

Analisis Klasterisasi Pelanggan Layanan Pijat Menggunakan Algoritma K-Means Clustering Pada Griya Sehat Faza Depok

Wildanul Jannah ¹, Adi Muhajirin ^{1*}, Rafika Sari ¹

¹Informatika; Fakultas Ilmu Komputer; Universitas Bhayangkara Jakarta Raya; Jl. Perjuangan No.81, Marga Mulya, Bekasi Utara, Bekasi, Jawa Barat, 17143, Telp.(021) 88955882; e-mail: 202210715061@mhs.ubharajaya.ac.id, adi.muhammad@dsn.ubharajaya.ac.id, rafika.sari@dsn.ubharajaya.ac.id

* Korespondensi: 202210715061@mhs.ubharajaya.ac.id

Diterima: 10 Juli 2026; Review: 30 Juli 2026; Disetujui: 31 Juli 2026; Diterbitkan: 31 Juli 2026

Abstract

Customer segmentation is a crucial element in strengthening data-driven marketing strategies, especially for Micro, Small, and Medium Enterprises (MSMEs) operating in the service sector. Customer data management at Griya Sehat Faza Depok is still conducted conventionally without adopting an analytical approach to identify consumer profiles. This limitation hinders the optimization of marketing strategies and efforts to maintain customer loyalty. This study groups home massage service customers using the K-Means Clustering algorithm. The CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) framework, which includes business understanding, data understanding, data preparation, modeling, evaluation, and deployment, is used in this study. Customer transaction data from January to December 2025 serves as the dataset for analysis. Five variables are used in the clustering process: visit frequency, treatment type, total expenditure, service duration, and transportation costs representing customer distance. Data preprocessing stages include data cleaning, categorical data encoding, aggregation, and normalization using the Min-Max method. The optimal number of clusters is determined using the Elbow Method, while the quality of clustering results is evaluated using the Davies-Bouldin Index (DBI). The analysis results show the formation of four customer groups with a DBI value of 0.647, indicating good clustering quality. Each group exhibits distinct behavioral characteristics, enabling the identification of high-value customers, loyal customers, regular customers, and low-value customers. These findings offer practical recommendations for developing targeted marketing strategies, improving customer retention, and supporting more efficient therapist allocation at Griya Sehat Faza Depok.

Keywords: Customer Segmentation, K-Means Clustering, CRISP-DM, Customer Analytics, Davies-Bouldin Index

Abstrak

Segmentasi pelanggan merupakan elemen krusial dalam memperkuat strategi pemasaran berbasis data, khususnya bagi Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) di sektor jasa. Pengelolaan data pelanggan di Griya Sehat Faza Depok masih dilakukan secara konvensional tanpa menerapkan pendekatan analitis untuk mengidentifikasi profil konsumen. Keterbatasan ini menghambat optimalisasi strategi pemasaran dan upaya mempertahankan loyalitas pelanggan. Penelitian ini mengelompokkan pelanggan jasa pijat rumah menggunakan algoritma K-Means Clustering. Kerangka kerja CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) yang mencakup pemahaman bisnis, pemahaman data, persiapan data, pemodelan, evaluasi, dan penerapan digunakan dalam studi ini. Data transaksi pelanggan dari Januari hingga Desember

2025 dijadikan sebagai kumpulan data untuk analisis. Lima variabel digunakan dalam proses pengelompokan: frekuensi kunjungan, jenis perawatan, total pengeluaran, durasi layanan, dan biaya transportasi yang mewakili jarak pelanggan. Tahapan pra-pemrosesan data meliputi pembersihan data, pengkodean data kategorikal, agregasi, dan normalisasi menggunakan metode Min-Max. Jumlah kluster optimal ditentukan menggunakan Metode Elbow, sementara kualitas hasil pengelompokan dievaluasi menggunakan Davies-Bouldin Index (DBI). Hasil analisis menunjukkan terbentuknya empat kelompok pelanggan dengan nilai DBI 0,647, yang mengindikasikan kualitas pengelompokan yang baik. Setiap kelompok menunjukkan karakteristik perilaku yang berbeda, sehingga memungkinkan identifikasi pelanggan bernilai tinggi, pelanggan setia, pelanggan reguler, dan pelanggan bernilai rendah. Temuan ini menawarkan rekomendasi praktis untuk mengembangkan strategi pemasaran yang tepat sasaran, meningkatkan retensi pelanggan, dan mendukung alokasi terapi yang lebih efisien di Griya Sehat Faza Depok.

Kata kunci: Segmentasi Pelanggan, *K-Means Clustering*, CRISP-DM, *Customer Analytics*, *Davies-Bouldin Index*.

