40-80%. Pembebanan di bawah 40% dianggap *underload*, yang dapat mengakibatkan kerugian di sisi ekonomis, jika persentase pembebanan di atas 80% dinyatakan *overload*, kondisi *overload* dapat mengganggu distribusi daya listrik dan secara tidak langsung dapat mengurangi umur transformator (Willy et al., 2023). Di sisi lain, kondisi *underload* menyebabkan pemakaian transformator tidak digunakan secara maksimal, yang juga dapat berpotensi menimbulkan kerugian bagi instansi. Secara umum kondisi gardu distribusi dapat diukur melalui pembebanan transformator distribusi dengan persamaan berikut (Kongah et al., 2014):

$$\%Pembelanaan = \frac{I_{rata}}{I_{FL}} \times 100\% \quad (1)$$

Dimana

$$I_{FL} = \frac{S}{\sqrt{3} \times V} \quad (2)$$

I_{FL} = Arus beban penuh (A)

I_{rata} = Arus rata-rata dalam periode tertentu (A)

S = Kapasitas Trafo (KVA)

V = Tegangan sisi sekunder transformator (V)

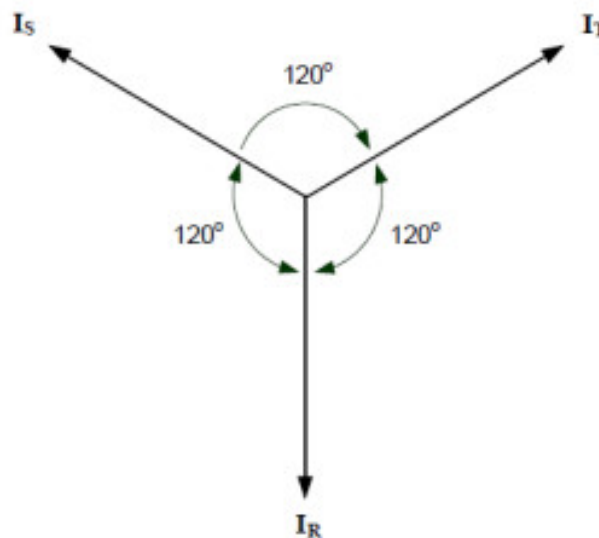


Tidakseimbangan Beban

Tidakseimbangan pada transformator adalah keadaan dimana beban listrik tersebar secara merata di antara fasa-fasa yang ada pada sistem tiga fasa

(Prayoga and Suprianto, 2023). Keadaan beban seimbang memiliki beberapa ciri khas (Asyadi and Salim, 2022):

- Ketiga vector arus/tegangan sama besar.
- Arus yang mengalir di setiap fasa sama besarnya dan terpisah fasa satu sama lain sebesar 120^0 derajat.



Sumber: (Asyadi and Salim, 2022)

