

# Analisis Customer Lifetime Value Berdasarkan Produk Menggunakan Metode RFM/P dan Algoritma Fuzzy C-Means

Dyana Rachmawati\*, Siti Monalisa, Fitriani Muttakin

Fakultas Sains dan Teknologi, Sistem Informasi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru, Indonesia

Email: <sup>1,\*</sup>11950320058@students.uin-suska.ac.id, <sup>2</sup>siti.monalisa@uin-suska.ac.id, <sup>3</sup>fitrianimuttakin@uin-suska.ac.id

Email Penulis Korespondensi: 11950320058@students.uin-suska.ac.id

Submitted: 21/11/2024; Accepted: 01/12/2024; Published: 18/12/2024

**Abstrak**—212 Mart Soebrantas merupakan perusahaan pada bidang retail yang berlandaskan Koperasi Syariah. 212 Mart Soebrantas telah melakukan segmentasi pelanggan dari segi monetary yaitu pelanggan yang melakukan pembelian yang sangat banyak. Saat ini 212 Mart Soebrantas tidak mempertimbangkan *recency* dan *frequency*, dikarenakan pelanggan melakukan transaksi sebanyak 50 ribu rupiah akan mendapatkan 1 poin, jika poin telah terkumpul menjadi 200 poin, maka dapat ditukarkan voucher belanja senilai 50 ribu rupiah untuk dapat berbelanja di 212 Mart. 212 Mart Soebrantas perlu memahami tentang *Customer Lifetime Value* (CLV) guna untuk menentukan kategori pelanggan yang layak di pertahankan dan menguntungkan bagi 212 Mart. Oleh karena itu, penting bagi 212 Mart untuk memahami serta mengetahui segmen pelanggan dari aktivitasnya berdasarkan transaksi berbasis produk atau RFM/P. Penelitian ini melakukan Analisis Customer Lifetime Value Berdasarkan Produk Menggunakan Metode RFM/P dan Algoritma Fuzzy C-Means pada 212 Mart Soebrantas dengan tujuan untuk membantu pihak 212 Mart dalam mengidentifikasi karakteristik segmen pelanggan, loyalitas pelanggan per-kategori produk serta memberikan rekomendasi strategi. Data yang digunakan yaitu data transaksi pelanggan pada tahun 2023 dari Januari 2023 – September 2023. Adapun produk yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 10 kategori dengan 6 atribut yaitu Kode *Member*, Nama Stock, Tanggal Transaksi, Qty, Harga Pokok, dan Department. Hasil penelitian menunjukkan *cluster* terbaik di dapat pada kategori Bahan Pokok dengan nilai DBI 0.4990 dan merupakan *Superstar Customer* berdasarkan *Customer Portfolio Analysis* (CPA).

**Kata Kunci:** 212 Mart; Customer Lifetime Value; Cluster; DBI; Fuzzy C-Means; RFM/P; Segmen Pelanggan

**Abstract**—212 Mart Soebrantas is a retail company based on a Sharia Cooperative. 212 Mart Soebrantas segments its customers in terms of monetary value, specifically customers who make many purchases. Currently, 212 Mart does not consider *recency* and *frequency*, because customers who make transactions of 50 thousand rupiahs receive 1 point. If the points accumulate to 200, they exchange them for a shopping voucher worth 50 thousand rupiah to shop at 212 Mart. 212 Mart Soebrantas needs to understand Customer Lifetime Value (CLV) to determine the customer categories worth keeping and profitable for 212 Mart. Therefore, 212 Mart needs to understand and know its customer segments based on product-based transactions or RFM/P. This research analyzes Customer Lifetime Value Based on Products Using the RFM/P Method and Fuzzy C-Means Algorithm at 212 Mart Soebrantas to help 212 Mart identify customer segment characteristics, and customer loyalty per product category, and provide strategic recommendations. The data used is customer transaction data from January 2023 to September 2023. The study uses products from 10 categories with 6 attributes: *Member* Code, Stock Name, Transaction Date, Quantity, Basic Price, and Department. The research shows that the best *cluster* is found in the Basic Material category with a DBI value of 0.4990, and it is a *Superstar Customer* based on Customer Portfolio Analysis (CPA).

**Keywords:** 212 Mart; Customer Lifetime Value; Customer Segment; *Cluster*; DBI; Fuzzy C-Means; RFM/P

## 1. PENDAHULUAN

*Customer lifetime value* (nilai hidup pelanggan) merupakan tugas utama manajemen ikatan pelanggan dalam melakukan strategi pemasaran perusahaan. CLV digunakan untuk menganalisis segmentasi pelanggan, apabila terdapat pelanggan yang tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap keuntungan perusahaan, maka prioritas untuk mempertahankan pelanggan tersebut tidak perlu menjadi fokus utama perusahaan [1]. Untuk menghitung nilai CLV, dibutuhkan data yang relevan dan mendukung analisis seperti retailers, telekomunikasi, perbankan dan masih banyak lagi dalam mengumpulkan data transaksi dan informasi pelanggan untuk mengetahui kontribusi pelanggan selama periode waktu tertentu [2].

Data yang sangat besar terdiri dari ratusan hingga ribuan transaksi yang disimpan oleh perusahaan retail. 212 Mart adalah badan usaha dibidang retail yang berlandaskan Koperasi Syariah. 212 Mart mempunyai cabang, salah satunya berada di Kota Pekanbaru yang beralamat di Jl.H.R Soebrantas, Tuah Karya, Kota Pekanbaru. 212 Mart telah melakukan segmentasi pelanggan dari segi monetary yaitu pelanggan yang melakukan pembelian yang sangat banyak. Saat ini 212 Mart tidak mempertimbangkan *recency* dan *frequency*, dikarenakan pelanggan melakukan transaksi sebanyak 50 ribu rupiah akan mendapatkan 1 poin, jika poin telah terkumpul menjadi 200 poin, maka dapat ditukarkan voucher belanja senilai 50 ribu rupiah untuk dapat berbelanja di 212 Mart. Pendekatan ini kurang optimal dalam mengidentifikasi segmen pelanggan. Hal ini dapat menyebabkan kesulitan dalam memahami loyalitas pelanggan, mengidentifikasi risiko pelanggan yang tidak lagi aktif, serta merancang strategi pemasaran yang tepat sasaran.

Pada penelitian [3], melakukan segmentasi pelanggan 212 Mart menggunakan metode RFM/P dengan menggunakan data transaksi pelanggan pada tahun 2021 dan menggunakan 7 kategori produk dan 5 kategori segmentasi pelanggan, hasil pada penelitian ini segmen *Superstar Customer* memiliki nilai tertinggi pada kategori *Body Care* dan *Clothing Care*. Namun, penelitian ini menggunakan segmentasi pelanggan dengan data pada tahun 2021 dan 7 kategori yang saat ini akan dilanjutkan dengan menggunakan data terbaru dan memiliki beberapa kategori tambahan dengan memperhatikan dari perspektif produk. Pada kategori produk yang digunakan pada penelitian ini

sebanyak 10 dari 37 kategori yaitu, *Body Care* (BC), Biskuit, Bahan Pokok (BP), *Clothing Care* (CC), Konsinyah (Kons), Mie, Snack, Minuman, *Skincare*, Wardah. Penelitian ini melakukan Analisis *Customer Lifetime Value* Berdasarkan Produk dengan tujuan untuk mempermudah pihak 212 Mart dalam mengidentifikasi karakteristik segmen pelanggan, loyalitas pelanggan per-kategori produk serta memberikan rekomendasi strategi.

