Classification of Fiber Optic Cable Attenuation Quality Based on Termination Using K-Means Algorithm
[Klasifikasi Kualitas Redaman Kabel Fiber Optik Berdasarkan Terminasi Menggunakan Algoritma *K-Means*]

Naufal Galfan Syah [1)], Arif Senja Fitrani [*,2)]

[1)] Program Studi Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia
[2)] Program Studi Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia
*Email Penulis Korespondensi: asfjim@umsida.ac.id

Abstract. *This study classifies the attenuation quality of fiber optic networks using the K-Means algorithm based on 400 field measurement data. The model is built to cluster data based on network parameters, using two approaches: all features and selected features. Evaluation is conducted using Sum of Squared Errors (SSE) and Silhouette Coefficient. Results show that feature selection improves clustering quality, with an SSE of 1935.5 and a Silhouette Coefficient of 0.3529, compared to an SSE of 3130.93 and a Silhouette Coefficient of 0.2616 when using all features. The data distribution is also more balanced (cluster 0: 197 data points, cluster 1: 203 data points). The model effectively distinguishes between high and low attenuation conditions, demonstrating that proper feature selection enhances clustering performance. Overall, K-Means proves effective in classifying attenuation quality and can support more efficient monitoring and maintenance of fiber optic networks.*

Keywords - *K-Means; classification; data mining; attenuation quality; fiber optics*

Abstrak. *Penelitian ini mengklasifikasikan kualitas redaman jaringan fiber optik menggunakan algoritma K-Means berdasarkan 400 data pengukuran lapangan. Model dibangun untuk mengelompokkan data berdasarkan parameter jaringan, dengan dua pendekatan: seluruh fitur dan fitur yang telah diseleksi. Evaluasi dilakukan menggunakan Sum of Squared Errors (SSE) dan Silhouette Coefficient. Hasil menunjukkan bahwa seleksi fitur meningkatkan kualitas klasterisasi, dengan SSE sebesar 1935.5 dan Silhouette Coefficient 0.3529, dibandingkan dengan SSE 3130.93 dan Silhouette Coefficient 0.2616 saat menggunakan seluruh fitur. Distribusi data juga lebih seimbang (klaster 0: 197 data, klaster 1: 203 data). Model ini mampu membedakan kondisi redaman tinggi dan rendah, serta membuktikan bahwa pemilihan fitur yang tepat dapat meningkatkan performa klasterisasi. Secara keseluruhan, K-Means efektif dalam mengelompokkan kualitas redaman dan dapat digunakan untuk mendukung pemantauan serta pemeliharaan jaringan fiber optik secara efisien.*

Kata Kunci - *K-Means; klasifikasi; data mining; kualitas redaman; fiber optik*

I. PENDAHULUAN

Di era modern saat ini, permintaan akan layanan komunikasi data yang cepat, stabil, dan dapat diandalkan semakin meningkat, seiring dengan perkembangan teknologi yang pesat [1]. Salah satu solusi utama untuk memenuhi kebutuhan tersebut adalah penggunaan fiber optik, yang mentransmisikan informasi melalui cahaya, menggantikan sinyal elektrik pada kabel tembaga [2]. Teknologi ini menawarkan kecepatan tinggi dan kapasitas besar dengan tingkat redaman yang rendah, sehingga menjadi pilihan utama dibandingkan kabel tembaga tradisional [3].

Namun, meskipun memiliki banyak keunggulan, redaman yang tinggi pada fiber optik tetap menjadi tantangan serius. Redaman ini berkaitan dengan berbagai faktor, termasuk jenis dan panjang kabel, serta konfigurasi terminasi jaringan [4], [5]. Kualitas redaman yang buruk dapat berdampak pada penurunan kecepatan dan stabilitas transmisi data, yang berujung pada kualitas jaringan yang kurang optimal [6]. Oleh karena itu, penting memastikan bahwa nilai redaman tidak melebihi ambang batas standar, yaitu 28 dB sesuai ITU-T G.984 [7].

Penelitian terdahulu menganalisis kualitas jaringan fiber optik dengan menggunakan metode *link power budget*, di mana faktor teknsi pada konfigurasi fiber optk terbukti memengaruhi nilai redaman secara signifikan [5]. Sementara itu penelitian lainnya menggunakan algoritma *Naive Bayes* untuk mengklasifikasikan data redaman fiber optik berdasarkan para*meter*-para*meter* teknis pada jaringan fiber optik [8]. Namun belum ada yang menerapkan algoritma *unsupervised* seperti *K-Means* untuk mengklasifikasikan kualitas redaman fiber optik.

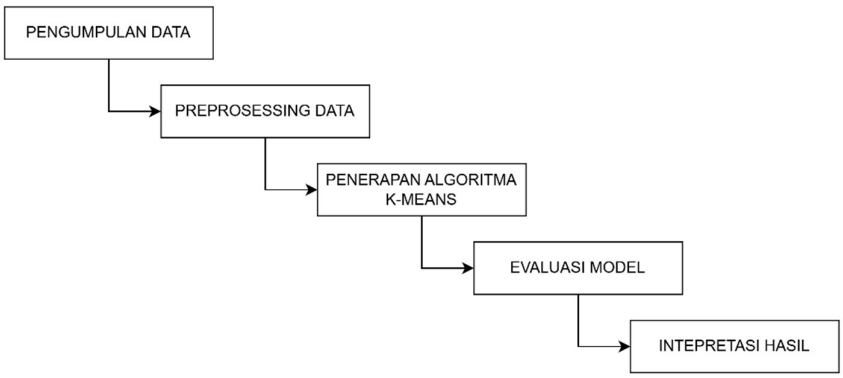
Dalam konteks ini, klasifikasi kualitas redaman akan membantu dalam pengambilan keputusan terkait pemeliharaan jaringan serta pencegahan gangguan. *K-means* merupakan algoritma pengelompokan yang sangat dasar dan sering digunakan dalam berbagai aplikasi, baik di bidang akademis maupun industri [9]. *K-Means* dapat mengelompokkan data secara cepat, bahkan pada data dengan ukuran besar sehingga data menjadi lebih efisien [10].