1. Pendahuluan

Pemanfaatan data sebagai landasan pengambilan keputusan yang lebih efektif kini didorong oleh pesatnya perkembangan teknologi informasi. Data pelanggan menjadi aset strategis karena mampu mengungkap karakteristik, perilaku, dan pola penggunaan layanan. Perusahaan dapat mengelompokkan pelanggan berdasarkan atribut yang dimiliki melalui analisis data tersebut sehingga strategi pemasaran menjadi lebih terarah. Data mining merupakan salah satu teknik yang lazim digunakan untuk mengolah informasi ini melalui proses ekstraksi pola bermakna dari kumpulan data.

Griya Sehat Faza Depok menjalankan usaha di bidang layanan pijat home service. Transaksi pelanggan selama Januari hingga Desember 2025 telah tercatat dalam database perusahaan namun penggunaannya masih terbatas sebagai arsip administrasi tanpa diolah untuk segmentasi pelanggan. Strategi pemasaran yang diterapkan secara seragam tanpa mempertimbangkan perbedaan karakteristik pelanggan mengakibatkan peluang peningkatan loyalitas dan efektivitas promosi belum tergarap secara optimal.

K-Means Clustering termasuk dalam kategori metode *unsupervised learning* yang lazim diterapkan untuk segmentasi pelanggan dengan mendasarkan pada kesamaan karakteristik. Proses komputasi algoritma ini tergolong sederhana sehingga implementasinya mudah dilakukan dan efisien dalam menangani data berskala besar (Shorihatul et al., 2026). Elbow Method menjadi salah satu teknik yang dapat dipilih untuk menentukan jumlah kluster yang paling sesuai. Sementara itu, Davies-Bouldin Index (DBI) berfungsi sebagai alat evaluasi kualitas hasil pengelompokan karena nilai DBI yang rendah mencerminkan kluster yang lebih baik (Ashari et al., 2022; Zhao, 2024).

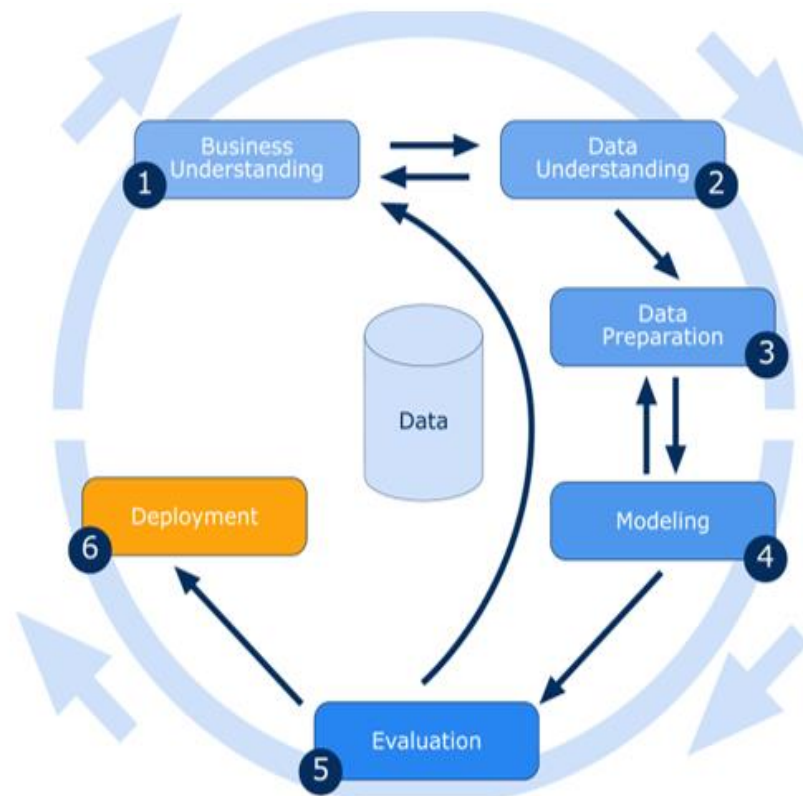
Zhao (2024), Putri et al. (2024), serta Hidayat et al. (2025) membuktikan bahwa K-Means Clustering dapat memisahkan pelanggan berdasarkan karakteristik dan pola transaksi mereka. Efektivitas algoritma ini dalam segmentasi pelanggan telah dikonfirmasi oleh berbagai studi sebelumnya sehingga strategi pemasaran berbasis data dapat dioptimalkan. Informasi yang dihasilkan dari teknik *data mining* dan *machine learning* terbukti mendukung proses pengambilan keputusan yang berbasis data menurut Muhajirin (2024). Meskipun demikian, sebagian besar

riset tersebut hanya berfokus pada sektor retail dan e-commerce tanpa mengintegrasikan variabel operasional seperti jarak lokasi pelanggan dan durasi layanan secara memadai.