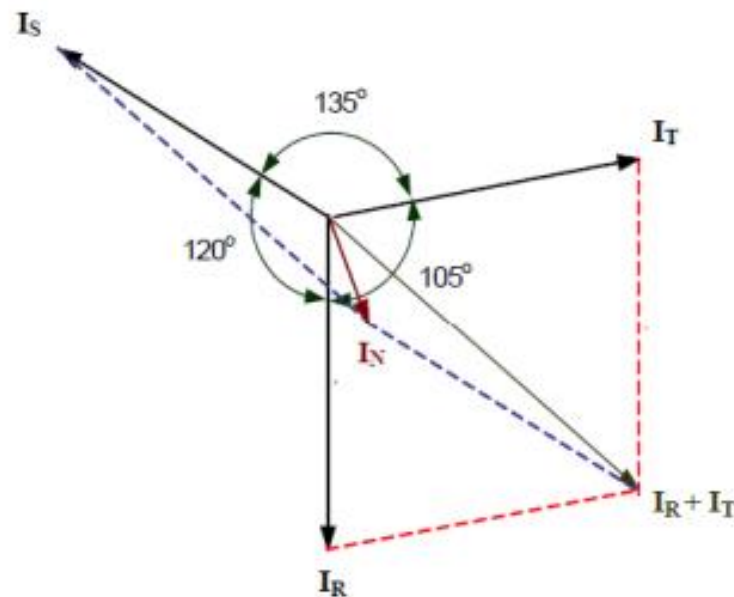
Gambar 1. Vektor Arus Keadaan Seimbang

Dari Gambar 1 menunjukkan bahwa ketiga vector arus sama dengan nol (I_R , I_S , dan $I_T = 0$) dan tidak ada arus netral (I_N). Keadaan seimbang dapat meminimalkan kerugian daya dan memaksimalkan efisiensi sistem. Hal ini juga dapat mengurangi kerusakan dan panas pada peralatan listrik sehingga dapat memperpanjang umur layanan dan keandalan sistem. Sedangkan yang dimaksud keadaan tidak seimbang adalah ketika distribusi beban di antara fasa-fasa tidak sama. Dalam keadaan ini, nilai arus atau tegangan di setiap fasa tidak sama atau fase sudut antara fasa-fasa tidak sama dengan 120^0 . Keadaan tidak seimbang disebabkan oleh berbagai faktor termasuk (Asyadi and Salim, 2022):

- Ketiga vector sama besar tetapi tidak membentuk sudut 120^0 satu sama lain.
- Ketiga vector tidak sama besar tetapi membentuk sudut 120^0 satu sama lain.
- Ketiga vector tidak sama besar dan tidak membentuk sudut 120^0 satu sama

n.





Sumber: (Asyadi and Salim, 2022)

Gambar 2. Vektor Arus Keadaan Tidak Seimbang

Gambar 2 menunjukkan bahwa ketiga vector arus tidak sama dengan nol (I_R , I_S , dan $I_T \neq 0$) dan muncul arus netral (I_N), dimana besarnya sangat tergantung terhadap besarnya sudut vektor ketidakseimbangan yang terbentuk. Persentase ketidakseimbangan dapat dihitung dengan menggunakan koefisien a, b, dan c. Maka persamaan untuk koefisien a, b, dan c sebagai berikut (Aini et al., 2021):

$$a = \frac{I_R}{I_{rata-rata}} \quad (3)$$

$$b = \frac{I_S}{I_{rata-rata}} \quad (4)$$

$$c = \frac{I_T}{I_{rata-rata}} \quad (5)$$

Pada keadaan seimbang, besar koefisien a, b, dan c sama dengan 1. Maka persamaan persen ketidakseimbangan beban (dalam %) adalah:

$$\text{Ketidakseimbangan} = \frac{|a-1| + |b-1| + |c-1|}{3} \times 100\% \quad (6)$$

2.3 Supervised dan Unsupervised Learning

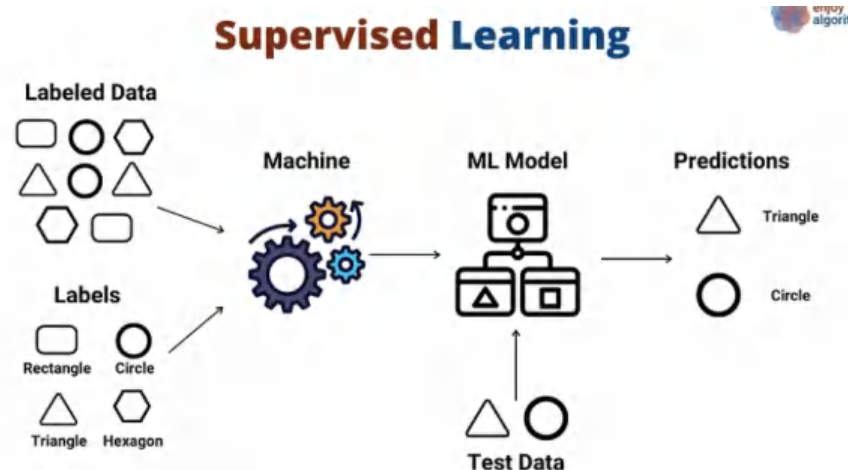
Machine Learning dapat dibagi menjadi 2 kategori *learning*, yakni *supervised learning* dan *unsupervised learning*:



Supervised Learning

Supervised learning adalah metode pembelajaran dalam *machine learning* menggunakan data berlabel untuk melatih model. Dalam *supervised learning*, algoritma mempelajari hubungan antara input dan atribut target. Salah

satu kategori dari *supervised machine learning* adalah klasifikasi. Klasifikasi adalah pendekatan *data mining* yang digunakan untuk meramalkan keanggotaan. Beberapa contoh penggunaan algoritma *supervised learning* yaitu *Random Forest Classifier*, *Support Vector Machine*, dan *Decision Tree* (Savitri et al., 2021) .