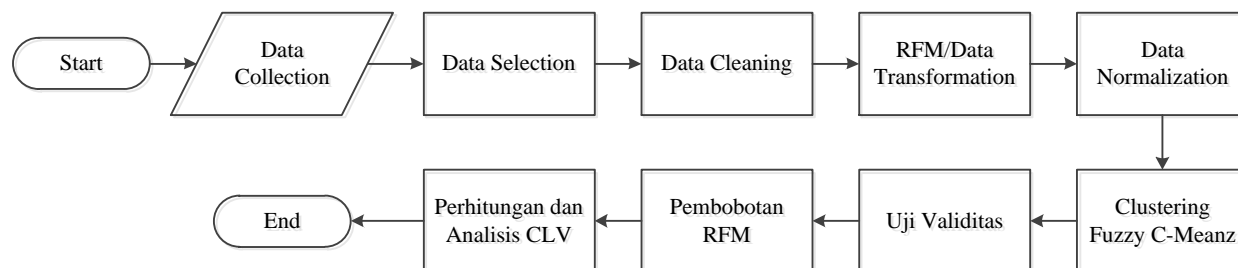
Penelitian [4] menggunakan model RFM/P menunjukkan hasil yang lebih unggul dibandingkan dengan model RFM tradisional dalam penerapannya pada studi kasus sektor perbankan dan ritel *supermarket*. Terdapat beberapa yang bisa mengukur CLV salah satunya Model RFM. Model RFM memiliki 3 variabel, yaitu *recency*, *frequency*, dan *monetary* [5]. Karena pada penelitian ini memerlukan hasil analisis untuk masing-masing produk. Model RFM dilengkapi menjadi RFM/P yang merupakan gabungan perspektif pelanggan dan produk dalam mengestimasi nilai pelanggan (*customer lifetime value*) secara akurat dibandingkan model RFM Tradisional [4]. Dalam melakukan pembobotan RFM digunakan sebuah metode, yaitu metode *Analytical Hierarchy Process* (AHP). AHP merupakan pendekatan yang memanfaatkan perbandingan berpasangan dan pendapat ahli (*expert judgement*) untuk menentukan bobot prioritas [6]. AHP untuk memprioritaskan penilaian model RFM [7]. Administrator, Supervisor, dan Manager 212 Mart melakukan penilaian berdasarkan masing-masing variabel RFM. Kemudian, peringkat CLV akan diperoleh dengan menggunakan hasil pembobotan AHP berikutnya. Oleh karena itu, hasil perhitungan CLV berdasarkan model RFM/P perlu melakukan analisis data transaksi menggunakan proses *clustering*.

*Clustering* adalah teknik dalam data mining yang berfungsi untuk mengenali pola dan mengelompokkan data berdasarkan kemiripan karakteristik diantara data yang ada [8]. Terdapat beberapa algoritma yang digunakan dalam *clustering* yaitu, Fuzzy C-Means, DBSCAN, K-Means, K-Medoids dan lainnya. Algoritma Fuzzy C-Means akan digunakan untuk algoritma *clustering* dalam melakukan segmentasi pelanggan. Pada tahun 1984, Jim Bezdek, Robert Ehrlich, William Full memperkenalkan metode *Fuzzy C-Means Algorithm* termasuk dalam salah satu metode *Hard K-Means*. Metode *Fuzzy C-Means Algorithm* memungkinkan setiap data menjadi anggota dari seluruh kelas atau *cluster* dengan tingkat keanggotaan antara 0 hingga 1. Tingkat keanggotaan tersebut mempresentasikan sejauh mana suatu data termasuk dalam suatu *cluster* tertentu. Algoritma *Fuzzy C-Means* bertujuan untuk menemukan nilai *centroid* (pusat) dengan meminimalkan fungsi objektif [9]. Kelebihan Algoritma *Fuzzy C-Means* terletak pada kemampuan dalam menentukan pusat *cluster* dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode lainnya [10]. Terdapat beberapa uji validitas yang digunakan pada algoritma Fuzzy C-Means yaitu, DBI, PCI, Dunn Index, RMSSTD dan lainnya. Pada penelitian ini juga menggunakan uji validitas DBI (David Bouldin Index) yang merupakan metrik untuk mengukur tingkat kualitas *cluster* yang terbagi satu sama lain dan tingkat kekompakan *cluster* itu sendiri. Semakin kecil nilai DBI, semakin baik *clusternya* [11]. Oleh karena itu, DBI dapat memberikan informasi yang lebih akurat dalam memancarkan kualitas *cluster* yang dihasilkan oleh algoritma Fuzzy C-Means.

Penelitian [12] melakukan perbandingan algoritma Fuzzy C-Means dan K-Means dengan uji validitas David Bouldin Index (DBI), algoritma Fuzzy C-Means menunjukkan skema *cluster* FCM terbaik. Selain itu, penelitian [11] mengelompokkan pelanggan ke dalam segmen menggunakan algoritma Fuzzy C-Means *Clustering* berdasarkan atribut LRFM, dan menggunakan DBI dalam mengevaluasi hasil algoritma *clustering*. Kemudian penelitian [13] metode RFM dan Algoritma *Fuzzy C-Means* digunakan untuk mengkategorikan pelanggan berdasarkan nilai umur pelanggan (CLV). Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pelanggan Perusahaan LWC dikategorikan menjadi tiga kelompok: pelanggan *superstar* (*cluster* 3, CLV 0,112), pelanggan tipikal (*cluster* 1, CLV 0,078), dan pelanggan tidak aktif (*cluster* 2, CLV 0,040). Peringkat pertama yang dihasilkan dari CLV adalah *cluster* 3 (pelanggan *superstar*).

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian berfungsi sebagai panduan dalam melakukan penelitian untuk memastikan hasil penelitian yang diperoleh konsisten dengan tujuan yang telah ditetapkan sebelumnya. Berikut adalah metodologi yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

### 2.1. Data Collection (Pengumpulan Data)

Tahap pengumpulan data dilakukan observasi secara langsung terhadap di 212 Mart beralamat Jl. H.R Soebrantas, Tuah Karya. Kemudian, wawancara dengan pihak perusahaan 212 Mart Soebrantas guna memperoleh data atau

keterangan yang diperlukan. Dan data yang akan digunakan pada penelitian ini adalah data transaksi pelanggan 212 Mart dari bulan Januari 2023 – September 2023.

## 2.2. Preprocessing Data

Adapun tahap-tahapan yang dilakukan pada *praprocessing* data menggunakan tools Ms. Excel, yaitu:

### 2.1.1 Data Selection

Tahap pemilihan data, kriteria *recency*, *frequency*, dan *monetary per product* dari model RFM/P digunakan untuk memilih atribut dari data transaksi pelanggan 212 Mart.

