

# Segmentasi Pelanggan Berbasis Analisis RFM Menggunakan Algoritma K-Means Clustering

Danang Satya Nugaha<sup>1\*</sup>, Imam Thoib<sup>2</sup>, Nafis Sururi<sup>3</sup>, Fendy Bayu F<sup>4</sup>, Beda Puspita Candra<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup> Sistem Informasi, Institut Teknologi Mojosari, Nganjuk, Indonesia

Email: <sup>1,\*</sup>danangsatyan@itmnganjuk.ac.id, <sup>2</sup>ithoib@itmnganjuk.ac.id, <sup>3</sup>nafissururi@itmnganjuk.ac.id, <sup>4</sup>fendy@itmnganjuk.ac.id, <sup>5</sup>bedapuspita@itmnganjuk.ac.id,

(\* Email Corresponding Author: danangsatyan@itmnganjuk.ac.id

Received: 25 September 2025 | Revision: 29 September 2025 | Accepted: 30 September 2025

## Abstrak

Pemahaman terhadap karakteristik nasabah merupakan faktor penting dalam meningkatkan efektivitas strategi pemasaran. Pada perusahaan payment gateway, penyusunan laporan segmentasi pelanggan diperlukan agar strategi pemasaran dapat lebih tepat sasaran. Penelitian ini bertujuan menyusun laporan segmentasi nasabah berdasarkan pendekatan Recency, Frequency, Monetary (RFM) yang banyak digunakan untuk mengukur perilaku pelanggan. Metode penelitian dilakukan melalui pengolahan data mining menggunakan algoritma K-Means dalam proses clustering. Untuk memastikan kualitas hasil pengelompokan, validitas diuji dengan menggunakan indeks Davies-Bouldin dan metode Elbow. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma K-Means menghasilkan nilai Davies-Bouldin sebesar 0.1089. Nilai tersebut mengindikasikan bahwa K-Means memiliki performa yang efektif dalam mengelompokkan data pelanggan. Segmentasi yang dihasilkan mampu memberikan gambaran perilaku nasabah berdasarkan tingkat keterkinian transaksi, frekuensi pembelian, dan kontribusi nilai finansial. Dengan demikian, laporan segmentasi nasabah berbasis RFM dapat dijadikan dasar bagi perusahaan payment gateway dalam merumuskan strategi pemasaran yang lebih terarah, meningkatkan efektivitas promosi, serta memperkuat loyalitas pelanggan.

**Kata Kunci:** *Clustering, K-Means, Elbow, RFM, Davies-Bouldin Index.*

## Abstract

Understanding customer characteristics is an essential factor in improving the effectiveness of marketing strategies. In payment gateway companies, preparing customer segmentation reports is necessary to ensure more targeted marketing approaches. This study aims to develop customer segmentation reports based on the Recency, Frequency, Monetary (RFM) approach, which is widely used to measure customer behavior. The research method applies data mining techniques using the K-Means algorithm in the clustering process. To ensure the quality of the clustering results, validation was conducted using the Davies-Bouldin index and the Elbow method. The findings indicate that the K-Means algorithm achieved a Davies-Bouldin score of 0.1089, which demonstrates effective performance in grouping customer data. The resulting segmentation provides valuable insights into customer behavior based on transaction recency, purchase frequency, and financial contribution. Therefore, RFM-based customer segmentation can serve as a foundation for payment gateway companies in formulating more precise marketing strategies, improving promotional effectiveness, and strengthening customer loyalty.