Penerapan algoritma K-Means Clustering dilakukan pada layanan pijat home service dalam studi ini dengan memanfaatkan lima variabel, yaitu frekuensi kunjungan, jenis treatment, total pengeluaran, durasi layanan, dan jarak lokasi pelanggan. Penentuan jumlah cluster optimal menggunakan Elbow Method, sementara Davies-Bouldin Index (DBI) dipakai untuk mengevaluasi hasil klasterisasi. Pengelompokan pelanggan berdasarkan karakteristik mereka menjadi tujuan utama penelitian ini, yang kemudian dilanjutkan dengan penyusunan rekomendasi strategi pemasaran yang lebih efektif.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan teknik *data mining* untuk segmentasi pelanggan layanan pijat *home service* di Griya Sehat Faza Depok. Proses penelitian mengacu pada metodologi *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) yang terdiri atas enam tahapan, yaitu *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment*. (Ardana et al., 2024)



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 1. CRIPS-DM

Pada Gambar 1 menunjukkan tahapan penelitian menggunakan metodologi *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) yang menjadi pedoman dalam proses segmentasi pelanggan, mulai dari identifikasi permasalahan hingga penyusunan rekomendasi strategi pemasaran Rotty (Rotty, 2022). Metodologi ini menyediakan alur kerja yang sistematis dalam proses *data mining*, sehingga setiap tahapan analisis dapat dilakukan secara terstruktur. Penerapan CRISP-DM membantu memastikan bahwa hasil klasterisasi yang diperoleh sesuai dengan tujuan penelitian dan dapat dimanfaatkan sebagai dasar penyusunan strategi pemasaran.

Data transaksi Griya Sehat Faza Depok sebanyak 1.100 catatan dari Januari hingga Desember 2025 menjadi sumber utama penelitian ini. Proses agregasi menghasilkan 341 data pelanggan yang kemudian digunakan untuk keperluan klasterisasi. Variabel yang dikaji mencakup frekuensi kunjungan, jenis perawatan, total biaya yang dikeluarkan, lama layanan, serta ongkos transportasi yang merepresentasikan jarak lokasi pelanggan. Data yang akan diklasterisasi terlebih dahulu melewati serangkaian tahapan persiapan sebelum dianalisis. Tahapan tersebut mencakup pembersihan data, transformasi data melalui teknik Label Encoding, serta normalisasi dengan pendekatan Min-Max Scaling. Hasil dari seluruh proses ini memastikan data siap untuk dianalisis menggunakan algoritma K-Means Clustering. Adapun formulasi dari metode Min-Max Scaling disajikan pada Persamaan Error! No text of specified style in document.1.

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

x' adalah hasil normalisasi data, x adalah nilai data, x_{min} adalah nilai minimum, x_{max} adalah nilai maksimum.

Persamaan 1 digunakan pada tahap normalisasi data untuk mengubah rentang nilai setiap variabel menjadi skala 0 hingga 1 sebelum proses klasterisasi dilakukan. Normalisasi diperlukan agar setiap variabel memiliki bobot yang seimbang sehingga tidak terjadi dominasi nilai pada proses pembentukan *cluster* menggunakan algoritma *K-Means Clustering* (Alloerung et al., 2024). Persamaan *Euclidean Distance* di tunjukan sebagai berikut, Persamaan 1.

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (2)$$

$d(x, y)$ adalah jarak data terhadap *centroid*, x_i adalah nilai data ke- i , y_i adalah nilai *centroid* ke- i , n adalah jumlah variabel

Persamaan 2 digunakan untuk menghitung jarak antara data dan *centroid* pada proses *K-Means Clustering*. Perhitungan jarak dilakukan menggunakan seluruh variabel penelitian yang telah melalui proses normalisasi untuk menentukan kedekatan setiap data terhadap masing-masing *cluster*. Data kemudian dikelompokkan ke dalam *cluster* yang memiliki jarak paling kecil, dan proses tersebut dilakukan secara iteratif hingga posisi *centroid* konvergen atau tidak mengalami perubahan yang signifikan (Ardana et al., 2024). Persamaan *Davies-Bouldin Indeks* di tunjukan sebagai berikut, Persamaan 2.

$$DBI = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \max_{j \neq i} (R_{ij}) \quad (3)$$

DBI adalah *Davies-Bouldin Indeks*, R_{ij} adalah rasio kesamaan antar *cluster*, N adalah jumlah *cluster*.