### 2.1.2 Data Cleaning

Pada tahap ini, data *noise* atau tidak relevan dibersihkan. Ini termasuk data transaksi pelanggan yang bukan *member* atau data yang tidak memiliki total belanja, agar tidak mempengaruhi hasil *clustering*.

### 2.1.3 RFM/P Data Transformation

Data yang telah diseleksi dan dibersihkan akan di transformasikan kedalam bentuk yang sesuai dengan proses data mining. Data ditransformasi kedalam Model RFM/P. Kualitas hasil tergantung pada transformasi yang dilakukan. Model RFM/P pertama kali diperkenalkan oleh Heldt, Silveira, dan Luce pada tahun 2019. Model ini dikembangkan sebagai solusi atas keterbatasan model RFM konvensional yang tidak mampu mempertimbangkan perspektif produk dalam estimasi nilai pelanggan. Selain itu, perbedaan nilai *recency*, *frequency*, dan *monetary* di berbagai kategori produk mengurangi kemampuan prediktif dari model RFM tradisional [14]. Metode baru ini menggabungkan perspektif produk dan pelanggan yang *memberikan* gambaran lebih baik tentang masa mendatang cash flow perusahaan. Nilai pelanggan dihitung untuk setiap kategori produk dalam model ini, kemudian digabungkan untuk menghasilkan nilai pelanggan total [15]. Kategori produk di 212 Mart sebanyak 37 kategori, namun pada penelitian ini menggunakan 10 kategori diantaranya *Body Care* (BC), Biskuit, Bahan Pokok (BP), *Clothing Care* (CC), Konsinyah (Kons), Mie, Snack, Minuman, Skincare, Wardah berdasarkan dari banyaknya pelanggan yang membeli.

### 2.1.4 Data Normalization

Pada tahap ini, atribut *numeric* diskalakan dalam range 0,0 sampai dengan 1,0 menggunakan teknik Min-Max *Normalization* [16]. Berikut merupakan perhitungan metode *Min-Max Normalized* dapat dilihat pada persamaan 1.

$$X_{norm} = \left( \frac{(X - \min)}{(X_{max} - X_{min})} \right) \quad (1)$$

## 2.3. Clustering Fuzzy C-Means

Tahap *clustering* menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means*. Dengan metode *Fuzzy C-Means Algorithm*, data dapat menjadi bagian dari setiap *cluster* dengan tingkat keanggotaan yang berada dalam rentang nilai 0 hingga 1. Tingkat keanggotaan mengindikasikan sejauh mana data termasuk dalam suatu *cluster* tertentu. Algoritma *Fuzzy C-Means* bertujuan untuk menemukan nilai *centroid* (pusat) dengan meminimalkan fungsi objektif [9]. Jika dibandingkan dengan *k-means*, *Fuzzy C-Means* juga membutuhkan lebih sedikit iterasi [17]. Kelebihan pada algoritma *Fuzzy C-Means* diantaranya, yaitu Algoritma *Fuzzy C-Means* dapat mencapai pusat *clustering* konvergen dengan waktu penyelesaiannya dan jumlah iterasi yang lebih sedikit [18].

## 2.4. Uji Validitas (kualitas) Cluster

Uji menentukan kualitas *cluster* terbaik digunakanlah metode DBI (*Davies Bouldin Index*). *Cluster* dengan nilai yang mendekati 0 (yang lebih kecil) adalah *Cluster* terbaik dalam metode DBI. DBI merupakan salah satu pengukuran kinerja pada metode *clustering* yang diperkenalkan oleh David L[8]. Davies dan Donald W. Bouldin pada tahun 1979 [11]. Metode DBI bertujuan untuk memaksimalkan jarak antara *cluster* dan meminimalkan jarak antar titik dalam suatu *cluster* [19].

## 2.5. Pembobotan RFM

Pembobotan RFM ini berperan dalam menentukan variabel mana dari ketiga variabel RFM yang paling penting berdasarkan penilaian. Pembobotan RFM pada penelitian ini menggunakan algoritma AHP (*Analytical Hierarchy Process*). Tujuan metode AHP adalah untuk menemukan prioritas ranking atau peringkat dalam beberapa alternatif untuk mendapatkan perbandingan berpasangan kontinyu maupun diskrit [20]. *Analytical Hierarchy Process* (AHP) memiliki struktur pemecahan masalah yang sistematis dan hirarkis. AHP dimulai dengan penentuan tujuan, diikuti oleh level kriteria, sub-kriteria, dan seterusnya hingga level alternatif terakhir [21]. Metode *Analytical Hierarchy Process* (AHP) dapat mempertimbangkan validitas sampai batas toleransi inkonsistensi dari berbagai kriteria dan alternatif yang dipilih oleh pengambil keputusan [22].

## 2.6. Peringkat dan Analisis *Customer lifetime value* (CLV)

CLV merupakan metode yang dapat menentukan tingkat penerimaan konsumen dan kemampuan untuk mempertahankan konsumen dalam konteks *customer relationship management* (manajemen hubungan pelanggan) serta membangun loyalitas indikator dalam menghitung potensi yang diperoleh dari setiap *customer* [23]. Berikut merupakan perhitungan CLV dapat dilihat pada persamaan 2.

$$C^j = W_R C_{Rj} + W_F C_{Fj} + W_M C_{Mj} \quad (2)$$

Dapat dilihat bahwa perhitungan CLV yaitu,  $C_j$  adalah peringkat CLV dari pelanggan,  $W_R$   $W_F$   $W_M$  normalisasi dari R, F, M berdasarkan AHP sedangkan  $C_R$   $C_F$   $C_M$  normalisasi dari R, F, M berdasarkan *cluster*.

Ada dua faktor utama dalam mempertimbangan nilai besarnya CLV pada *customer* yaitu, 1) Jumlah pengeluaran pelanggan untuk produk atau jasa tertentu; dan 2) Frekuensi pelanggan dalam melakukan pembelian produk tersebut [24]. Segmentasi pelanggan adalah komponen yang membantu meningkatkan efektivitas strategi pemasaran yang telah direncanakan [25][26]. Segmentasi bertujuan untuk menyesuaikan produk, layanan, dan strategi pemasaran dengan karakteristik dari masing-masing segmen dalam perusahaan [27].