**Keywords:** *Clustering, K-Means, Elbow, RFM, Davies-Bouldin Index.*

## 1. PENDAHULUAN

Segmentasi nasabah merupakan strategi penting dalam industri perbankan untuk memahami karakteristik dan kebutuhan pelanggan secara lebih mendalam [1]. Fintech payment gateway merupakan layanan teknologi keuangan yang berfungsi sebagai perantara transaksi pembayaran digital antara pembeli dan penjual. *Payment Gateway* adalah cara untuk memproses pembayaran antara pelanggan, bisnis, dan bank yang dirancang untuk memfasilitasi transaksi pembelian, otorisasi pembayaran, dan deteksi penipuan [2]. Berbeda dengan bank umum yang menghimpun dana masyarakat dalam bentuk tabungan atau deposito untuk kemudian menyalurkannya kembali sebagai kredit, payment gateway lebih fokus pada pemrosesan dan pengamanan transaksi pembayaran daring melalui berbagai metode, seperti kartu kredit, transfer bank, maupun dompet digital. Layanan ini memudahkan masyarakat dan pelaku usaha dalam melakukan serta menerima pembayaran secara cepat, praktis, dan aman. Pada perusahaan *payment gateway* perlu pembuatan laporan segmentasi pelanggan/nasabah untuk memahami karakteristik nasabah guna meningkatkan strategi pemasaran.

Data mining merupakan suatu proses yang memanfaatkan teknik statistika, matematika, kecerdasan buatan, dan pembelajaran mesin untuk mengekstraksi serta mengidentifikasi informasi yang bernilai dan pengetahuan yang relevan dari kumpulan data berskala besar [3]. *Data mining* dikategorikan berdasarkan jenis tugas yang dapat dilakukan, yang mencakup deskripsi, estimasi, prediksi, klasifikasi, clustering, dan asosiasi [4]. Hasil akhir dari clustering adalah kelompok – kelompok atau clusters yang beranggotakan data, dimana setiap kelompok berisi obyek yang memiliki kemiripan karakteristik atau memiliki hubungan tertentu, dan setiap kelompok memiliki perbedaan karakteristik [5].

Secara umum fungsi *data mining* dibagi menjadi dua bagian deskriptif dan prediktif serta meliputi klasifikasi, asosiasi, pengelompokan, pengurutan, dan peramalan [6]. dapat digunakan untuk melakukan segmentasi nasabah kredit dengan pengelompokan khususnya algoritma K-means dan model RFM untuk mengevaluasi nilai nasabah [7] serta mengklasifikasikannya ke dalam berbagai bidang layanan seperti keuangan, telekomunikasi, dan e-commerce.

Metode K-Means merupakan salah satu algoritma data clustering non hirarki yang berusaha mempartisi data yang ada ke dalam bentuk satu atau lebih cluster/kelompok [8].

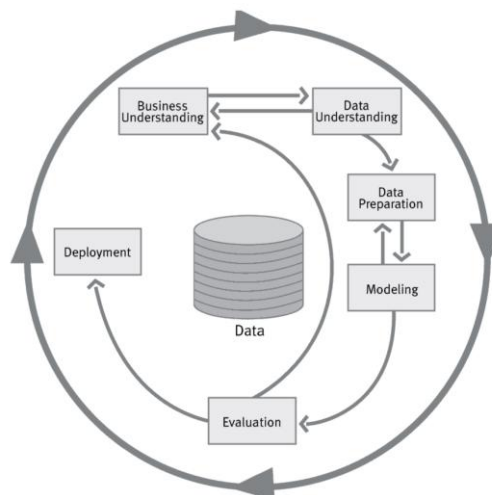
Model RFM telah lama digunakan dalam segmentasi pelanggan berdasarkan seberapa baru (*recency*), seberapa sering (*frequency*), dan seberapa besar (*monetary*) interaksi mereka dengan bisnis [8]. Pada penelitian terdahulu Model RFM dapat digunakan untuk melakukan analisis segmentasi Pelanggan pada bidang usaha bisnis ritel online didapatkan adanya 3 segmen pelanggan yang berbeda [9], Industri cat didapatkan hasil dari penelitian membagi menjadi 3 segmen [7], bidang kesehatan didapatkan hasil penelitian tersebut membagi menjadi 2 segmen kelompok [10].

Evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah Elbow. Metode Elbow merupakan suatu metode yang dapat digunakan untuk menghasilkan informasi dalam menentukan jumlah cluster terbaik dengan cara melihat persentase hasil perbandingan antara jumlah cluster yang akan membentuk siku pada suatu titik tertentu. Metode ini memberikan ide/gagasan dengan cara memilih nilai cluster dan kemudian menambah nilai cluster tersebut untuk dijadikan model data dalam penentuan cluster terbaik. Selain itu, persentase perhitungan yang dihasilkan menjadi pembandingan antara jumlah cluster yang ditambah. Hasil persentase yang berbeda dari setiap nilai cluster dapat ditunjukkan dengan menggunakan grafik sebagai sumber informasinya. Jika nilai cluster pertama dengan nilai cluster kedua memberikan sudut dalam grafik atau nilainya mengalami penurunan paling besar maka nilai cluster tersebut yang terbaik [8]. Dan menggunakan metode DBI untuk evaluasi cluster. Indeks validitas Davies-Bouldin (DB) menghitung rata-rata nilai setiap titik pada himpunan data. Perhitungan nilai setiap titik adalah jumlah nilai compactness yang dibagi dengan jarak antara kedua titik pusat kluster sebagai separation. Jumlah cluster terbaik ditunjukkan dengan nilai DB yang semakin kecil [11].

Tujuan penelitian ini menyusun laporan segmentasi nasabah berdasarkan data RFM dengan menggunakan metode clustering K-Means, serta mengevaluasinya melalui nilai DBI untuk memperoleh hasil dengan tingkat DBI yang rendah.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi yang digunakan pada penelitian ini menggunakan CRISP-DM atau disebut *The Cross Industry Standard Process for Data Mining* dapat dilihat pada Gambar 1 sebagai berikut



**Gambar 1.** Logo Jurnal Komputer TI dan SI

### 2.1 Business Understanding

Melakukan analisis bisnis PT XYZ dan masalah segmentasi pelanggan dengan pemahaman bisnis berfokus pada pemahaman tujuan dan persyaratan penelitian.

### 2.2 Data Understanding

Melakukan pemahaman tentang data yang ada di PT XYZ dengan identifikasi dan penentuan sumber data, pengumpulan data di PT XYZ berupa 800 pelanggan dari 1 Januari – 31 Desember 2023 selanjutnya disebut periode, berupa jumlah transaksi dan amount transaksi dan aktif atau non aktif.

### 2.3 Data Preparation

Menyiapkan data akhir untuk proses segmentasi dengan mengolahnya di Google Colab menggunakan bahasa pemrograman Python dan library data science, meliputi pemilihan kolom, pembersihan missing value, pembuatan atribut baru, penggabungan data, serta penyesuaian data sesuai kebutuhan analisis.

### 2.4 Modeling

Pada tahap ini dilakukan proses *RFM (Recency, Frequency, Monetary)* dari atribut data yang telah dipilih, dengan *recency* dihitung dari total jumlah aktifasi pelanggan dalam periode, *frequency* dari jumlah transaksi pelanggan selama periode, *monetary* dari total *amount* transaksi dalam periode, kemudian hasil *RFM* dilakukan clustering menggunakan metode *K-Means Clustering*.

- Normalisasi dataset, dengan menggunakan Rumus 1.

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

Dimana  $x_{ij}$  adalah variabel ke - i dari variabel  $x$  diskala awal  $x_{min}$  adalah nilai minimum dari variabel  $x$ ,  $x_{max}$  adalah nilai terbesar dari variabel  $x$  dan  $[[x']]_{ij}$  adalah nilai ke - i dari nilai yang sudah ditransformasikan.