Sumber: (Elwirehardja et al., 2023)

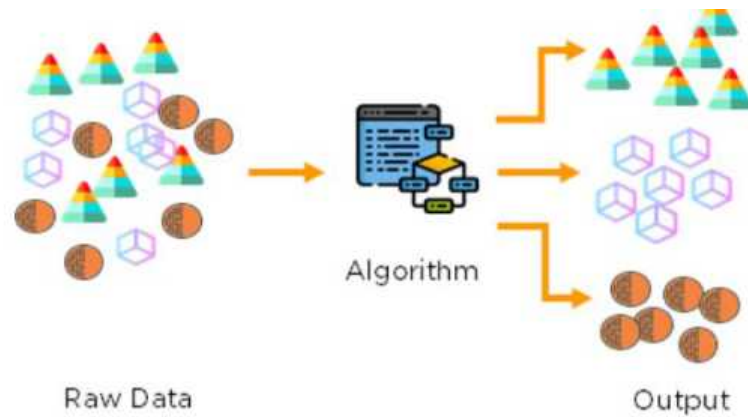
Gambar 3. Model Supervised Learning

Seperti yang terlihat dalam Gambar 3 data yang berlabel dikelola ke dalam model *machine learning* dengan menggunakan algoritma tertentu. Pada tahap ini, model ‘belajar’ dari data pelatihan dilakukan proses seperti penyesuaian bobot atau parameter. Setelah proses pelatihan, model *machine learning* dibuat. Model ini mampu melakukan prediksi atau klasifikasi pada data baru (Sohil et al., 2022).

b. *Unsupervised Learning*

Unsupervised learning adalah metode pembelajaran dalam *machine learning* yang menggunakan data tanpa label untuk mempelajari pola dan struktur dalam data. Algoritma ini digunakan untuk mengidentifikasi pola dalam dataset tanpa adanya label yang dapat memprediksi keluaran berdasarkan fitur input yang ada. Beberapa contoh algoritma *unsupervised learning* meliputi K-Means, Fuzzy C-Means, dan DBSCAN.





Sumber: (Elwirehardja et al., 2023)

Gambar 4. Model Unsupervised Learning

Pada Gambar 4 menunjukkan model umum dari proses *unsupervised learning*. Terdapat kumpulan data yang tidak memiliki label atau kategori yang ditentukan sebelumnya kemudian algoritma pada tahap *machine* mencoba menemukan struktur, pola, atau hubungan tersembunyi dalam data yang tidak berlabel. Lalu akan menghasilkan kelompok atau identifikasi pola dalam data.

2.4 K-Means

K-Means merupakan algoritma *clustering* yang populer dalam *unsupervised learning*. Tujuan dari algoritma K-Means adalah untuk mengelompokkan n objek ke dalam k kelompok (atau *cluster*). Pengelompokan objek dilakukan dengan meminimalkan jumlah kuadrat jarak, yaitu jarak Euclidean antara data dan pusat *cluster* yang bersangkutan (Mukhopadhyay, 2018).

Berikut 5 tahap dalam menerapkan algoritma K-Means (Parteek, 2019):

1. Menentukan jumlah *cluster* k
2. Inisialisasi *centroid*

Dalam tahap ini, dilakukan pemilihan secara acak sebanyak k titik dari dataset sebagai *centroid* awal untuk masing-masing *cluster*.

3. Menghitung jarak setiap titik objek dalam *cluster* dengan *centroid* terdekat.

Jarak tiap titik objek dengan *centroid* dapat dihitung dengan menggunakan jarak Euclidean sebagai berikut:



$$d(P, Q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i - p_i)^2} \quad (7)$$

$d(P, Q)$ = jarak Euclidean antara 2 titik P dan Q

p_i = titik koordinat ke i dari titik pusat P

q_i = titik koordinat ke i dari titik data Q

Setiap titik objek dikelompokkan berdasarkan jarak dengan titik *centroid* masing-masing *cluster*. Jika titik objek tidak memiliki *cluster*, maka dialihkan ke *cluster* dengan *centroid* terdekat. Ketika tidak ada lagi perpindahan objek ke *cluster* lain, maka proses berakhir.