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

212 Mart perlu memahami tentang *customer lifetime value* (nilai seumur hidup pelanggan) guna untuk menentukan kategori pelanggan yang layak di pertahankan dan menguntungkan bagi 212 Mart. Nilai ini dapat ditentukan berdasarkan transaksi pelanggan, dengan memperhatikan *recency* (jarak transaksi), *frequency* (jumlah transaksi) dan *monetary* (jumlah yang dibelanjakan) serta para pemangku kepentingan. Oleh karena itu, penting bagi 212 Mart untuk memahami serta mengetahui segmen pelanggan dari aktivitasnya berdasarkan transaksi berbasis produk atau RFM/P. Pengumpulan data dilakukan secara wawancara dan observasi di 212 Mart. Data yang akan digunakan yaitu data transaksi pelanggan pada tahun 2023 dari Januari 2023 – September 2023. Produk yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 10 kategori yang dipilih dari total 37 kategori produk berdasarkan jumlah transaksi pelanggan. 10 kategori produk tersebut dipilih berdasarkan jumlah kuantitas (Qty) dan harga pokok tertinggi dalam setiap kategori, sebagaimana ditampilkan pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Kategori Produk

DEPARTMEN	SUM QTY	KETERANGAN	SUM HARGA POKOK
BP	21030	Bahan Pokok	Rp 58.096.166
BC	8460	Body Care	Rp 112.967.220
BISKUIT	15819	Biskuit	Rp 95.792.099
CC	8642	Clothing Care	Rp 128.290.624
KONS	20991,81	Konsiyah	Rp 295.828.016
MIE	18146	Mie	Rp 60.372.549
SNACK	9469	Snack	Rp 60.681.974
MINUMAN	24637	Minuman	Rp 115.372.853
SC	1604	Skincare	Rp 23.391.863
WARDAH	642	Wardah	Rp 17.935.584

### 3.1 Preprocessing Data

Data yang berkaitan dengan transaksi pelanggan di 212 Mart terdiri dari 11 atribut yaitu, Kode, Barcode, Nama Stok, Kode Member, No. Transaksi, Status, Tanggal Transaksi, Suplier, Department, Harga Pokok, Qty. Atribut yang akan dipilih dalam perhitungan selanjutnya berjumlah 6 atribut yaitu Kode Member, Nama Stock, Tanggal Transaksi, Qty, Harga Pokok, dan Department dapat dilihat pada Tabel 2. Kemudian setelah di *cleaning* data transaksi member menjadi 117611 dari sebelumnya 117633, selengkapnya pada Tabel 3.

**Tabel 2.** Data Hasil Seleksi

No	Kode Member	Nama Stock	Tanggal Transaksi	Qty	Harga Pokok	Dept
1	0000002255	SMS ISI 220ML	01/01/2023	1	Rp. 17.000	MINUMAN
2	0000000146	SMS ISI 330ML	01/01/2023	1	Rp. 1.500	MINUMAN
3	0000000858	212 PARFUM LAUNDRY	02/01/2023	1	Rp. 30.000	KONS
4	0000002325	SMS ISI 330ML	05/01/2023	24	Rp. 33.000	MINUMAN
5	0000002255	SMS ISI 220ML	07/01/2023	1	Rp. 1.500	MINUMAN
...	...	...	...	...	...	...
117632	001	GULA HALUS SWALLOW 900G	30/09/2023	20	Rp. 370.000	BP
117633	001	MINYAK ROSE BRAND PCH 2L	30/09/2023	24	Rp. 673.500	BP



Tabel 3. *Cleaning Data*

No	Kode Member	Nama Stock	Tanggal Transaksi	Qty	Harga Pokok	Dept
1	2255	SMS ISI 220ML	01/01/2023	1	Rp. 17.000	MINUMAN
2	146	SMS ISI 330ML	01/01/2023	1	Rp. 1.500	MINUMAN
3	858	212 PARFUM LAUNDRY	02/01/2023	1	Rp. 30.000	KONS
4	2325	SMS ISI 330ML	05/01/2023	24	Rp. 33.000	MINUMAN
5	2255	SMS ISI 220ML	07/01/2023	1	Rp. 1.500	MINUMAN
...	...	...	...	...	...	...
117610	1	GULA HALUS SWALLOW 900G	30/09/2023	20	Rp. 370.000	BP
117611	1	MINYAK ROSE BRAND PCH 2L	30/09/2023	24	Rp. 673.500	BP

Setelah proses *cleaning* data, dilakukan transformasi data 10 kategori produk (Tabel 1) menjadi model RFM/P per-kategori produk, dengan indikator : *Recency* (selisih waktu pembelian terakhir), *Frequency* (jumlah transaksi) dan *Monetary* (total pengeluaran), sebagai contoh transformasi Nilai BP dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Transformasi *Recency* BP, *Frequency* BP dan *Monetary* BP

No	Kode Member	Recency	Frequency	Monetary
1	1	0	2737	Rp 58.372.840
2	2	15	978	Rp 21.875.800
3	6	134	1376	Rp 36.620.300
4	7	59	13	Rp 694.100
5	10	7	24	Rp 1.426.830
...	...	...	...	...
900	2564	5	1	Rp 24.000
901	2569	0	1	Rp 24.000

Tabel 4 menyajikan hasil transformasi data menggunakan metode RFM/P. Transformasi dengan metode RFM per produk bertujuan untuk mempersiapkan data dalam mengelompokkan pelanggan berdasarkan atribut yang relevan.

Setelah tahap transformasi data selesai, langkah berikutnya adalah normalisasi data untuk memastikan bahwa skala data tidak terlalu besar karena perbedaan atribut R, F, dan M sangat besar dengan menggunakan persamaan Min-Max Normalization. Sebagai contoh, pencarian normalisasi RFM/P pada Kode Member 01 Kategori Produk Bahan Pokok dengan menggunakan persamaan 1, dapat dilihat sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{norm}(\text{Recency}) &= \frac{x - \min}{\max - \min} = \frac{0 - 0}{272 - 0} = 0,0000 \\
 \text{norm}(\text{Recency}) &= 1 - 0,0000 = 1,0000 \\
 \text{norm}(\text{Frequency}) &= \frac{x - \min}{\max - \min} = \frac{2737 - 1}{2737 - 1} = 1,0000 \\
 \text{norm}(\text{Monetary}) &= \frac{x - \min}{\max - \min} = \frac{58.372.840 - 4.000}{58.372.840 - 4.000} = 1,0000
 \end{aligned}$$

Hasil dari normalisasi untuk masing-masing kategori produk pada RFM/P, sebagai contoh normalisasi Nilai BP dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Normalisasi *Recency* BP, *Frequency* BP dan *Monetary* BP

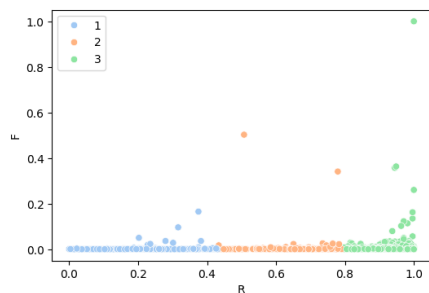
No	Kode Member	Recency	Frequency	Monetary
1	1	1	1	1
2	2	0,9449	0,3571	0,3747
3	6	0,5074	0,5026	0,6273
4	7	0,7831	0,0044	0,0118
5	10	0,9743	0,0084	0,0244
...	...	...	...	...
900	2564	0,9816	0	0,0003
901	2569	1	0	0,0003

Tabel 5 menyajikan hasil normalisasi data, yang menandai akhir dari *preprocessing* data, dengan penyesuaian variabel R (*recency*) untuk mencapai nilai optimal melalui pengurangan 1, keseimbangan skala nilai data serta memperoleh nilai awal, maksimum dan minimum yang tepat.