- Memilih nilai *K Mean Clustering* menggunakan *Elbow*
- Implementasi *K-Mean* dengan evaluasi *Davis Bouldin Index* dengan skenario pengujian iterasi

### 2.5 Evaluation

Pada tahap evaluation peneliti menggunakan 2 metode yaitu *Elbow Method* dan *Davies-Bouldin Index* untuk menentukan jumlah cluster terbaik, dengan gambaran akhir berupa grafik konsistensi cluster terbaik dari pemplotan nilai *SSE*, di mana penurunan paling ekstrem berbentuk siku dianggap jumlah cluster paling optimal serta perhitungan *SSE* menggunakan Rumus 2. *Metode Elbow* digunakan untuk menghasilkan informasi dengan membandingkan hasil jumlah cluster hingga terbentuk titik terakhir, di mana nilai cluster tersebut digunakan sebagai model data untuk cluster terbaik serta hasil perhitungannya dipakai untuk membandingkan jumlah cluster [12].

$$SSE = \sum_{k=1}^K \sum_{X_i \in S_k} X_i - C_k \quad (2)$$

Keterangan :

$K$ : data  $j$  pada cluster  $i$

$X_i$ : inialisasi *centroid* secara acak

$C_k$ : Jumlah Cluster pada Cluster ke

*Davies-Bouldin Score* didefinisikan sebagai rata-rata ukuran kesamaan setiap cluster dengan cluster yang paling mirip, yaitu rasio jarak dalam cluster terhadap jarak antar cluster, dengan nilai 0–1 di mana semakin mendekati 0 maka semakin baik pengelompokkannya. Indeks *Davis Bouldin (DBI)* merupakan salah satu metode untuk mengevaluasi model klaster. Hasil evaluasi dipilih dengan membandingkan nilai terkecil dari model klaster yang telah dibuat. Jumlah klaster yang dipilih ditentukan dengan melihat nilai *BDI* terkecil [13]. Dengan persamaan matematis sesuai dengan Rumus 3.

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

Keterangan :

$DBI$  : *Davis-Bouldin Index* keseluruhan

$N$  : Jumlah total Klaster

### 2.6 Deployment

Pada tahap ini label jumlah cluster digabungkan dengan dataset sehingga setiap data memiliki label cluster.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap ini merupakan hasil dan pembahasan dari methodology penelitian yang dijabarkan menjadi sebagai berikut :

#### 3.1 RFM (*Recency Frequency Monetary*)

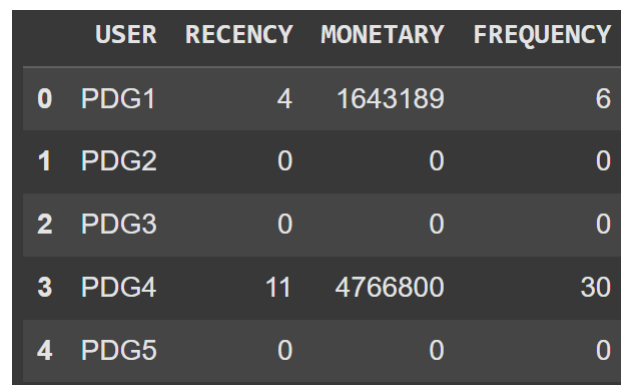
Pada tahap penelitian ini variable yang digunakan yakni dengan proses analisis *RFM*. Analisis *RFM* pada tahap ini digunakan untuk menentukan nilai masing - masing atribut, yang nantinya akan digunakan sebagai atribut dalam proses clustering. Untuk mendapatkan hasil yang diharapkan, maka dibutuhkan data yang sesuai. Data yang digunakan adalah data primer penelitian yaitu data historis transaksi dari Januari – desember 2021 seperti yang dijabarkan pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Data Transaksi yang telah dilakukan analisis *RFM*

| USER | REGENCY | MONETARY | FREQUENCY |
|------|---------|----------|-----------|
| PDG1 | 4       | 1643189  | 6         |
| PDG2 | 0       | 0        | 0         |
| PDG3 | 0       | 0        | 0         |