Persamaan 3 digunakan untuk mengevaluasi kualitas hasil klasterisasi. Nilai *DBI* yang lebih kecil menunjukkan kualitas *cluster* yang lebih baik (Fedorova et al., 2025). Evaluasi dilakukan dengan mengukur tingkat homogenitas data dalam setiap *cluster* serta tingkat pemisahan antar-*cluster*. Semakin rendah nilai *DBI*, semakin tinggi tingkat kemiripan data dalam *cluster* dan semakin jelas pemisahan antar-*cluster*. Oleh karena itu, *DBI* digunakan sebagai dasar dalam menentukan kualitas hasil segmentasi yang diperoleh.

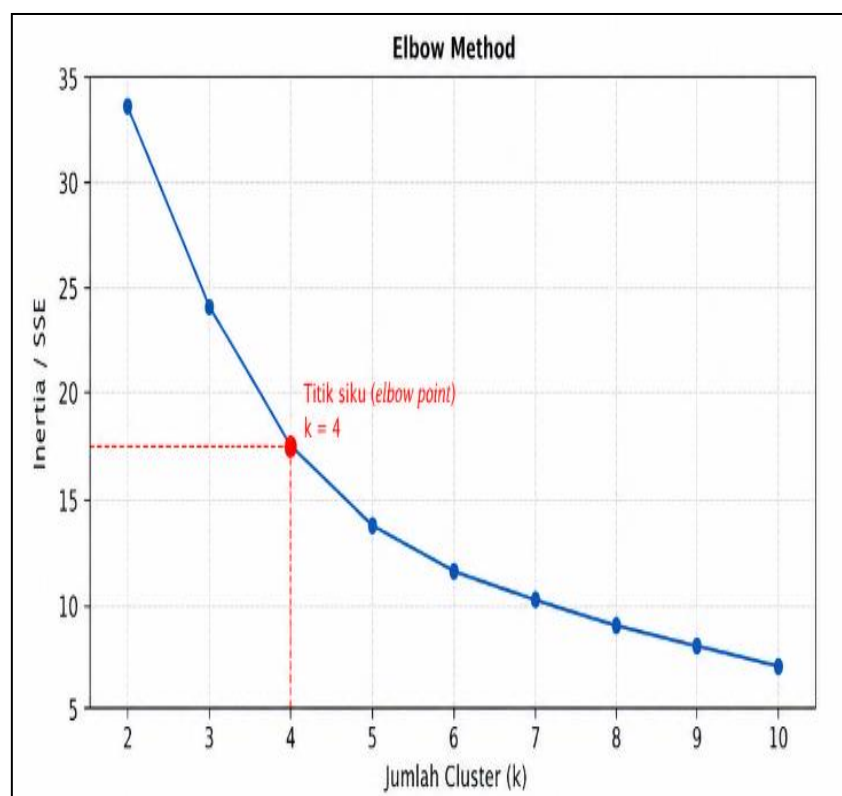
3. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini menyajikan hasil analisis segmentasi pelanggan menggunakan algoritma *K-Means Clustering* pada data transaksi Griya Sehat Faza Depok. Pembahasan diawali dengan proses persiapan data, dilanjutkan dengan penentuan jumlah *cluster* yang optimal, evaluasi kualitas hasil klasterisasi, serta analisis karakteristik setiap *cluster*. Hasil klasterisasi kemudian divisualisasikan menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) dan *heatmap* untuk mempermudah interpretasi karakteristik pelanggan. Selanjutnya, karakteristik yang terbentuk pada setiap *cluster* dimanfaatkan sebagai dasar dalam penyusunan rekomendasi strategi pemasaran yang disesuaikan dengan perilaku dan kebutuhan masing-masing segmen pelanggan.

3.1. Data Preparation

Analisis segmentasi pelanggan Griya Sehat Faza Depok menggunakan algoritma *K-Means Clustering* menjadi fokus utama bagian ini. Proses dimulai dari tahap persiapan data, penentuan jumlah *cluster* paling optimal, hingga evaluasi kualitas hasil klasterisasi yang diperoleh. Karakteristik unik setiap *cluster* kemudian dianalisis secara mendalam. Visualisasi melalui *Principal Component Analysis* (PCA) dan *heatmap* diterapkan untuk memudahkan pemahaman terhadap profil pelanggan. Temuan dari karakteristik masing-masing *cluster* selanjutnya menjadi landasan dalam merumuskan rekomendasi strategi pemasaran yang sesuai dengan perilaku dan kebutuhan spesifik setiap segmen pelanggan.