### 3.2 Algoritma Fuzzy C-Means

Pada tahap ini data transaksi pelanggan yang telah melalui tahap normalisasi sebelumnya akan di *cluster* menggunakan Algoritma Fuzzy C-Means dengan tools Python. Berikut hasil dari visualisasi scatter plot *cluster* dan nilai centroid RFM per-Produk :

- a. Hasil *scatter plot cluster* dan nilai *centroid* dengan kategori Bahan Pokok (BP) tersedia pada Gambar 2 dan menampilkan *cluster* dari *maxIter* dengan jumlah 3 *cluster* sejumlah 901 *member* pada Tabel 6.

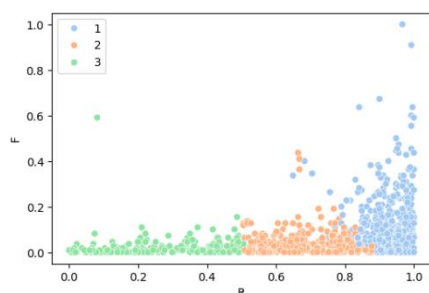


**Gambar 2.** *Scatter Plot Cluster* Kategori BP

**Tabel 6.** *Cluster dan Centroid BP*

No	Cluster	Jumlah Member	Centroid		
			R	F	M
1	1	204	0,211673	0,003269	0,0047
2	2	245	0,650288	0,004205	0,005492
3	3	452	0,931828	0,007222	0,010416

- b. Hasil *scatter plot cluster* dan nilai *centroid* dengan kategori Body Care (BC) tersedia pada Gambar 3 dan menampilkan *cluster* dari *maxIter* dengan jumlah 3 *cluster* sejumlah 881 *member* pada Tabel 7.

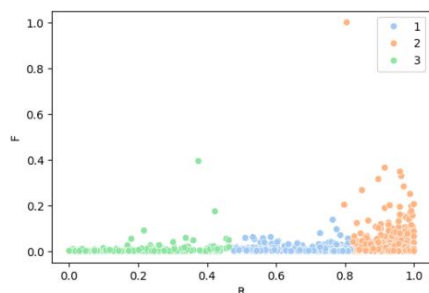


**Gambar 3.** *Scatter Plot Cluster* Kategori BC

**Tabel 7.** *Cluster dan Centroid BC*

No	Cluster	Jumlah Member	Centroid		
			R	F	M
1	1	406	0,926117	0,115141	0,152679
2	2	272	0,715367	0,051324	0,066877
3	3	203	0,295269	0,02343	0,037661

- c. Hasil *scatter plot cluster* dan nilai *centroid* dengan kategori Biskuit tersedia pada Gambar 4 dan menampilkan *cluster* dari *maxIter* dengan jumlah 3 *cluster* sejumlah 862 *member* pada Tabel 8.

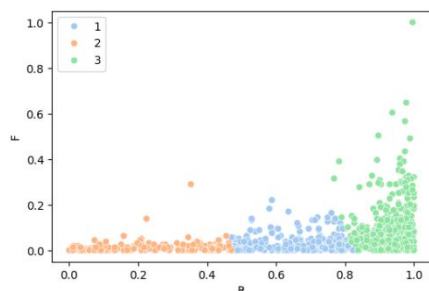


**Gambar 4.** *Scatter Plot Cluster* Kategori Biskuit

**Tabel 8.** *Cluster dan Centroid Biskuit*

No	Cluster	Jumlah Member	Centroid		
			R	F	M
1	1	237	0,698313	0,014595	0,015383
2	2	413	0,929823	0,029784	0,031404
3	3	212	0,233954	0,006232	0,007884

- d. Hasil *scatter plot cluster* dan nilai *centroid* dengan kategori Clothing Care (CC) tersedia pada Gambar 5 dan menampilkan *cluster* dari *maxIter* dengan jumlah 3 *cluster* sejumlah 809 *member* pada Tabel 9.

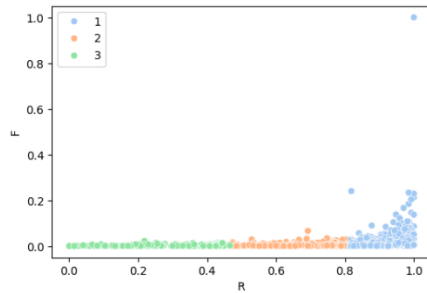


**Gambar 5.** *Scatter Plot Cluster* Kategori CC

**Tabel 9.** *Cluster dan Centroid CC*

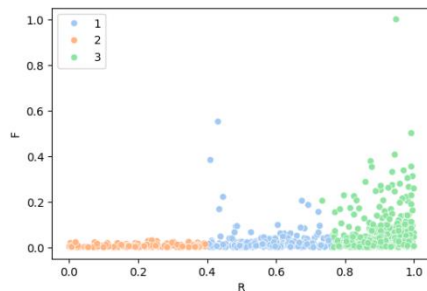
No	Cluster	Jumlah Member	Centroid		
			R	F	M
1	1	242	0,686041	0,039671	0,046422
2	2	164	0,256421	0,015847	0,023767
3	3	397	0,927337	0,082481	0,090493

- e. Hasil *scatter plot cluster* dan nilai *centroid* dengan kategori Konsyah (Kons) tersedia pada Gambar 6 dan menampilkan *cluster* dari *maxIter* dengan jumlah 3 *cluster* sejumlah 1.052 *member* pada Tabel 10.

**Gambar 6.** Scatter Plot Cluster Kategori Kons**Tabel 10.** Cluster dan Centroid Kons

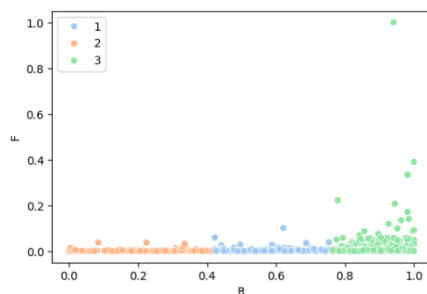
No	Cluster	Jumlah Member	Centroid		
			R	F	M
1	1	572	0,933747	0,020672	0,026917
2	2	267	0,674953	0,007288	0,010301
3	3	213	0,270066	0,003108	0,005026

- f. Hasil *scatter plot cluster* dan nilai *centroid* dengan kategori Mie tersedia pada Gambar 7 dan menampilkan *cluster* dari *maxIter* dengan jumlah 3 *cluster* sejumlah 695 *member* pada Tabel 11.

**Gambar 7.** Scatter Plot Cluster Kategori Mie**Tabel 11.** Cluster dan Centroid Mie

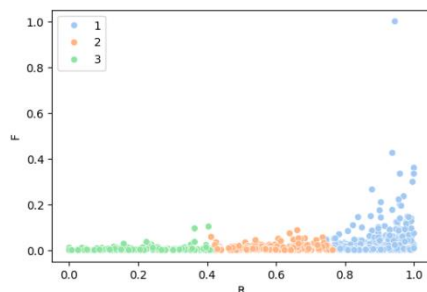
No	Cluster	Jumlah Member	Centroid		
			R	F	M
1	1	193	0,603248	0,026823	0,036428
2	2	127	0,193853	0,010245	0,014923
3	3	375	0,904034	0,049702	0,065796

- g. Hasil *scatter plot cluster* dan nilai *centroid* dengan kategori Minuman tersedia pada Gambar 8 dan menampilkan *cluster* dari *maxIter* dengan jumlah 3 *cluster* sejumlah 809 *member* pada Tabel 12.