Sehingga *K-Means* cocok untuk diterapkan pada jumlah data besar seperti data pengukuran lapangan dalam studi ini. *K-means* juga dapat mengklasifikasikan *dataset* menjadi kelompok-kelompok yang berbeda berdasarkan kesamaan titik data tanpa perlu menjalani proses pelatihan data terlebih dahulu [11], [12]. Oleh karena itu, algoritma *K-Means* dipilih didasarkan pada kebutuhan untuk mengelompokkan data redaman fiber optik secara otomatis berdasarkan kemiripan karakteristik teknis tanpa memerlukan label awal. Selain itu, algoritma ini memiliki keunggulan dalam kecepatan komputasi dan ketahanannya terhadap *outlier* [13].

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan kualitas redaman kabel fiber optik menggunakan algoritma *K-Means*. Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat diperoleh pengelompokan kualitas redaman yang lebih efisien dan akurat, sehingga membantu dalam pengambilan keputusan yang lebih tepat terkait pemeliharaan jaringan fiber optik dan pemilihan terminasi kabel yang optimal.

II. METODE

Penelitian ini menggunakan algoritma *K-Means* untuk mengklasifikasikan kualitas redaman pada fiber optik. *K-Means* merupakan algoritma *machine learning unsupervised* yang digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam beberapa klaster berdasarkan kesamaan atribut atau karakteristik [14]. *Machine learning unsupervised learning* adalah proses menemukan pola alami dalam data untuk menentukan label kelas tanpa menggunakan data pelatihan yang telah diberi label [15]. *K-Means* juga algoritma klasifikasi yang paling banyak digunakan dalam *machine learning* dan analisis data, karena kesederhanaannya, kemudahan implementasi, dan efisiensi komputasinya [16]. Tahapan dalam dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini difokuskan pada pengukuran redaman kabel fiber optik. Data diperoleh dari hasil pengukuran lapangan, yang mencakup informasi seperti panjang kabel, konfigurasi *splitter* di *Optical Line Terminal* (OLT), *Optical Distribution Cabinet* (ODC), dan *Optical Distribution* Point (ODP), serta daya *transmit* dan *receive* dari OLT dan *Optical Network Terminal* (ONT). Data ini dapat berasal dari hasil pengukuran menggunakan *Optical Power Meter* (OPM) maupun dokumentasi sistem *monitoring* jaringan [17]. Proses pengumpulan data dilakukan dengan tujuan untuk memperoleh informasi yang akurat dan representatif mengenai kondisi nyata di lapangan. Dengan demikian, data yang diperoleh menjadi sangat relevan untuk proses klasifikasi kualitas redaman yang akan dilakukan. Data yang terkumpul kemudian diorganisir dalam format yang sesuai untuk mempermudah dan mempercepat proses analisis lebih lanjut. Hal ini penting untuk memastikan keakuratan hasil penelitian dan meminimalisir potensi kesalahan dalam pengolahan data.

Prapemrosesan Data

Setelah data terkumpul, langkah selanjutnya adalah melakukan proses pembersihan dan seleksi fitur. Prapemrosesan ini juga bertujuan untuk mengubah data yang masih bersifat kategorikal menjadi data numerik, karena komputasi *clustering* hanya dapat mengolah data numerik saja [18]. Langkah ini meliputi pemilihan atribut yang relevan, penanganan data kosong, dan normalisasi atribut numerik untuk mempersiapkan data ke tahap pemodelan. Pembersihan data bertujuan untuk meningkatkan kualitas data dengan imputasi nilai yang hilang dan penghapusan *outlier* [19]. Fitur-fitur yang tidak memberikan informasi yang berguna disebut fitur yang tidak relevan, sementara

fitur-fitur yang tidak memberikan informasi lebih dari fitur yang saat ini telah dipilih disebut fitur yang redundan [20]. Seleksi fitur dalam penelitian ini dilakukan secara langsung dengan pendekatan *filter-based*, khususnya dengan mengeliminasi atribut yang memiliki variasi nilai sangat rendah. Karena menunjukkan nilai yang hampir seragam di seluruh *dataset* dan tidak memilih atribut-atribut yang secara teknis dianggap tidak memiliki pengaruh signifikan terhadap kualitas redaman jaringan fiber optik. Setelah itu data distandarisasi dengan menggunakan metode *StandardScaler*, yaitu dengan mengubah skala setiap fitur agar memiliki rata-rata (*mean*) sebesar 0 dan standar deviasi sebesar 1. Pendekatan ini bertujuan untuk menyamakan skala antar atribut numerik.

Penerapan Algoritma *K-Means*

Dilanjutkan dengan membuat model klasifikasi dengan algoritma *K-Means*. *K-means* adalah formulasi *clustering* yang paling populer di mana tujuannya adalah untuk memaksimalkan kesamaan yang diharapkan antara item data dan *centroid* klaster yang terkait [21]. Kesamaan suatu klaster terhadap anggotanya diukur berdasarkan kedekatan objek dengan nilai rata-rata dalam klaster, yang dapat disebut sebagai *centroid* klaster [22]. *K-Means* mengidentifikasi pusat klaster (*centroid*) dan mengelompokkan data berdasarkan kedekatannya dengan *centroid* tersebut. Proses ini dilakukan secara iteratif hingga posisi *centroid* stabil, dan klaster yang terbentuk tidak lagi mengalami perubahan signifikan [23]. Pada proses klasifikasi ini menggunakan 2 model yaitu model pertama menggunakan *dataset* dengan atribut yang dipilih saja, kemudian untuk model kedua menggunakan *dataset* dengan semua atribut. Hal ini untuk membandingkan model manakah yang lebih baik dalam klasifikasi kualitas redaman fiber optik.