Proses persiapan data mencakup pembersihan data, Label Encoding, agregasi, serta normalisasi melalui Min-Max Scaling. Dari total 1.100 transaksi, sebanyak 341 data pelanggan berhasil diperoleh dan menjadi input dalam K-Means Clustering. Keseluruhan langkah ini bertujuan menciptakan dataset yang bersih, konsisten, dan berskala seragam sehingga proses klasterisasi dapat berjalan lebih efektif dengan membandingkan nilai *Sum of Squared Error* (SSE) pada beberapa jumlah *cluster*. Metode ini digunakan untuk memperoleh jumlah *cluster* yang paling optimal sebelum proses klasterisasi dilakukan.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 2. Grafik Elbow Method

Pada Gambar 2 menunjukkan titik *elbow* terbentuk pada **K = 4**. Hal tersebut menunjukkan bahwa empat *cluster* merupakan jumlah *cluster* yang optimal karena setelah nilai tersebut penurunan SSE tidak lagi signifikan. Oleh karena itu, proses klasterisasi pada penelitian ini menggunakan empat *cluster*.

3.3 Evaluasi Hasil Klasterisasi Menggunakan Davies-Bouldin Index

Kualitas hasil klasterisasi dievaluasi menggunakan metode *Davies-Bouldin Index* (DBI). Semakin kecil nilai DBI menunjukkan kualitas hasil klasterisasi yang semakin baik karena memiliki tingkat homogenitas dalam *cluster* yang tinggi serta pemisahan antar-*cluster* yang lebih jelas. Evaluasi ini dilakukan untuk membandingkan kualitas hasil klasterisasi pada setiap jumlah *cluster* yang diuji. Nilai DBI yang diperoleh menjadi dasar dalam menentukan jumlah *cluster* yang paling optimal.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Davies-Bouldin Index

Jumlah Cluster (k)	Nilai DBI
2	1,441
3	0,870
4	0,794
5	0,869
6	0,878
7	0,855
8	0,827
9	0,879
10	0,856

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Tabel 1 menjelaskan nilai DBI terkecil diperoleh pada $K = 4$ sebesar **0,794**. Hasil tersebut menunjukkan bahwa empat *cluster* menghasilkan kualitas klasterisasi yang paling baik dibandingkan jumlah *cluster* lainnya. Nilai DBI yang rendah mengindikasikan bahwa setiap *cluster* memiliki tingkat kemiripan data yang tinggi dan pemisahan yang jelas antar-*cluster*. Oleh karena itu, $K = 4$ dipilih sebagai model akhir dalam penelitian ini untuk proses analisis karakteristik pelanggan dan penyusunan strategi pemasaran.

3.4 Karakteristik Setiap Cluster

Hasil klasterisasi menghasilkan empat *cluster* dengan karakteristik pelanggan yang berbeda berdasarkan frekuensi kunjungan, jenis *treatment*, total pengeluaran, jarak lokasi, dan durasi layanan. Perbedaan karakteristik tersebut menunjukkan adanya variasi perilaku pelanggan dalam memanfaatkan layanan Griya Sehat Faza Depok. Setiap *cluster* memiliki pola yang khas sehingga dapat digunakan untuk mengidentifikasi segmen pelanggan dengan kebutuhan dan preferensi yang berbeda. Karakteristik tersebut menjadi dasar dalam penyusunan strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran sesuai dengan profil masing-masing *cluster*.