#### 3.2 Data Preparation

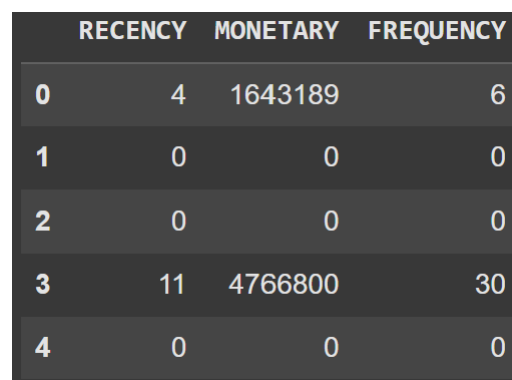
Pada tahap ini dilakukan preparasi data dengan melakukan unloading data dari *Google Sheet* ke *Google Colab* diketahui total keseluruhan dataset selama periode Januari – Desember 2021 data yang terdiri dari beberapa *field*, *User*, *Recency*, *Monetary*, dan *Frequency* yang ditampilkan sesuai Gambar 1.



|   | USER | REGENCY | MONETARY | FREQUENCY |
|---|------|---------|----------|-----------|
| 0 | PDG1 | 4       | 1643189  | 6         |
| 1 | PDG2 | 0       | 0        | 0         |
| 2 | PDG3 | 0       | 0        | 0         |
| 3 | PDG4 | 11      | 4766800  | 30        |
| 4 | PDG5 | 0       | 0        | 0         |

**Gambar 1.** Potongan proses loading di google colab

Tahap selanjutnya yakni melakukan pembersihan data dimana tabel user tidak digunakan sehingga dihapus dengan menggunakan *Google Colab* dengan hasil sesuai dengan Gambar 2.



|   | REGENCY | MONETARY | FREQUENCY |
|---|---------|----------|-----------|
| 0 | 4       | 1643189  | 6         |
| 1 | 0       | 0        | 0         |
| 2 | 0       | 0        | 0         |
| 3 | 11      | 4766800  | 30        |
| 4 | 0       | 0        | 0         |

**Gambar 2.** Data *Cleansing*

Setelah dilakukan pemilihan atribut yang digunakan untuk persiapan analisi maka tahap selanjutnya adalah pemeriksaan terhadap data yang kosong, pada Gambar 3 merupakan hasil pemeriksaan data missing. Dimana diketahui dari hasil analisis tidak terdapat data *missing*.

```

0
REGENCY 0
MONETARY 0
FREQUENCY 0
dtype: int64

```

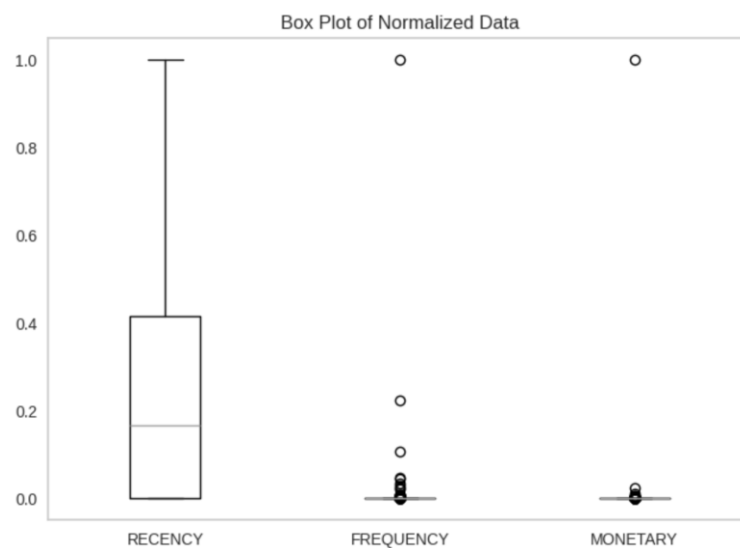
**Gambar 3.** Hasil Pemeriksaan *Data Missing*