Evaluasi Model

Hasil klasterisasi dievaluasi menggunakan *Sum of Squared Errors* (SSE) dan *Silhouette Coefficient*. *Sum of Squared Errors* (SSE) yaitu mengukur total kesalahan jarak data ke *centroid* klusternya. Semakin kecil nilai SSE, semakin baik kluster yang terbentuk [24].

$$SSE = \sum_{i=1}^{k} \sum_{x \in Ci} ||x - \mu i||^2 \qquad (1)$$

Keterangan (1) :

k : Jumlah kluster.

Ci : Kluster ke-i.

μi : *Centroid* kluster ke-i.

$||x - \mu i||^2$: kuadrat jarak euclidean antara data x dan *centroid* kluster μi.

SSE digunakan untuk menghitung setiap k (klaster) dan ditampilka menggunakan grafik SSE untuk mengidentifikasi titik *Elbow*. Jumlah klaster yang optimal dapat ditentukan berdasarkan titik *Elbow* pada grafik SSE, di mana laju penurunan SSE menjadi tajam, dan titik-titik setelahnya mengalami penurunan yang lambat dan stabil [25].

Silhouette Score digunakan untuk mengevaluasi kualitas klasifikasi dengan mengukur seberapa baik setiap data dalam suatu kelompok dibandingkan dengan klaster lain [26].

$$S(i) = \frac{b(i) - a(i)}{max\,(a(i), b(i))} \qquad (2)$$

Keterangan (2) :

$a(i)$: Rata-rata jarak data i ke semua titik lain dalam klusternya sendiri (*intra-cluster distance*).

$b(i)$: Rata-rata jarak data i ke semua titik dalam kluster terdekat berikutnya (*inter-cluster distance*).

$S(i)$: Nilai *Silhouette Coefficient* untuk data i, berkisar antara -1 sampai dengan 1.

Silhouette Score berkisar dari -1 hingga 1, di mana nilai yang lebih tinggi menunjukkan klaster yang lebih baik [27]. Jumlah klaster yang paling optimal ditentukan oleh nilai *Silhouette Coefficient* tertinggi [28]. Evaluasi ini penting untuk menentukan validitas dan keakuratan model klasifikasi.

Intepretasi Hasil

Tahap akhir dalam metode penelitian ini adalah melakukan interpretasi terhadap hasil klasifikasi yang diperoleh dari algoritma *K-Means*. Interpretasi dilakukan dengan menganalisis distribusi data pada masing-masing klaster yang terbentuk berdasarkan jumlah klaster optimal yang ditentukan melalui metode evaluasi seperti *Sum of Squared Errors* dan *Silhouette Coefficient*. Perbandingan hasil klasifikasi dilakukan antara *dataset* yang menggunakan semua atribut

dengan *dataset* yang telah melalui proses seleksi fitur, untuk menilai model manakah yang terbaik dalam proses klasifikasi.

Hasil klasifikasi menunjukkan apakah model dengan atribut terpilih menghasilkan klaster yang lebih baik atau tidak, dengan ditunjukkan oleh nilai SSE yang lebih rendah dan *Silhouette Coefficient* yang lebih tinggi dibandingkan dengan model yang menggunakan seluruh atribut. Dengan interpretasi ini, penelitian dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai karakteristik data dalam setiap klaster serta mendukung proses pengambilan keputusan dan memberikan rekomendasi teknis dalam pengelolaan jaringan fiber optik, terutama dalam pemilihan konfigurasi terminasi yang dapat meminimalkan redaman dan menjaga performa jaringan secara optimal.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini dilakukan untuk mengklasifikasikan kualitas redaman fiber optik menggunakan algoritma *K-Means* yang diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman *Python* pada platform *Google Colaboratory*. Data dikumpulkan ke dalam bentuk *dataset* dengan bantuan *Microsoft Excel* sebagai alat untuk pengumpulan dan pengolahan awal data. Atribut serta deskripsi pada *dataset* disajikan dalam Tabel 1 , sedangkan contoh sampel data ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 1. Deskripsi Atribut

No. Atribut	Atribut	Deskripsi
f1	*fiber_length*	Panjang kabel fiber optik dalam jaringan, diukur dalam *meter*.
f2	*fiber_type*	Jenis kabel fiber optik yang digunakan
f3	*connector_type*	Janis connector pada kabel fiber optik
f4	*olt_txpower*	Daya transmisi dari *Optical Line Terminal*
f5	*olt_rxpower*	Daya yang diterima di sisi OLT, diukur dalam dBm
f6	*olt_temperature*	Suhu perangkat OLT, diukur dalam derajat Celsius (°C)
f7	*olt_splitter*	Jenis *splitter* pasif di sisi *Optical Line Terminal* (OLT)
f8	*odc_splitter*	Jenis *splitter* pasif di sisi *Optical Distribution Cabinet* (ODC)
f9	*odp_splitter*	Jenis *splitter* pasif di sisi *Optical Distribution Point* (ODP)
f10	*ont_txpower*	Daya transmisi dari *Optical Network Terminal* (ONT)
f11	*ont_rxpower*	Daya yang diterima di sisi ONT
f12	*ont_temperature*	Suhu perangkat ONT
f13	*wavelength*	Panjang gelombang fiber optik
f14	*onu_link_status*	Status koneksi antara *Optical Network Unit* (ONU)/ONT dengan OLT
f15	*spec_status*	Standar kualitas redaman yang dipenuhi oleh kabel fiber optik
f16	*loss*	Selisih redaman dari daya transmisi OLT hingga daya terima ONT