4. Memperbarui titik *centroid*

Setelah semua titik objek dikelompokkan, dilakukan perhitungan ulang terhadap posisi *centroid* untuk setiap *cluster*. *Centroid* baru dihitung sebagai nilai rata-rata dari semua titik yang termasuk ke dalam *cluster* tersebut.

5. Lakukan iterasi sampai tidak ada perubahan lebih lanjut yang terjadi.

6. Tahap 3 dan tahap 4 diulangi secara iteratif. Proses ini terus berlanjut hingga perubahan posisi *centroid* menjadi sangat kecil atau tidak berubah secara signifikan.

2.5 Fuzzy C-Means

Algoritma Fuzzy C-Means (FCM) adalah metode pengelompokan yang memungkinkan satu elemen untuk berada di lebih dari satu *cluster* dengan tingkat derajat keanggotaan yang berbeda (Kurniawan et al., 2023). Berbeda dengan K-Means di mana objek harus sepenuhnya menjadi satu kelas, Fuzzy C-Means memungkinkan objek tersebut tidak termasuk dalam satu kelas, tetapi memiliki derajat keanggotaan yang berkisar dari 0 hingga 1 di beberapa kelas. Berikut ini adalah tahapan dalam algoritma Fuzzy C-Means (Suganya and R, 2012):

1. Inisialisasi:

- a. Menentukan jumlah *cluster* k
- b. Inisialisasi keanggotaan U secara acak yang memiliki ukuran $n \times k$, di mana n adalah jumlah titik data dan k adalah jumlah *cluster*. Nilai dalam matriks keanggotaan U_{ij} berkisar antara 0 hingga 1 dan total keanggotaan setiap titik data untuk semua *cluster* adalah 1 atau dapat dinyatakan dengan persamaan berikut:

$$0 \leq U_{ij} \leq 1 \quad (8)$$

$$\sum_{j=1}^k U_{ij} = 1, \forall i \quad (9)$$

hitung centroid dengan persamaan berikut:

$$= \frac{\sum_{i=1}^n U_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^n U_{ij}^m} \quad (10)$$

usat dari *cluster* j



x_i = titik data ke i

3. Perbarui U_{ij} , derajat keanggotaan data point i ke cluster j , menggunakan persamaan:

$$U_{ij} = \frac{1}{\sum_{s=1}^K \left(\frac{\|x_i - k_j\|}{\|x_i - k_s\|} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (11)$$

$\|x_i - k_j\|$ = jarak euclidean antara titik data i dan pusat *cluster* j

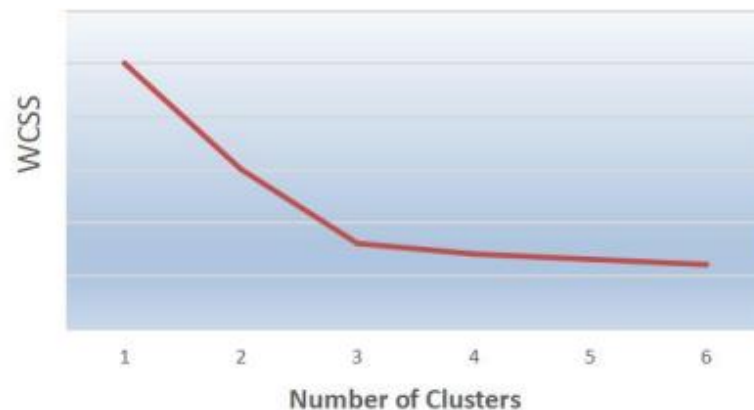
m = pembobot eksponensial yang menentukan tingkat fuzziness

4. Lakukan iterasi pada tahap 2 dan 3 hingga perubahan matriks keanggotaan kurang dari ambang batas tertentu atau telah mencapai iterasi maksimum.