Setelah dilakukan pemeriksaan data yang kosong tahap selanjutnya dari preparasi data adalah normalisasi data menggunakan rumus untuk menyamakan data. Pada gambar 4 merupakan potongan hasil Normalisasi data menggunakan *Google Colab*

|   | REGENCY  | FREQUENCY | MONETARY     |
|---|----------|-----------|--------------|
| 0 | 0.333333 | 0.000037  | 7.914251e-07 |
| 1 | 0.000000 | 0.000000  | 0.000000e+00 |
| 2 | 0.000000 | 0.000000  | 0.000000e+00 |
| 3 | 0.916667 | 0.000184  | 2.295880e-06 |
| 4 | 0.000000 | 0.000000  | 0.000000e+00 |

**Gambar 4.** Hasil Normalisasi data menggunakan *Google Colab*

Pada visualisasi Box Plot sesuai dengan Gambar 5 diketahui bahwa terdapat outlier data pada kolom *Frequency*, dan *Monetary* serta tidak ada Outlier pada kolom *Recency* data siap digunakan untuk proses selanjutnya.



**Gambar 5.** Potongan proses loading di google colab

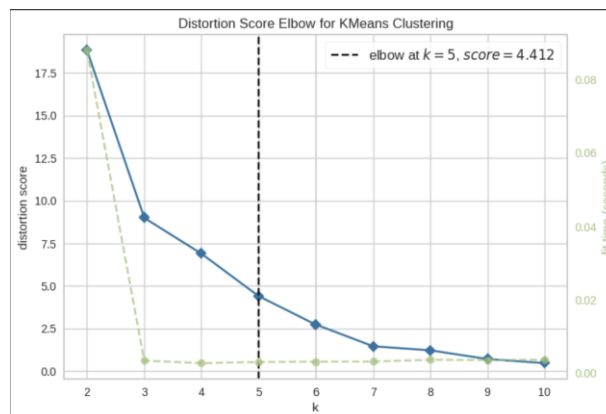
|       | RECENCY    | FREQUENCY  | MONETARY     |
|-------|------------|------------|--------------|
| count | 810.000000 | 810.000000 | 8.100000e+02 |
| mean  | 0.280658   | 0.002068   | 1.317937e-03 |
| std   | 0.316943   | 0.036294   | 3.514714e-02 |
| min   | 0.000000   | 0.000000   | 0.000000e+00 |
| 25%   | 0.000000   | 0.000000   | 0.000000e+00 |
| 50%   | 0.166667   | 0.000018   | 2.346450e-07 |
| 75%   | 0.416667   | 0.000080   | 1.856328e-06 |
| max   | 1.000000   | 1.000000   | 1.000000e+00 |

**Gambar 6.** Ringkasan data setelah normalisasi

Pada Gambar 6 dijelaskan Ringkasan Data yang terdiri dari 810 data untuk dilakukan tahap selanjutnya.

### 3.3 Penentuan K menggunakan *Elbow Method*

Pada tahapan ini setelah dilakukan data preparasi maka selanjutnya adalah menentukan jumlah kluster untuk segmentasi yang efektif dengan menggunakan *Elbow method*. Untuk menentukan dan mengimplementasikan dengan menggunakan *google colab* hasilnya sesuai dengan gambar 7 sebagai berikut.



**Gambar 7.** Potongan proses loading di google colab

Gambar 7 tersebut mengusulkan 5 sebagai jumlah cluster optimal (K). Titik yang khas yang biasanya terlihat pada grafik gambar 7 tidak terlihat jelas dalam kasus ini. Nilai inersia, yang mengukur dispersi dalam-cluster, terus menurun hingga K=5, menunjukkan bahwa K optimal.

### 3.4 K Mean clustering dengan evaluasi menggunakan *Davis Bouldin Index*

Pada tahapan ini setelah dilakukan menentukan jumlah kluster atau K yang optimal maka proses selanjutnya adalah menghitung K Mean dengan skenario evaluasi iterasi menggunakan *Davis Bouldin Index* dengan hasil sesuai dengan tabel 2 sebagai berikut.