Tabel 2. Sample *Dataset*

f1	f2	f3	f4	f5	f6	f7	f8	f9	f10	f11	f12	f13	f14	f15	f16
1025	SM	SC	4.39	-31.26	37	1:2	1:4	1:8	1.96	-29.68	49	1490	ON*LINE*	UNSPEC	34.07
1064	SM	SC	4.11	-19.49	32	1:2	1:2	1:16	2.13	-21.38	46	1490	ON*LINE*	SPEC	25.49
1066	SM	SC	4.04	-23.20	38	1:2	1:2	1:8	2.22	-29.63	55	1490	ON*LINE*	UNSPEC	33.67
1089	SM	SC	4.27	-32.57	33	1:2	1:4	1:8	2.06	-30.64	39	1490	ON*LINE*	UNSPEC	34.91
1097	SM	SC	3.57	-32.38	34	1:2	1:2	1:8	2.33	-26.31	50	1490	ON*LINE*	UNSPEC	29.88

Dataset kemudian melalui tahap prapemrosesan data dan seleksi fitur untuk membentuk model pertama. Pada tahap ini, nilai-nilai atribut dikonversi ke dalam bentuk numerik, baik dalam format *ordinal numeric* maupun *categorical numeric*, serta dilakukan standarisasi data dengan menggunakan *StandardScaler*. Proses seleksi fitur pada model pertama dilakukan dengan memilih beberapa atribut yang dianggap paling relevan untuk proses klasifikasi, yaitu: *olt_txpower, olt_rxpower, olt_splitter, odc_splitter, odp_splitter, ont_txpower, ont_rxpower*, *spec_status* dan *loss*. Sementara itu, pada model kedua, digunakan seluruh atribut yang tersedia dalam *dataset* tanpa seleksi fitur. Data hasil prapemrosesan untuk model pertama disajikan pada Tabel 3, sedangkan untuk model kedua ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 3. Hasil Prapemrosesan *Dataset* Model Pertama

f4	f5	f7	f8	f9	f10	f11	f14	f16
4.39	-31.26	1.96	-29.68	0	1	1	1.0	34.07
4.11	-19.49	2.13	-21.38	0	0	0	0.0	25.49
4.04	-23.20	2.22	-29.63	0	0	1	1.0	33.67
4.27	-32.57	2.06	-30.64	0	1	1	1.0	34.91
3.57	-32.38	2.33	-26.31	0	0	1	1.0	29.88

Tabel 4. Hasil Prapemrosesan Model Kedua

f1	f2	f3	f4	f5	f6	f7	f8	f9	f10	f11	f12	f13	f14	f15	f16
1025	0	0	4.39	-31.26	37	0	1	1	1.96	-29.68	49	1490	0	1.0	34.07
1064	0	0	4.11	-19.49	32	0	0	0	2.13	-21.38	46	1490	0	0.0	25.49
1066	0	0	4.04	-23.20	38	0	0	1	2.22	-29.63	55	1490	0	1.0	33.67
1089	0	0	4.27	-32.57	33	0	1	1	2.06	-30.64	39	1490	0	1.0	34.91
1097	0	0	3.57	-32.38	34	0	0	1	2.33	-26.31	50	1490	0	1.0	29.88

Proses Klasifikasi *K-Means* menggunakan bahasa pemrograman *python* dengan menggunakan *library* yang tersedia yaitu *scikit-learn* [29]. *Scikit-learn* adalah pustaka (*library*) dalam bahasa pemrograman *Python* yang digunakan untuk penerapan algoritma *machine learning* serta berbagai tugas analisis data [30]. Klasifikasi ini menggunakan model pertama yang telah dilakukan seleksi fitur dan model kedua yang menggunakan semua fitur. Pada setiap model nantinya akan dicari pusat *centroid* dan dilakukan pengelompokan berdasarkan kedekatan dengan pusat *centroid*. Hasil pusat *centroid* dari model pertama disajikan pada Tabel 5, pada kolom *f17* (*cluster_model1*) sebagai *cluster* dari model pertama, sedangkan hasil pusat *centroid* dari model kedua dijasikan pada Tabel 6 dengan kolom *f18* (*cluster_model2*) sebagai *cluster* dari model kedua.

Tabel 5. *Centroid* dari Model Pertama

f4	f5	f7	f8	f9	f10	f11	f14	f16	f17
4.031.269	-29.209.239	204.802	-28.706.497	0.0	0.395939	0.548223	0.989848	32.737.766	0
3.961.281	-21.093.498	199.133	-20.316.946	0.0	0.477833	0.536946	0.221675	24.278.227	1

Tabel 6. *Centroid* dari Model Kedua

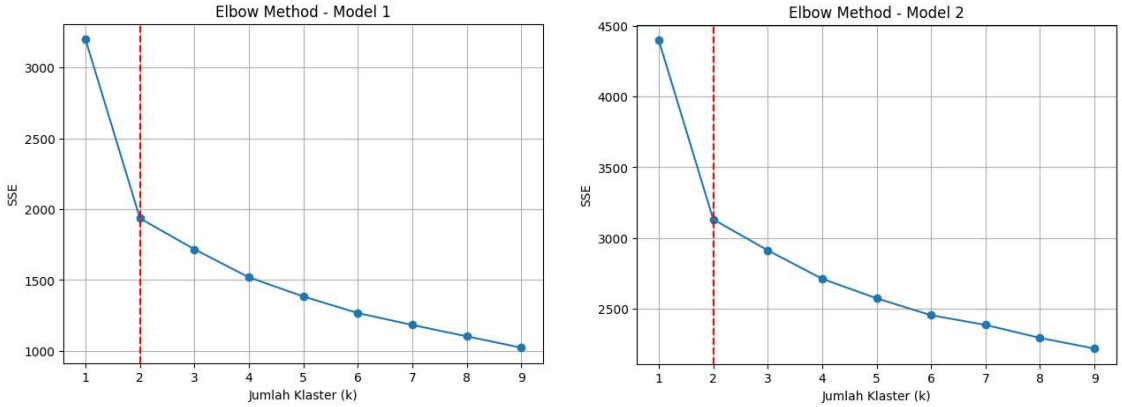
f1	f2	f3	f4	f5	f6	f7	f8	f9	f10	f11	f12	f13	f14	f15	f16	f18
3.966.737.374	0.0	0.0	4.029.899	-29.189.798	29.303.030	0.0	0.393939	0.545455	2.048.737	-28.675.707	45.318.182	1490.0	0.0	0.989899	32.705.606	0
3.953.717.822	0.0	0.0	3.962.277	-21.072.376	29.044.554	0.0	0.480198	0.539604	1.990.347	-20.305.594	43.524.752	1490.0	0.0	0.217822	24.267.871	1