2.6 Elbow Method

Elbow Method merupakan teknik yang digunakan untuk menentukan jumlah *cluster* yang optimal dalam analisis *cluster*. Metode ini menghitung nilai WCSS (*Within-Cluster Sum-of-Squares*) di setiap nilai k . Dengan meningkatnya nilai k , maka distorsi rata-rata menjadi lebih kecil. Derajat distorsi yang paling menurun adalah nilai k yang paling optimal (Cui, 2020).

Pada Gambar 5 Gambar 5 mengilustrasikan contoh penerapan *elbow method* yang menunjukkan titik *elbow* berada pada $k = 3$.



Sumber: (Cui, 2020)

Gambar 5. Grafik Elbow Method

2.7 Silhouette Coefficient



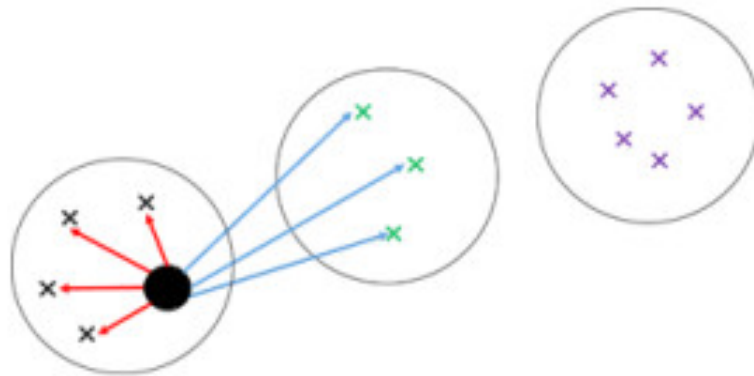
Silhouette Coefficient merupakan ukuran yang digunakan untuk menentukan jumlah *cluster*. Nilainya berkisar antara -1 hingga 1, dimana nilai yang mendekati 1 menunjukkan bahwa titik tersebut jauh dari *cluster* lain dan cocok dengan *cluster* sendiri (pengelompokan yang baik). Nilai yang mendekati 0

menunjukkan bahwa titik tersebut berada dekat dengan perbatasan antara dua *cluster*. Nilai yang negatif menandakan pengelompokan yang tidak ideal (Shutaywi and Kachouie, 2021). Rumus skor Silhouette dapat dinyatakan dengan Persamaan 12 sebagai berikut:

$$s(x_i) = \frac{b(x_i) - a(x_i)}{\max\{b(x_i), a(x_i)\}} \quad (12)$$

$a(x_i)$ = rata-rata jarak dari titik x_i ke semua titik lain dalam 1 *cluster* yang sama

$b(x_i)$ = jarak terkecil dari titik x_i ke titik di *cluster* lain



Sumber: (Shutaywi and Kachouie, 2021)

Gambar 6. Ilustrasi Sihouette Coefficient

2.8 Principal Component Analysis (PCA)

Principal Component Analysis (PCA) merupakan teknik untuk menyederhanakan data yang sangat kompleks. PCA dapat membantu mengurangi data yang memiliki banyak variabel atau fitur menjadi hanya beberapa variabel penting tetapi masih menyimpan sebagian besar informasi asli (Ivosev et al., 2008).

Proses PCA melibatkan perhitungan eigenvectors dan eigenvalues dari matriks kovarians. Matriks kovarians digunakan untuk mengetahui seberapa erat hubungan antar variabel. kovarians antara dua variabel dapat dihitung dengan Persamaan 13 berikut:

$$\text{cov}(X, Y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \quad (13)$$

$\bar{x}$ = rata-rata sampel dari X

$\bar{y}$ = rata-rata sampel dari Y

N = jumlah sampel

Setelah mendapatkan matriks kovarians, langkah berikutnya dalam PCA adalah

menemukan eigenvectors dan eigenvalues dari matriks tersebut. Eigenvectors



menunjukkan arah dimana data memiliki varians maksimum, dan eigenvalues menunjukkan besarnya varians tersebut. Urutkan eigenvalues dari yang terbesar ke yang terkecil dan pilih eigenvectors yang bersesuaian untuk membentuk komponen utama. Jumlah komponen utama yang dipilih tergantung pada seberapa banyak informasi (variens) yang ingin dipertahankan dalam data yang direduksi (Jeong et al., 2009).