**Tabel 2.** Hasil Skenari *Index Davis Bouldin*

| Iteration | Hasil Evaluasi      |
|-----------|---------------------|
| 300       | 0.10893824632457301 |
| 500       | 0.10069448299991127 |
| 1000      | 0.10125760570104872 |

Dari tabel 2 tersebut dapat diterangkan iterasi 300 didapatkan hasil itersi sebesar 0.1089382463245730, selanjutnya iterasi 500 didapatkan hasil 0.10069448299991127, selanjutnya iterasi 1.000 didapatkan hasil evaluasi sebesar 0.10125760570104872. dari hasil evaluasi menggunakan Davis Boulding Index disimpulkan iterasi 300 menjadi iterasi terbaik karena angka evaluasi mendekati 0.

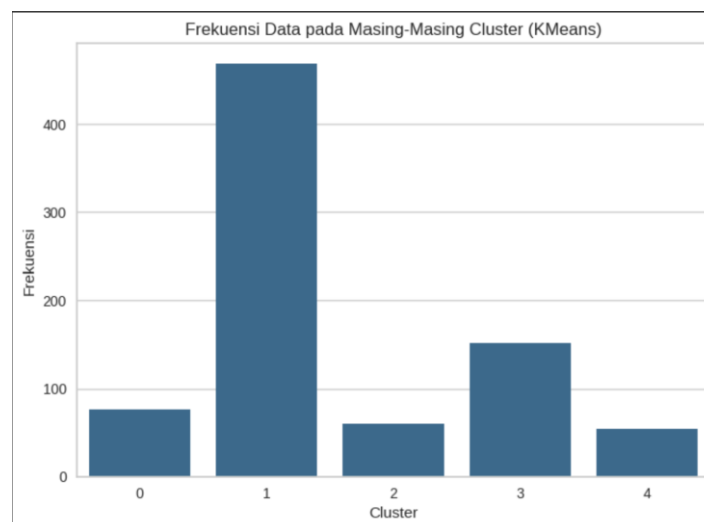
| Clusters | count |
|----------|-------|
| 1        | 468   |
| 3        | 152   |
| 0        | 76    |
| 2        | 60    |
| 4        | 54    |

**Gambar 8.** Hasil Klastering

Setelah dilakukan pencarian K optimal menggunakan Elbow Method dan evaluasi K Means dengan skenario iterasi menggunakan Davis Boulding Index didapatkan hasil klastering sesuai dengan Gambar 8.

### 3.5 Visualisasi

Tahap terakhir adalah visualisasi distribusi klister. Gambar 9 merupakan Grafik frekuensi hasil klastering Dimana Kluster 0 terdiri dari 76 Pedagang, kemudian kluster 1 yang terdiri dari 468 pedagang klasater2 yang terdiri dari 60 pedagang, klister 3 yang terdiri dari 152 pedagang klister 4 terdiri dari 54 pedagang. Pada gambar 9 juga dapat diketahuin dari grafix bahwa klister 1 merupakan klister tertinggi, selanjutnya klister 3 selanjutnya klister 0 selanjutnya klister 2 dan terakhir klister 4.



**Gambar 9.** Visualisasi frekuensi Klaster

|   | REGENCY  | MONETARY     | FREQUENCY | Clusters | USER |
|---|----------|--------------|-----------|----------|------|
| 0 | 0.333333 | 7.914251e-07 | 0.000037  | 3        | PDG1 |
| 1 | 0.000000 | 0.000000e+00 | 0.000000  | 1        | PDG2 |
| 2 | 0.000000 | 0.000000e+00 | 0.000000  | 1        | PDG3 |
| 3 | 0.916667 | 2.295880e-06 | 0.000184  | 4        | PDG4 |
| 4 | 0.000000 | 0.000000e+00 | 0.000000  | 1        | PDG5 |

**Gambar 10.** Hasil Penggabungan data Klaster

Pada gambar 10 setelah dilakukan analisis maka dilakukan penggabungan data dengan dataset awal untuk dapat dilakukan penarikan laporan.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menunjukkan efektivitas penggabungan model RFM dan algoritma K-Means Clustering dalam mengidentifikasi lima klaster pelanggan *payment gateway* yang terpisah secara jelas, menggunakan data transaksi dari Januari - Desember 2025. Penelitian ini menyimpulkan bahwa pendekatan RFM K-Means evaluasi davis bouldin sebesar 0.10893824632457301, efektif untuk segmentasi pelanggan *payment gateway*.