Hasil klasifikasi redaman fiber optik menggunakan algoritma *K-Means* pada model pertama dan model kedua, masing-masing dengan 400 data *instance*, menghasilkan 2 klaster pada setiap model. Pada model pertama, distribusi data menunjukkan bahwa klaster 0 terdiri atas 197 data, sedangkan klaster 1 terdiri atas 203 data. Sementara itu, pada model kedua, klaster 0 memuat 198 data, dan klaster 1 memuat 202 data. Hasil klasifikasi dari kedua model disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Klasifikasi *K-Means* Model Pertama dan Model Kedua

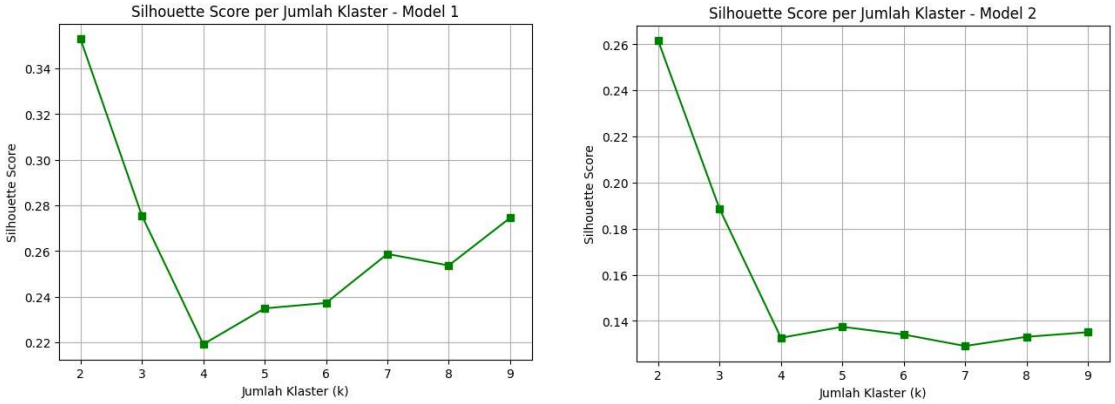
f1	f2	f3	f4	f5	f6	f7	f8	f9	f10	f11	f12	f13	f14	f15	f16	f17	F18
1.025	0	0	4.39	-31.26	37	0	1	1	1.96	-29.68	49	1490	0	1.0	34.07	0	0
1.064	0	0	4.11	-19.49	32	0	0	0	2.13	-21.38	46	1490	0	0.0	25.49	1	1
1066	0	0	4.04	-23.20	38	0	0	1	2.22	-29.63	55	1490	0	1.0	33.67	0	0
1089	0	0	4.27	-32.57	33	0	1	1	2.06	-30.64	39	1490	0	1.0	34.91	0	0
1097	0	0	3.57	-32.38	34	0	0	1	2.33	-26.31	50	1490	0	1.0	29.88	0	0

Hasil evaluasi menggunakan metode *Elbow* Method dengan perhitungan *Sum of Squared Error* (SSE) menghasilkan beberapa nilai SSE untuk setiap model. Pada model pertama, jumlah klaster optimal ditentukan sebanyak 2 klaster (k=2) dengan nilai SSE sebesar 1935.5. Sementara itu, pada model kedua, jumlah klaster optimal juga diperoleh pada k=2 dengan nilai SSE sebesar 3130.93. Grafik *Elbow* Method yang ditampilkan pada Gambar 2 menunjukkan adanya penurunan nilai SSE yang tajam hingga k=2, kemudian diikuti oleh penurunan yang lebih lambat dan landai. Pola ini mengindikasikan bahwa k=2 merupakan jumlah klaster yang paling optimal untuk kedua model.



Gambar 2. Grafik *Elbow* Method dengan nilai SSE Model Pertama dan Model Kedua

Evaluasi lebih lanjut dilakukan menggunakan metode *Silhouette Coefficient* dengan melakukan iterasi terhadap berbagai nilai klaster. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa jumlah klaster paling optimal terdapat pada k=2 untuk kedua model. Pada model pertama, nilai *Silhouette Coefficient* terbaik tercapai pada k=2 dengan skor sebesar 0.3529, sedangkan pada model kedua nilai terbaiknya sebesar 0.2616. Meskipun kedua model memiliki jumlah klaster optimal yang sama, model pertama menunjukkan kualitas pemisahan klaster yang lebih baik berdasarkan nilai *Silhouette Coefficient* yang lebih tinggi. Grafik perbandingan nilai *Silhouette Coefficient* antara model pertama dan model kedua ditampilkan pada Gambar 3.