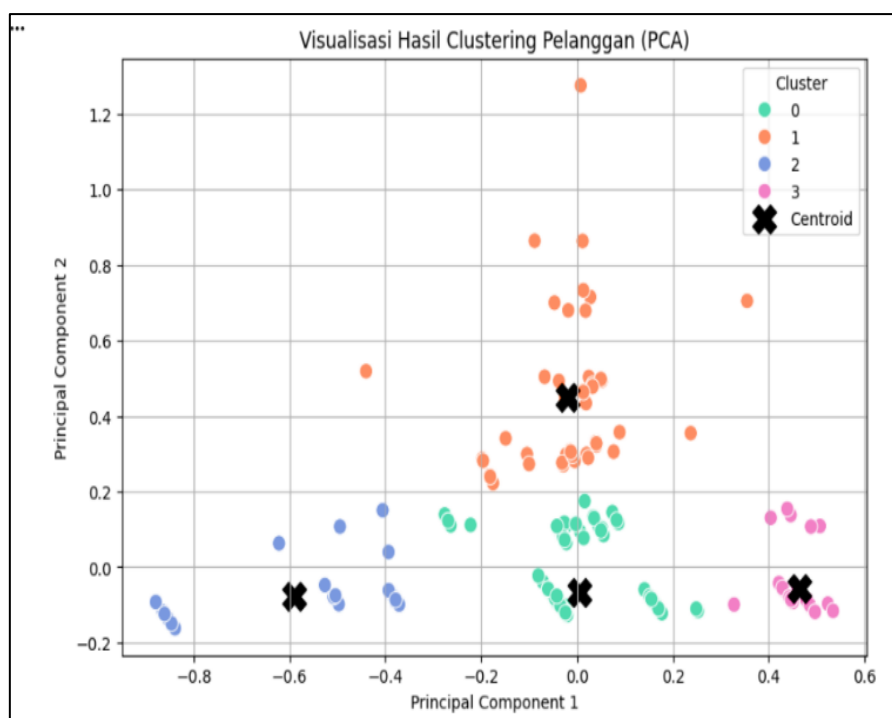
Tabel 2. Nilai Centroid Setiap Cluster

Cluster	Frekuensi	<i>Treatment</i>	Pengeluaran	Jarak	Durasi
0	0,028	0,524	0,071	0,170	0,694
1	0,399	0,508	0,433	0,184	0,673
2	0,020	0,149	0,068	0,235	0,226
3	0,020	0,929	0,098	0,187	0,933

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Pada Tabel 2 nilai centroid menunjukkan bahwa setiap *cluster* memiliki pola karakteristik yang berbeda pada seluruh variabel penelitian. *Cluster* 1 memperlihatkan nilai frekuensi kunjungan dan total pengeluaran paling tinggi, sehingga mencerminkan kelompok pelanggan yang memiliki intensitas penggunaan layanan lebih besar. Sebaliknya, *cluster* 2 didominasi oleh pelanggan dengan frekuensi kunjungan dan durasi layanan yang relatif rendah, sedangkan *cluster* 3 memiliki nilai durasi layanan tertinggi dibandingkan *cluster* lainnya. Perbedaan pola tersebut menunjukkan bahwa hasil klasterisasi mampu mengidentifikasi variasi karakteristik pelanggan secara jelas. Dengan demikian, hasil segmentasi tidak hanya memberikan gambaran mengenai karakteristik pelanggan, tetapi juga mendukung pengambilan keputusan bisnis berbasis data.

Untuk mempermudah interpretasi hasil klasterisasi, dilakukan visualisasi menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA). Metode ini memproyeksikan data berdimensi tinggi ke dalam dua dimensi tanpa mengubah hasil pengelompokan yang telah diperoleh dari algoritma *K-Means Clustering*. Visualisasi tersebut bertujuan untuk memberikan gambaran mengenai distribusi data dan posisi masing-masing *cluster*, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3.



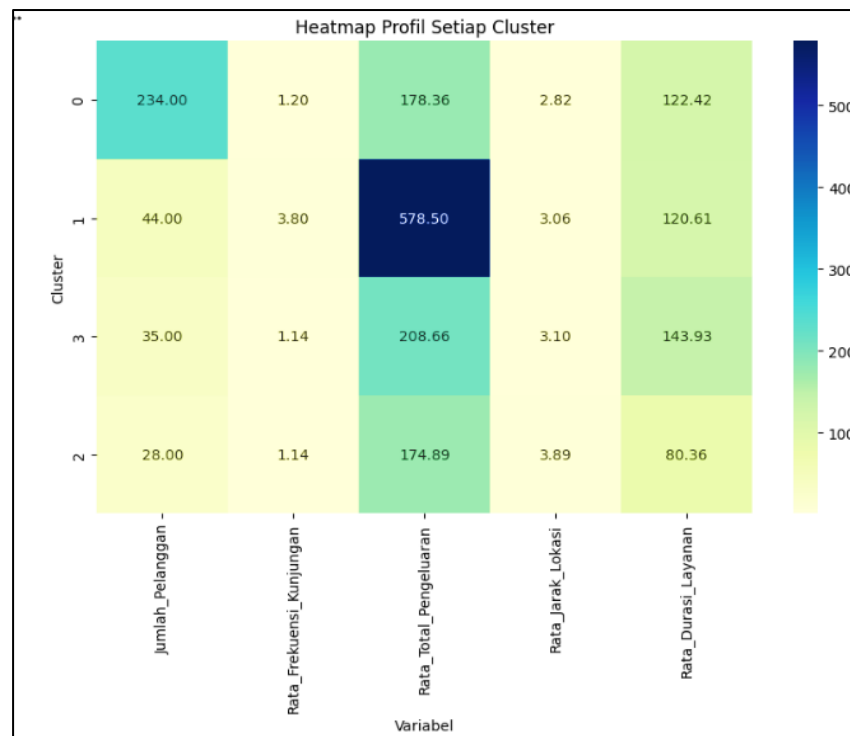
Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 3. Visualisasi PCA

Pada Gambar 3 ditunjukkan visualisasi hasil klasterisasi menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA). Setiap warna merepresentasikan satu *cluster* yang berbeda, sehingga memudahkan proses identifikasi dan pembedaan antar-segmen pelanggan. Titik-titik dengan warna yang sama menunjukkan data pelanggan yang memiliki karakteristik serupa berdasarkan hasil pengelompokan algoritma *K-Means Clustering*, sedangkan perbedaan warna menunjukkan bahwa data tersebut termasuk ke dalam *cluster* yang berbeda.