#### REFERENCES

- [1] H. Rizkyanto dan F. Lumban Gaol, "Customer Segmentation of Personal Credit using Recency, Frequency, Monetary (RFM) and K-means on Financial Industry," *IJACSA International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 14, no. 4, 2023.
- [2] R. A. Siahaan dan R. A. Sianturi, "ANALISIS PERBANDINGAN PAYMENT GATEWAY UNTUK SISTEM PEMBAYARAN BERBASIS APLIKASI DENGAN COMPARATIVE STUDY," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, vol. 11, no. 2, pp. 291-296, 2024.
- [3] F. K. Nasser dan S. F. Behadili, "A Review of Data Mining and Knowledge Discovery Approaches for Bioinformatics," *Iraqi Journal of Science*, vol. 63, no. 7, 2022.
- [4] S. M. Dol dan D. P. Jawandhiya, "A Review of Data Mining in Education Sector," *Journal of Engineering Education Transformations*, vol. 36, no. Special Issue, pp. 13-22, 2023.
- [5] E. R. Abadi, M. J. Ershadi dan S. T. A. Niaki, "A Clustering Approach For Data Quality Results of Research Information Systems," *Information Discovery and Delivery*, vol. 51, no. 4, 2022.
- [6] U. J dan M. S., "Implementation of Data Mining Concepts in R Programming," *International Journal of Trendy Research in Engineering and Technology*, vol. 4, no. 1, 2020.
- [7] S. Monalisa, P. Nadya dan R. Novita, "Analysis for customer lifetime value categorization with RFM model," *The Fifth Information Systems International Conference 2019*, vol. 161, pp. 834-840, 2019.
- [8] N. H. Harani, C. Prianto dan F. A. Nugraha, "Segmentasi Pelanggan Produk Digital Service Indihomemenggunakan Algoritma K-Means Berbasis Python," *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, vol. 10, no. 2, pp. 133-146, 2020.
- [9] A. Y. N. Rumapea, D. Pratiwi dan S. Sari, "Analisis Segmentasi Pelanggan Ritel Online Menggunakan K-Means Clustering Berdasarkan Model Recency, Frequency, Monetary (RFM)," *Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 6 No 3, pp. 292-299, 2024.
- [10] A. Setiono, A. Triayudi dan E. T. Esti Handayani, "ANALISIS REGENCY FREQUENCY MONETARY DAN K-MEANS CLUSTERING PADA KLINIK GIGI UNTUK MENENTUKAN SEGMENTASI PASIEN," *JSil | Jurnal Sistem Informasi*, pp. 1-6, 2023.
- [11] A. F. Khairati, A. Adlina, G. Hertono dan B. Handari, "Kajian Indeks Validitas pada Algoritma K-Means Enhanced dan K-Means MMCA," *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, vol. 2, pp. 161 -170, 2019.

- [12] S. Wahyuni, T. T. Wulansari dan F. , “Segmentasi Pelanggan Berdasarkan Analisis Recency, Frequency, Monetary Menggunakan Algoritma K-Means Pada CV. Toedjoe Sinar Group,” *Jurnal Rekayasa Teknologi Informasi (JURTI)*, 2023.
- [13] D. A. Tarigan, “Optimization of the K-Means Clustering Algorithm Using Davies,” *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 4, no. 1, pp. 545-552, 2023.
- [14] I. T. Umagapi, B. Umaternate, H. Hazriani dan Y. Yuyun, “Uji Kinerja K-Means Clustering Menggunakan Davies-Bouldin Index Pada Pengelompokan Data Prestasi Siswa,” *Prosiding Sisfotek*, vol. 7, no. 1, pp. 303-308, 2023.