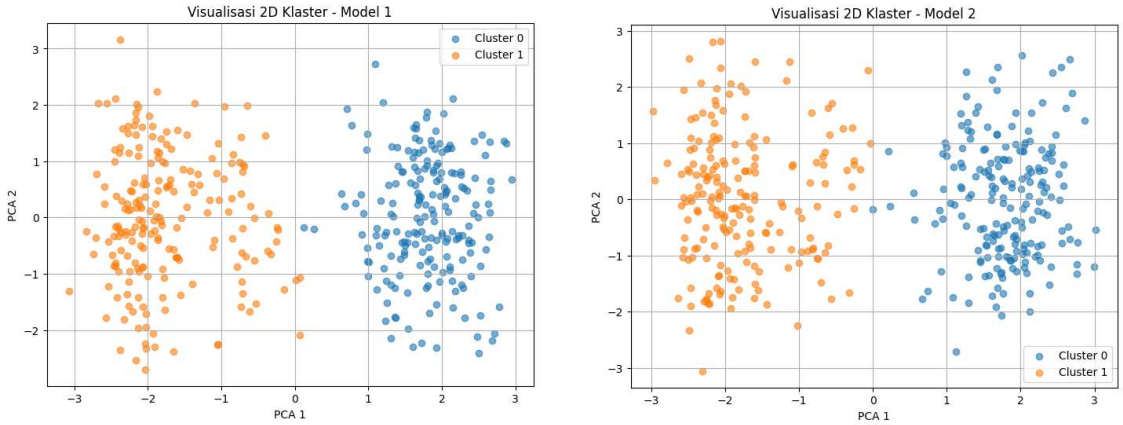


Gambar 3. Grafik *Silhouette Coefficient* Model Pertama dan Model Kedua

Berdasarkan hasil evaluasi klasifikasi, baik model pertama maupun model kedua menghasilkan jumlah klaster yang sama, yaitu dua klaster (k=2), sebagaimana ditentukan melalui metode *Elbow* dan *Silhouette Coefficient*. Evaluasi menggunakan metode *Elbow* menunjukkan bahwa model pertama memiliki nilai SSE lebih rendah (1935.5) dibandingkan nilai SSE pada model kedua (3130.93), yang mengindikasikan bahwa model pertama memiliki pembagian klaster yang lebih baik berdasarkan kedekatan antar data. Selain itu, model pertama juga menunjukkan performa yang lebih baik dalam hal pemisahan klaster berdasarkan nilai *Silhouette Coefficient* sebesar 0.3529, dibandingkan model kedua yang hanya mencapai 0.2616. Dengan demikian, model pertama dapat disimpulkan memiliki kualitas klasifikasi yang lebih baik dibandingkan model kedua baik dari sisi kompaksi klaster maupun pemisahan antar klaster.

Nilai *Silhouette Coefficient* bisa tetap rendah meskipun SSE menurun karena SSE mengukur kedekatan data dengan *centroid* klasternya, tanpa memperhatikan jarak antar klaster. Sementara itu, *Silhouette Coefficient* mempertimbangkan baik kedekatan dalam klaster maupun pemisahan antar klaster. Nilai *Silhouette Coefficient* yang rendah mengindikasikan adanya tumpang tindih antar klaster atau jarak antar klaster yang tidak terlalu signifikan, sehingga meskipun pembentukan klaster cukup padat, perbedaan karakteristik antar kelompok belum cukup tajam [31]. Pada penelitian Hartama dan Anjelita yang menunjukkan bahwa nilai SSE dapat menurun tetapi *Silhouette Coefficient* bisa bernilai rendah , menandakan bahwa data berada di antara dua klaster yang saling tumpang tindih [32]. Dalam penelitian lain oleh Mulyani dkk tentang pengelompokan jumlah sekolah negeri di Indonesia menggunakan metode *K-Means*, ditemukan bahwa meskipun SSE menurun, nilai *Silhouette Coefficient* tetap rendah. Hal ini menunjukkan bahwa klaster yang terbentuk tumpang tindih antar klaster [33].

Hasil distribusi klaster menunjukkan adanya keseimbangan yang cukup baik antara jumlah data pada masing-masing klaster, di mana model pertama menghasilkan klaster 0 sebanyak 197 data dan klaster 1 sebanyak 203 data, sedangkan model kedua menghasilkan klaster 0 sebanyak 198 data dan klaster 1 sebanyak 202 data. Meskipun kedua model membagi data ke dalam dua klaster dengan jumlah yang hampir seimbang, model pertama menunjukkan performa yang lebih unggul berdasarkan evaluasi kuantitatif serta pemilihan fitur yang lebih tepat guna. Visualisasi sebaran klaster pada masing-masing model disajikan pada Gambar 4, yang menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) untuk mereduksi dimensi data ke dalam dua komponen, sehingga distribusi dan pemisahan antar klaster dapat terlihat dengan lebih jelas.



Gambar 4. Grafik Visualisasi 2D Model Pertama dan Model Kedua

Interpretasi hasil klaster menunjukkan bahwa klaster 0 merepresentasikan kondisi dengan redaman tinggi yang berpotensi mengganggu kualitas layanan jaringan, sementara klaster 1 mencerminkan kondisi jaringan dengan redaman rendah atau normal. Dengan ini dapat dimanfaatkan untuk mendukung dalam mengambil keputusan dan memberikan rekomendasi dalam konfigurasi teknis mengenai fiber optik dalam pemeliharan serta menjaga performa kualitas jaringan fiber optik.

IV. SIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma *K-Means* untuk mengklasifikasikan kualitas redaman pada jaringan fiber optik menggunakan dua pendekatan model, yakni model dengan seleksi fitur dan model tanpa seleksi fitur. Proses klasifikasi dilakukan terhadap 400 data instance dan menghasilkan dua klaster pada masing-masing model. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model dengan seleksi fitur memiliki performa yang lebih baik berdasarkan nilai SSE 1935.5 dan *Silhouette Coefficient* 0.3529, dibandingkan model tanpa seleksi fitur yang menghasilkan SSE sebesar 3130.93 dan *Silhouette Coefficient* sebesar 0.2616.

Model pertama menunjukkan pemisahan klaster yang lebih optimal dan kompak, mengindikasikan pentingnya pemilihan fitur yang tepat dalam meningkatkan kualitas klasifikasi. Klaster yang terbentuk dapat mengindikasikan kondisi redaman rendah (normal) dan redaman tinggi (berpotensi mengganggu layanan), sehingga hasil klasifikasi ini dapat dimanfaatkan dalam pengambilan keputusan teknis untuk menjaga performa jaringan fiber optik. Model ini juga berpotensi untuk diimplementasikan oleh penyedia layanan jaringan fiber optik sebagai sistem *monitoring* otomatis redaman, guna mendeteksi dini gangguan dan mengoptimalkan pemeliharaan jaringan secara proaktif.