**Gambar 8.** Scatter Plot Cluster Kategori Minuman**Tabel 12.** Cluster dan Centroid Minuman

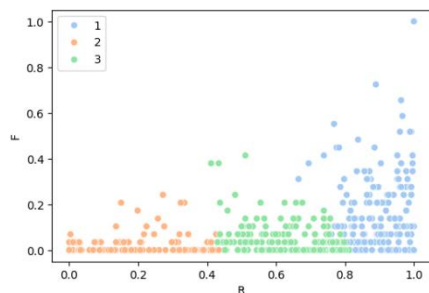
No	Cluster	Jumlah Member	Centroid		
			R	F	M
1	1	229	0,607217	0,005902	0,00817
2	2	154	0,225695	0,003213	0,00428
3	3	426	0,909117	0,014418	0,016227

- h. Hasil *scatter plot cluster* dan nilai *centroid* dengan kategori Snack tersedia pada Gambar 9 dan menampilkan *cluster* dari *maxIter* dengan jumlah 3 *cluster* sejumlah 720 *member* pada Tabel 13.

**Gambar 9.** Scatter Plot Cluster Kategori Snack**Tabel 13.** Cluster dan Centroid Snack

No	Cluster	Jumlah Member	Centroid		
			R	F	M
1	1	376	0,913836	0,028221	0,070092
2	2	193	0,613261	0,014756	0,038607
3	3	151	0,231003	0,006928	0,022964

- i. Hasil *scatter plot cluster* dan nilai *centroid* dengan kategori Skincare (SC) tersedia pada Gambar 10 dan menampilkan *cluster* dari *maxIter* dengan jumlah 3 *cluster* sejumlah 443 *member* pada Tabel 14.

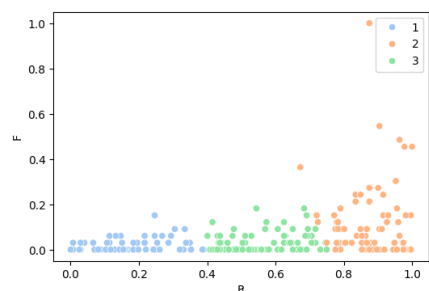


Gambar 10. Scatter Plot Cluster Kategori SC

Tabel 14. Cluster dan Centroid SC

No	Cluster	Jumlah Member	Centroid		
			R	F	M
1	1	174	0,887136	0,128648	0,18027
2	2	116	0,215757	0,026725	0,06779
3	3	153	0,643414	0,073088	0,110489

- j. Hasil *scatter plot cluster* dan nilai *centroid* dengan kategori Wardah tersedia pada Gambar 11 dan menampilkan *cluster* dari *maxIter* dengan jumlah 3 *cluster* sejumlah 217 *member* pada Tabel 15.



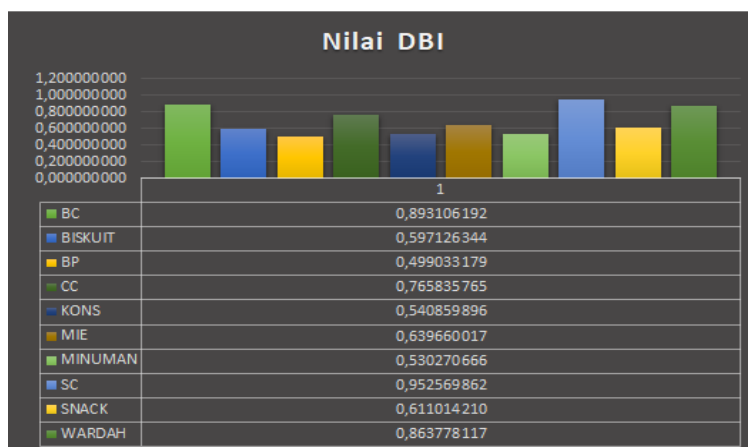
Gambar 11. Scatter Plot Cluster Kategori Wardah

Tabel 15. Cluster dan Centroid Wardah

No	Cluster	Jumlah Member	Centroid		
			R	F	M
1	1	61	0,190529	0,022111	0,052762
2	2	77	0,872995	0,083129	0,136945
3	3	79	0,593199	0,043236	0,077704

### 3.3 Uji Validitas

Hasil perhitungan DBI pada seluruh kategori produk bernilai  $\leq 1$ , sehingga disimpulkan skema *cluster* sudah optimal. Adapun grafik nilai DBI per-kategori produk dilihat pada Gambar 12.



Gambar 12. Hasil Perhitungan DBI

### 3.4 Pembobotan RFM

Setelah mendapatkan nilai centroid pada 10 kategori produk, maka hasil tersebut akan dikalikan dengan bobot nilai RFM/P menggunakan pembobotan AHP. Bobot ini diperoleh dari hasil Kuesioner Manager, Supervisor dan Administrator 212 Mart. Proses pembobotan RFM dilakukan dengan data yang telah direkap dari kuisisioner. Skor keseluruhan ditampilkan pada Tabel 16.

Tabel 16. Overall Score Bobot

Kriteria	Recency	Frequency	Monetary	Overall Score
Recency	0.1429	0.5000	0.3846	1.0275
Frequency	0.1429	0.0625	0.5385	0.7438
Monetary	0.7143	0.4375	0.0769	1.2287

Selanjutnya, cari nilai  $\alpha$  dengan membagi rata-rata hasil *overall score* dengan nilai bobot tiap kriteria. Nilai CI atau RI yang diperoleh dari hasil tersebut adalah 0,0038 yaitu  $\leq 0.1$  Dengan demikian, konsistensi nilai bobot masing-



masing kriteria dapat diakui valid dan diterima dan dapat digunakan dalam perhitungan CLV. Adapun bobot pada tiap kriteria yaitu *Recency* 0.3104, *Frequency* 0.3402, dan *Monetary* 0.3493.

### 3.5 Peringkat dan Analisi CLV

Peringkat CLV diperoleh dengan mengalikan nilai bobot R, F dan M yang dihitung dengan algoritma AHP, dan berdasarkan nilai bobot tersebut dikalikan dengan nilai centroid FCM kategori produk. Adapun hasil dari peringkat CLV per-kategori produk dapat dilihat pada Tabel berikut.