Centroid yang ditampilkan pada setiap warna merupakan pusat dari masing-masing *cluster* dan menjadi acuan dalam proses pengelompokan data. Secara umum, distribusi warna pada visualisasi menunjukkan bahwa sebagian besar data telah membentuk kelompok yang cukup terpisah, meskipun masih terdapat beberapa titik yang berdekatan akibat adanya kemiripan karakteristik antar-pelanggan. Visualisasi ini membantu memperjelas hasil segmentasi sehingga karakteristik setiap *cluster* dapat diinterpretasikan dengan lebih mudah.

Untuk memperjelas perbedaan karakteristik antar-*cluster*, hasil klasterisasi divisualisasikan menggunakan *heatmap*. Visualisasi ini menyajikan nilai rata-rata setiap variabel pada masing-masing *cluster* melalui perbedaan intensitas warna, sehingga pola karakteristik pelanggan dapat diamati dengan lebih mudah. Dengan demikian, *heatmap* membantu mengidentifikasi variabel yang paling dominan pada setiap *cluster* sebagai dasar dalam interpretasi hasil segmentasi pelanggan, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 4. Heatmap Profil Setiap Cluster

Gambaran mengenai profil masing-masing cluster dapat diamati pada Gambar 4 melalui nilai rata-rata dari setiap variabel penelitian. Variasi nilai antar variabel dalam setiap cluster ditunjukkan oleh perbedaan intensitas warna, yang memudahkan identifikasi karakteristik unik setiap segmen pelanggan. Pola karakteristik yang berbeda antar cluster terlihat jelas dalam visualisasi ini berdasarkan lima aspek, yaitu frekuensi kunjungan, jenis perawatan, total biaya yang dikeluarkan, jarak lokasi, serta lama waktu pelayanan. Informasi yang dihasilkan berfungsi sebagai fondasi untuk merumuskan strategi pemasaran yang lebih akurat berdasarkan karakteristik tiap segmen pelanggan, sekaligus menyederhanakan proses penafsiran hasil pengelompokan.

3.5 Rekomendasi Strategi Pemasaran Berdasarkan Hasil Segmentasi

Penyusunan strategi pemasaran yang lebih akurat sasarannya didasarkan pada karakteristik unik setiap klaster. Agar efektivitas promosi dan loyalitas pelanggan dapat terdongkrak, strategi yang dikembangkan pun dirancang selaras dengan pola perilaku konsumen di masing-masing kelompok tersebut. Setiap kelompok pelanggan memiliki karakteristik unik berupa frekuensi kunjungan, total pengeluaran, durasi layanan, dan jarak lokasi. Karakteristik tersebut menjadi dasar penyusunan rekomendasi strategi agar pendekatan pemasaran dapat berjalan lebih efektif sesuai kebutuhan tiap segmen. Perusahaan dapat menetapkan prioritas strategi yang berbeda pada masing-masing kelompok pelanggan dengan memanfaatkan hasil segmentasi yang telah diperoleh. Strategi pemasaran yang disesuaikan dengan karakteristik unik setiap segmen diyakini dapat mendorong peningkatan penggunaan layanan, mempertahankan loyalitas pelanggan, serta mengoptimalkan efisiensi kegiatan promosi. Seluruh rekomendasi strategi untuk setiap klaster telah dirangkum secara rinci pada Tabel 3.

Tabel 3 Rekomendasi Strategi Pemasaran Berdasarkan Hasil Segmentasi

Cluster	Karakteristik Pelanggan	Rekomendasi Strategi
C0	Frekuensi kunjungan dan pengeluaran rendah	Promo berkala, diskon, dan program retensi pelanggan.
C1	Frekuensi kunjungan dan pengeluaran tertinggi	Program loyalitas, <i>membership</i> , <i>reward</i> , dan layanan eksklusif.
C2	Durasi layanan singkat dan jarak lokasi relatif jauh	Paket ekonomis, promosi wilayah, dan peningkatan frekuensi kunjungan.
C3	Durasi layanan paling panjang	Paket premium, <i>bundling treatment</i> , dan layanan tambahan.

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Pada Tabel 3 setiap *cluster* memerlukan strategi pemasaran yang disesuaikan dengan karakteristik pelanggan. Pelanggan dengan frekuensi kunjungan dan pengeluaran yang tinggi lebih tepat dipertahankan melalui program loyalitas, sedangkan pelanggan dengan intensitas penggunaan layanan yang lebih rendah memerlukan strategi promosi untuk meningkatkan frekuensi kunjungan. Sementara itu, pelanggan dengan durasi layanan yang lebih panjang atau lokasi yang relatif jauh memerlukan penawaran layanan yang sesuai dengan kebutuhannya. Penerapan strategi yang berbeda pada setiap segmen diharapkan dapat meningkatkan efektivitas pemasaran dan mendukung pengambilan keputusan bisnis berbasis data.