Pada penelitian selanjutnya dapat dikembangkan dan mengeksplorasi dengan algoritma *clustering* lain seperti *DBSCAN* atau *Hierarchical Clustering* guna membandingkan efektivitas metode yang digunakan. Penambahan jumlah dan variasi data juga dapat meningkatkan kemampuan generalisasi model. Selain itu, penerapan teknik reduksi dimensi seperti *Principal Component Analysis* (PCA) dapat membantu dalam mengoptimalkan seleksi fitur.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Universitas Muhammadiyah Sidoarjo atas dukungan dan fasilitas yang telah diberikan selama proses penelitian ini berlangsung. Selain itu, penulis juga berterima kasih kepada seluruh pihak yang telah membantu, baik secara langsung maupun tidak langsung, dalam kelancaran pelaksanaan penelitian ini. Penghargaan khusus juga penulis sampaikan kepada keluarga, khususnya orang tua, atas doa, dukungan, dan semangat yang tiada henti selama proses penyusunan penelitian ini.

REFERENSI

[1] P. Yusman, D. U. Dari, D. Al Farabi, and R. Ardana, "ANALISIS MANAGEMENT DAN REDAMAN FIBER OPTIC PADA PT . JALUR NET INFOTEK," *BHAKTI NAGORI J. Pengabdi. Kpd. Masy.*, vol. 4, pp. 31–37, 2024, doi: 10.36378/bhakti_nagori.v4i1.3886.

[2] Muhammad Ridhwan and Lela Nurpulaela, "Analisis Penggunaan Jaringan Fiber Optik Di Area Kawasan Bijb Kertajati," *J. Ilm. Wahana Pendidik.*, vol. 9, no. 14, pp. 467–479, 2023.

[3] M. A. Rahmatulloh, D. Hanto, M. Yantidewi, Agitta Rianaris, and R.A. Firdaus, "Analisis Redaman Fiber

Optik dengan Menggunakan Pemodelan Software Optisystem," *J. Kolaboratif Sains*, vol. 6, no. 7, pp. 630–639, 2023, doi: 10.56338/jks.v6i7.3795.
[4] M. Nurwahidah, U. A. Ahmad, R. E. Saputra, and P. Y. Pangestu, "Analisis Jarak Jangkauan Jaringan Fiber To The Home (Ftth) dengan Teknologi Gigabit Passive Optical Network (Gpon) Berdasarkan Link Power Budget," *Pros. Semin. Nas. Tek. Elektro dan Inform.*, vol. 8, no. September, pp. 203–207, 2021.
[5] D. Setiawan, O. Yuliani, P. Studi Teknik Elektro, and F. Teknologi dan Industri ITNY, "Triple Play (3P) Di Kirana Garden Residence Yogyakarta," *Jmte*, vol. 04, no. 02, pp. 20–29, 2023.
[6] I. M. Zukri, "Analisis Pengaruh Penggunaan Passive Splitter Pada Optical Distribution Point (Odp) Terhadap Kinerja Jaringan Di Rumah Pelanggan," *J. Ilm. Poli Rekayasa*, vol. 18, no. 1, p. 32, 2022, doi: 10.30630/jipr.18.1.249.
[7] M. N. Ikhsanto and A. Setiawan, "Jaringan Akses Fiber To The Home (FTTH) Dengan Teknologi Gigabyte Passive Optical Network (GPON) PT. Telkom Kota Metro," *J. Comput. Sci. Inf. Syst. J-Cosys*, vol. 4, no. 1, pp. 57–63, 2024, doi: 10.53514/jco.v4i1.497.
[8] Suwandi, Y. Akbar, and D. I. Mulyana, "Optimasi Gigabit Passive Optical Network dan Algoritma Naïve Bayes dalam Analisis Jaringan FTTH," *J. JTIK (Jurnal Teknol. Inf. dan Komunikasi)*, vol. 9, no. 1, pp. 186–192, Nov. 2024, doi: 10.35870/jtik.v9i1.3058.
[9] H. Liu, J. Chen, J. Dy, and Y. Fu, "Transforming Complex Problems Into K-Means Solutions," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 45, no. 7, pp. 9149–9168, 2023, doi: 10.1109/TPAMI.2023.3237667.
[10] S. M. Miraftabzadeh, C. G. Colombo, M. Longo, and F. Foiadelli, "K-Means and Alternative Clustering Methods in Modern Power Systems," *IEEE Access*, vol. 11, no. September, pp. 119596–119633, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3327640.
[11] A. Yudhistira and R. Andika, "Pengelompokan Data Nilai Siswa Menggunakan Metode K-Means Clustering," *J. Artif. Intell. Technol. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 20–28, 2023, doi: 10.58602/jaiti.v1i1.22.
[12] C. Shi, B. Wei, S. Wei, W. Wang, H. Liu, and J. Liu, "A quantitative discriminant method of elbow point for the optimal number of clusters in clustering algorithm," *Eurasip J. Wirel. Commun. Netw.*, vol. 2021, no. 1, 2021, doi: 10.1186/s13638-021-01910-w.
[13] D. M. Putri, A. S. Ilmananda, and N. Prisanta, "Penggunaan Algoritma K-Means dan K-Medoids untuk Pengembangan Strategi Promosi Penerimaan Mahasiswa Baru," *SMATIKA J.*, vol. 14, no. 02, pp. 388–398, Dec. 2024, doi: 10.32664/smatika.v14i02.1474.
[14] R. Sharma and S. Arora, "Analysis of K-Means Clustering Algorithm," *Int. J. Eng. Res. Technol.*, vol. 11, no. 06, pp. 150–153, 2022, doi: 10.17577/IJERTV11IS060047.
[15] R. Cohn and E. Holm, "Unsupervised Machine Learning Via Transfer Learning and k-Means Clustering to Classify Materials Image Data," *Integr. Mater. Manuf. Innov.*, vol. 10, no. 2, pp. 231–244, 2021, doi: 10.1007/s40192-021-00205-8.
[16] A. Pegado-Bardayo, A. Lorenzo-Espejo, J. Muñuzuri, and A. Escudero-Santana, "A review of unsupervised k-value selection techniques in clustering algorithms," *J. Ind. Eng. Manag.*, vol. 17, no. 3, p. 641, 2024, doi: 10.3926/jiem.6791.
[17] B. Adi Nugroho, A. Endang Jayati, and P. Muliandi, "Analisa Kualitas Jaringan Akses Indihome Berdasarkan Teknologi Msan Dan Gpon Di Sto Majapahit," *Tek. Elektro*, pp. 1–6, 2021.
[18] R. D. Dana, D. Soilihudin, R. H. Silalahi, D. . Kurnia, and U. Hayati, "Competency test clustering through the application of Principal Component Analysis (PCA) and the K-Means algorithm," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 1088, no. 1, p. 012038, 2021, doi: 10.1088/1757-899x/1088/1/012038.
[19] C. Fan, M. Chen, X. Wang, J. Wang, and B. Huang, "A Review on Data Preprocessing Techniques Toward Efficient and Reliable Knowledge Discovery From Building Operational Data," *Front. Energy Res.*, vol. 9, no. March, pp. 1–17, 2021, doi: 10.3389/fenrg.2021.652801.
[20] S. M. Javidan, A. Banakar, K. A. Vakilian, and Y. Ampatzidis, "Diagnosis of grape leaf diseases using automatic K-means clustering and machine learning," *Smart Agric. Technol.*, vol. 3, no. March 2022, 2023, doi: 10.1016/j.atech.2022.100081.
[21] E. U. Oti, M. O. Olusola, F. C. Eze, and S. U. Enogwe, "Comprehensive Review of K-Means Clustering Algorithms," *Int. J. Adv. Sci. Res. Eng.*, vol. 07, no. 08, pp. 64–69, 2021, doi: 10.31695/ijasre.2021.34050.
[22] A. A. Aldino, D. Darwis, A. T. Prastowo, and C. Sujana, "Implementation of K-Means Algorithm for Clustering Corn Planting Feasibility Area in South Lampung Regency," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1751, no. 1, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1751/1/012038.
[23] Z. Ning, J. Chen, J. Huang, U. J. Sabo, Z. Yuan, and Z. Dai, "WeDIV – An improved k-means clustering algorithm with a weighted distance and a novel internal validation index," *Egypt. Informatics J.*, vol. 23, no. 4, pp. 133–144, 2022, doi: 10.1016/j.eij.2022.09.002.
[24] L. P. Refialy, H. Maitimu, and M. S. Pesulima, "Perbaikan Kinerja Clustering K-Means pada Data Ekonomi Nelayan dengan Perhitungan Sum of Square Error (SSE) dan Optimasi nilai K cluster," *Techno.Com*, vol.