**Tabel 17.** Peringkat CLV pada Kategori BP

Cluster	R*WR	F*WF	M*WM	CLV	RANK
Cluster 1	0,0657	0,001	0,002	0,068	3
Cluster 2	0,2019	0,001	0,002	0,205	2
Cluster 3	0,2893	0,002	0,004	0,295	1

**Tabel 19.** Peringkat CLV pada Kategori Biskuit

Cluster	R*WR	F*WF	M*WM	CLV	RANK
Cluster 1	0,2168	0,005	0,005	0,227	2
Cluster 2	0,2886	0,010	0,011	0,310	1
Cluster 3	0,0726	0,002	0,003	0,078	3

**Tabel 21.** Peringkat CLV pada Kategori CC

Cluster	R*WR	F*WF	M*WM	CLV	RANK
Cluster 1	0,2130	0,013	0,016	0,243	2
Cluster 2	0,0796	0,005	0,008	0,093	3
Cluster 3	0,2879	0,028	0,032	0,348	1

**Tabel 23.** Peringkat CLV pada Kategori Kons

Cluster	R*WR	F*WF	M*WM	CLV	RANK
Cluster 1	0,2899	0,007	0,009	0,306	1
Cluster 2	0,2095	0,002	0,004	0,216	2
Cluster 3	0,0838	0,001	0,002	0,087	3

**Tabel 25.** Peringkat CLV pada Kategori Mie

Cluster	R*WR	F*WF	M*WM	CLV	RANK
Cluster 1	0,1873	0,009	0,013	0,209	2
Cluster 2	0,0602	0,003	0,005	0,069	3
Cluster 3	0,2806	0,017	0,023	0,321	1

**Tabel 18.** Peringkat CLV pada Kategori BC

Cluster	R*WR	F*WF	M*WM	CLV	RANK
Cluster 1	0,2875	0,039	0,053	0,380	1
Cluster 2	0,2221	0,017	0,023	0,263	2
Cluster 3	0,0917	0,008	0,013	0,113	3

**Tabel 20.** Peringkat CLV pada Kategori Minuman

Cluster	R*WR	F*WF	M*WM	CLV	RANK
Cluster 1	0,1885	0,002	0,003	0,193	2
Cluster 2	0,0701	0,001	0,001	0,073	3
Cluster 3	0,2822	0,005	0,006	0,293	1

**Tabel 22.** Peringkat CLV pada Kategori SC

Cluster	R*WR	F*WF	M*WM	CLV	RANK
Cluster 1	0,2754	0,044	0,063	0,382	1
Cluster 2	0,0670	0,009	0,024	0,100	3
Cluster 3	0,1997	0,025	0,039	0,263	2

**Tabel 24.** Peringkat CLV pada Kategori Snack

Cluster	R*WR	F*WF	M*WM	CLV	RANK
Cluster 1	0,2837	0,010	0,024	0,318	1
Cluster 2	0,1904	0,005	0,013	0,209	2
Cluster 3	0,0717	0,002	0,008	0,082	3

**Tabel 26.** Peringkat CLV pada Kategori Wardah

Cluster	R*WR	F*WF	M*WM	CLV	RANK
Cluster 1	0,0591	0,008	0,018	0,085	3
Cluster 2	0,2710	0,028	0,048	0,347	1
Cluster 3	0,1841	0,015	0,027	0,226	2

Berdasarkan hasil peringkat CLV yang telah dihasilkan, maka langkah selanjutnya melakukan analisis CLV dengan karakteristik pelanggan per-kategori produk berdasarkan Customer Portofolio Analysis (CPA), hasil analisis sebagai berikut :

a. Kategori Bahan Pokok (BP)

Peringkat 1 CLV berada pada *cluster* 3 nilai CLV 0,295 dengan jumlah *member* 452, merupakan segmen terbaik berdasarkan rata-rata CLV yang dapat dikategorikan sebagai Superstar Customer, dikarenakan memiliki nilai *recency* yang tinggi setelah dilakukan pengurangan normalisasi yang dapat menunjukkan pelanggan aktif bertransaksi yaitu, 1 - 56 hari selama waktu periode analisis, nilai *frequency* yang tertinggi menunjukkan pelanggan sangat sering melakukan transaksi yaitu 1 – 2737 kali dalam waktu periode analisis. Selain itu, jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 9.800 – Rp. 58.372.840 selama waktu periode analisis.

Peringkat 2 CLV berada pada *cluster* 2 nilai CLV 0,205 dengan jumlah *member* 245, berada di kategori Golden Superstar, dikarenakan memiliki nilai *recency* yaitu, 57 - 154 hari selama waktu periode analisis, nilai *frequency* yaitu 1 – 1376 kali dalam waktu periode analisis. Selain itu, jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 12.000 – Rp. 36.620.300 selama waktu periode analisis.

Peringkat 3 CLV berada pada *cluster* 1 nilai CLV 0,068 dengan jumlah *member* 204 berada di kategori Typical Customer dikarenakan memiliki nilai *recency* yaitu 155 – 272 hari selama waktu periode analisis, nilai *frequency* yaitu 1 – 453 kali dalam waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 4.000 – Rp. 6.950.000 selama waktu periode analisis.

b. Kategori Body Care (BC)

Peringkat 1 CLV berada pada *cluster* 1 nilai CLV 0,380 dengan jumlah *member* 406, merupakan segmen terbaik berdasarkan rata-rata CLV yang dapat dikategorikan sebagai Golden Superstar, dikarenakan memiliki nilai *recency* dai 1 – 95 hari selama waktu periode analisis, nilai *frequency* dari 1 – 111 kali dalam waktu periode analisis. Selain itu, jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 3.450 – Rp. 1.227.766 selama waktu periode analisis.

Peringkat 2 CLV berada pada *cluster* 2 nilai CLV 0,263 dengan jumlah *member* 8, berada di kategori Typical Customer. Memiliki nilai recency yaitu, 33 - 134 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 49 kali dalam waktu periode analisis. Selain itu, jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 2.000 – Rp. 571.350 selama waktu periode analisis.

Peringkat 3 CLV berada pada *cluster* 3 nilai CLV 0,113 dengan jumlah *member* 12 berada di kategori Occasional Customer. Nilai recency yang diperoleh yaitu 134 – 271 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 66 kali dalam waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 3.000 – Rp. 450.000 selama waktu periode analisis.

c. Kategori Biskuit

Peringkat 1 CLV berada pada *cluster* 2 nilai CLV 0,310 dengan jumlah *member* 413 berada di kategori Golden Superstar. Nilai recency yang diperoleh yaitu 1 – 55 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 - 766 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 909 – Rp. 4.611.579 selama waktu periode analisis.

Peringkat 2 CLV berada pada *cluster* 1 nilai CLV 0,227 dengan jumlah *member* 237 berada di kategori Typical Customer. Nilai recency yang diperoleh yaitu 50 – 145 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 - 106 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 1.000 – Rp. 792.950 selama waktu periode analisis.

Peringkat 3 CLV berada pada *cluster* 3 nilai CLV 0,078 dengan jumlah *member* 212 berada di kategori Everyday Shopper. Nilai recency yang diperoleh yaitu 146 – 272 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 - 302 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 909 – Rp. 2.977.800 selama waktu periode analisis.

d. Kategori Clothing Care (CC)

Peringkat 1 CLV berada pada *cluster* 3 nilai CLV 0,348 dengan jumlah *member* 397 berada di kategori Golden Superstar. Nilai recency yang diperoleh yaitu 1 – 63 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 160 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 1.000 – Rp. 2.261.907 selama waktu periode analisis.

Peringkat 2 CLV berada pada *cluster* 1 nilai CLV 0,243 dengan jumlah *member* 242 berada di kategori Everyday Shopper. Nilai recency yang diperoleh yaitu 48 – 144 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 - 36 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 2.000 – Rp. 882.000 selama waktu periode analisis.