4. Kesimpulan

Segmentasi pelanggan layanan pijat home service di Griya Sehat Faza Depok berhasil dilakukan melalui penerapan algoritma K-Means Clustering dengan mempertimbangkan variabel frekuensi kunjungan, jenis treatment, total pengeluaran, jarak lokasi, dan durasi layanan. Empat

cluster optimal ditemukan berdasarkan Elbow Method dan evaluasi Davies-Bouldin Index (DBI) yang mencapai nilai 0,794. Karakteristik unik setiap kelompok pelanggan ini menjadi landasan untuk merancang strategi pemasaran yang lebih terarah. Profil pelanggan hasil segmentasi menawarkan informasi berharga yang mendukung proses pengambilan keputusan berbasis data dan penyusunan strategi pemasaran. Tujuan penelitian untuk mengelompokkan pelanggan sekaligus memberikan rekomendasi strategi pemasaran telah terpenuhi.

Peningkatan efektivitas pemasaran dan loyalitas pelanggan di Griya Sehat Faza Depok menjadi salah satu sasaran yang ingin dicapai melalui studi ini. Temuan penelitian juga dapat dijadikan acuan bagi para pengusaha di sektor jasa ketika mengimplementasikan metode data mining guna mengelompokkan pelanggan. Riset mendatang dianjurkan untuk mempertimbangkan algoritma alternatif misalnya K-Medoids atau Fuzzy C-Means dengan melibatkan variabel atau dataset yang lebih bervariasi sehingga segmentasi yang dihasilkan dapat lebih maksimal.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Griya Sehat Faza Depok atas izin, dukungan, serta akses terhadap data yang digunakan dalam penelitian ini. Apresiasi juga disampaikan kepada seluruh pihak di Griya Sehat Faza Depok yang telah memberikan informasi, bantuan, dan kerja sama selama proses pengumpulan data serta memberikan masukan yang diperlukan dalam pelaksanaan penelitian. Dukungan dan kontribusi tersebut sangat membantu dalam penyelesaian penelitian ini sehingga hasil yang diperoleh dapat memberikan manfaat bagi pengembangan strategi pemasaran berbasis data di Griya Sehat Faza Depok.

Daftar Pustaka

- Allorerung, P. P., Erna, A., & Bagussahrir, M. (2024). *Analisis Performa Normalisasi Data untuk Klasifikasi K-Nearest Neighbor pada Dataset Penyakit*. 9(3), 178–191.
- Ardana, C. H., Aldita, A., Aisyah, A., Khoyum, A., & Faisal, M. (2024). *Segmentasi Pelanggan Penjualan Online Menggunakan Metode K- means Clustering*. 9(1), 1–9.
- Ashari, I. F., Banjarnahor, R., & Farida, D. R. (2022). *Application of Data Mining with the K-Means Clustering Method and Davies Bouldin Index for Grouping IMDB Movies*. 6(1), 7–15.
- Fedorova, O., Sari, R., & Setiawati, S. (2025). *Analysis of the Actviness Library Members Using K-Means Clustering*. 7(2), 1–8.
- Hidayat, N., Gevano, D. P., Putra, A., & Ilahi, R. (2025). *Segmentasi Pelanggan Menggunakan K-Means Clustering Berdasarkan Data Kepribadian dan Pola Konsumsi*. 6(5), 3914–3924.
- Muhajirin, F. S. M. Y. A. (2024). *Journal Article. JURTEKSI (Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi)*, 10(2), 209–216.
- Putri, Y., Aldo, D., Ilham, W., Padang, U. T., & Cendekia, C. I. (2024). *Retail Marketing Strategy Optimization : Customer Segmentation with Artificial Intelligence Integration and K-Means Clustering*. 8(4), 2155–2163.
- Rotty, A. K. (2022). *Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP- DM) Approach*

in Determining the Most Significant Employee Engagement Drivers to Sales at X Car Dealership. 3368–3379.

Zhao, J. (2024). *Customer segmentation application based on K-Means.* 0, 242–247.
<https://doi.org/10.54254/2755-2721/47/20241400>

Shorihatul, P. :, Indah, I., Astuti, F., Wawan, A., Pranoto, J., Azhari, M., Ketut, N., Gayatri, P., Ni, S., Harini, N., Rafika, P., & Yaakub, S. S. (2026). *Machine Learning dengan Python: Panduan Praktis Untuk Membangun Model Cerdas* (1st ed.). UME Publishing.