20, no. 2, pp. 321–329, 2021, doi: 10.33633/tc.v20i2.4572.
[25] J. Wala, H. Herman, R. Umar, and S. Suwanti, "Heart Disease Clustering Modeling Using a Combination of the K-Means Clustering Algorithm and the Elbow Method," *Sci. J. Informatics*, vol. 11, no. 4, pp. 903–914, Dec. 2024, doi: 10.15294/sji.v11i4.14096.
[26] W. B. Syamhuri, M. T. Furqon, and C. Dewi, "Pengelompokan Film Berdasarkan Alur Cerita menggunakan Metode Self Organizing Maps dan Silhouette Coefficient," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 12, pp. 5898–5904, 2022, [Online]. Available: http://j-ptiik.ub.ac.id
[27] S. Suraya, M. Sholeh, and U. Lestari, "Evaluation of Data Clustering Accuracy using K-Means Algorithm," *Int. J. Multidiscip. Approach Res. Sci.*, vol. 2, no. 01, pp. 385–396, 2023, doi: 10.59653/ijmars.v2i01.504.
[28] A. S. Ritonga and I. Muhandhis, "Clustering Data Tweet E-Commerce Menggunakan Metode K-Means (Studi Kasus Akun Twitter Blibli Indonesia)," *Smatika J.*, vol. 12, no. 01, pp. 75–84, 2022, doi: 10.32664/smatika.v12i01.665.
[29] T. Seyam *et al.*, "Next-Generation K-Means Clustering: Mojo-Driven Performance for Big Data," *Int. J. Intell. Inf. Syst.*, vol. 14, no. 1, pp. 7–19, Mar. 2025, doi: 10.11648/j.ijiis.20251401.12.
[30] V. No, D. Prasetyawan, A. Mulyanto, and R. Gatra, "Edumatic : Jurnal Pendidikan Informatika Pemetaan Lintasan Karir Alumni Berdasarkan Analisis Cluster : Kombinasi K-Means dan Reduksi Dimensi Autoencoder," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 198–207, 2025, doi: 10.29408/edumatic.v9i1.29713.
[31] M. A. Amri, A. A. N. Risal, M. F. Bakri, and D. F. Surianto, "Mini-Batch K-Means Clustering Untuk Pengelompokan Kemandirian Daerah Di Sulawesi Selatan," *J. Inform. Polinema*, vol. 11, no. 2, pp. 235–244, Feb. 2025, doi: 10.33795/jip.v11i2.6871.
[32] D. Hartama and M. Anjelita, "Analysis of Silhouette Coefficient Evaluation with Euclidean Distance in the Clustering Method (Case Study: Number of Public Schools in Indonesia)," *J. Mantik*, vol. 6, no. 3, pp. 3667–3677, 2022, [Online]. Available: https://iocscience.org/ejournal/index.php/mantik/article/view/3318
[33] H. Mulyani, R. A. Setiawan, and H. Fathi, "Optimization of K Value in Clustering Using Silhouette Score (Case Study: Mall Customers Data)," *J. Inf. Technol. Its Util.*, vol. 6, no. 2, pp. 45–50, 2023, doi: 10.56873/jitu.6.2.5243.

Conflict of Interest Statement:
The author declares that the research was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.