Peringkat 3 CLV berada pada *cluster* 2 nilai CLV 0,093 dengan jumlah *member* 164 berada di kategori Occasional Customer. Nilai recency yang diperoleh yaitu 144 – 272 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 47 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 2.000 – Rp. 523.200 selama waktu periode analisis.

e. Kategori Konsyiah (KONS)

Peringkat 1 CLV berada pada *cluster* 1 nilai CLV 0,306 dengan jumlah *member* 572 berada di kategori Golden Superstar. Nilai recency yang diperoleh yaitu 1 – 52 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 - 1298 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 1.000 – Rp. 14.320.174 selama waktu periode analisis.

Peringkat 2 CLV berada pada *cluster* 2 nilai CLV 0,216 dengan jumlah *member* 267 berada di kategori Everyday Shopper. Nilai recency yang diperoleh yaitu 53 – 142 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 87 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 2.000 – Rp. 1.100.100 selama waktu periode analisis.

Peringkat 3 CLV berada pada *cluster* 3 nilai CLV 0,087 dengan jumlah *member* 213 berada di kategori Occasional Customer. Nilai recency yang diperoleh yaitu 144 – 270 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 - 30 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 1.000 – Rp. 779.500 selama waktu periode analisis.

f. Kategori Mie

Peringkat 1 CLV berada pada *cluster* 3 nilai CLV 0,321 dengan jumlah *member* 375 berada di kategori Golden Superstar. Nilai recency yang diperoleh yaitu 1 - 72 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 594 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 2.890 – Rp. 1.512.241 selama waktu periode analisis.

Peringkat 2 CLV berada pada *cluster* 1 nilai CLV 0,209 dengan jumlah *member* 193 berada di kategori Typical Customer. Nilai recency yang diperoleh yaitu 65 – 161 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 328 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 2.500 – Rp. 1.005.000 selama waktu periode analisis.

Peringkat 3 CLV berada pada *cluster* 2 nilai CLV 0,069 dengan jumlah *member* 127 berada di kategori Dormant Customer. Nilai recency yang diperoleh yaitu 164 – 271 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 19 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 2.100 – Rp. 60.000 selama waktu periode analisis.

g. Kategori Minuman

Peringkat 1 CLV berada pada *cluster* 3 nilai CLV 0,293 dengan jumlah *member* 426 berada di kategori Golden Superstar. Nilai recency yang diperoleh yaitu 1 – 65 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 2617 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 1.500 – Rp. 10.361.450 selama waktu periode analisis.

Peringkat 2 CLV berada pada *cluster* 1 nilai CLV 0,193 dengan jumlah *member* 229 berada di kategori Typical Customer. Nilai recency yang diperoleh yaitu 66 – 158 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 264 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 1.500 – Rp. 1.011.500 selama waktu periode analisis.

Peringkat 3 CLV berada pada *cluster* 2 nilai CLV 0,073 dengan jumlah *member* 154 berada di kategori Occational Customer. Nilai recency yang diperoleh yaitu 159 – 272 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 98 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 2.500 – Rp. 555.000 selama waktu periode analisis.

h. Kategori Skinacare (SC)

Peringkat 1 CLV berada pada *cluster* 1 nilai CLV 0,382 dengan jumlah *member* 174 berada di kategori Typical Customer. Nilai recency yang diperoleh yaitu 1 – 91 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 30 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 2.000 – Rp. 380.120 selama waktu periode analisis.

Peringkat 2 CLV berada pada *cluster* 3 nilai CLV 0,263 dengan jumlah *member* 153 berada di kategori Everyday Shopper. Nilai recency yang diperoleh yaitu 51 – 160 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 13 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 3.500 – Rp. 171.882 selama waktu periode analisis.

Peringkat 3 CLV berada pada *cluster* 2 nilai CLV 0,100 dengan jumlah *member* 116 berada di kategori Occational Customer. Nilai recency yang diperoleh yaitu 154 – 272 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 8 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 4.800 – Rp. 108.030 selama waktu periode analisis.

i. Kategori Snack

Peringkat 1 CLV berada pada *cluster* 1 nilai CLV 0,318 dengan jumlah *member* 376 berada di kategori Typical Customer. Nilai recency yang diperoleh yaitu 1 – 69 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 507 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 1.500 – Rp. 1.378.853 selama waktu periode analisis.

Peringkat 2 CLV berada pada *cluster* 2 nilai CLV 0,209 dengan jumlah *member* 193 berada di kategori Everyday Shopper. Nilai recency yang diperoleh yaitu 64 – 160 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 45 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 1.662 – Rp. 660.000 selama waktu periode analisis.

Peringkat 3 CLV berada pada *cluster* 3 nilai CLV 0,082 dengan jumlah *member* 151 berada di kategori Dormant Customer. Nilai recency yang diperoleh yaitu 158 – 272 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 53 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 918 – Rp. 306.810 selama waktu periode analisis.

j. Kategori Wardah

Peringkat 1 CLV berada pada *cluster* 2 nilai CLV 0,347 dengan jumlah *member* 2 berada di kategori Typical Customer. Nilai recency yang diperoleh yaitu 1 – 89 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 34 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 12.900 – Rp. 709.500 selama waktu periode analisis.

Peringkat 2 CLV berada pada *cluster* 3 nilai CLV 0,226 dengan jumlah *member* 79 berada di kategori Everyday Shopper. Nilai recency yang diperoleh yaitu 68 – 163 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 7 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 10.250 – Rp. 190.424 selama waktu periode analisis.

Peringkat 3 CLV berada pada *cluster* 1 nilai CLV 0,085 dengan jumlah *member* 61 berada di kategori Occational Customer. Nilai recency yang diperoleh yaitu 166 – 272 hari selama waktu periode analisis, nilai frequency yaitu 1 – 6 kali dalam kurung waktu periode analisis, serta jumlah uang yang dikeluarkan pelanggan sebanyak Rp. 12.900 – Rp. 168.950 selama waktu periode analisis.

Adapun usulan strategi sebagai rekomendasi berdasarkan segmen pelanggan yang telah diidentifikasi dapat dilihat pada Tabel 27.

**Tabel 27.** Rekomendasi Strategi

No	Hasil Yang Dianalisis	Keterangan
1	Segmen Pelanggan	<i>Superstar Customer</i>
	Kategori dan <i>Cluster</i>	Bahan Pokok (C3)
	Deksripsi	Karakteristik segmen pelanggan yang baru saja melakukan pembelian, sering berbelanja, dan menghabiskan jumlah uang yang tinggi
	Rekomendasi Strategi	Mengembangkan program <i>bundling</i> untuk bahan pokok favorit, diskon khusus, serta layanan <i>pre-order</i> (PO) atau pengantaran gratis pada setiap pembelian produk dapat ditawarkan untuk <i>memberikan</i> nilai lebih. Selain



No	Hasil Yang Dianalisis	Keterangan
2	Segmen Pelanggan	itu, menciptakan acara khusus seperti <i>food tasting</i> atau demo memasak dengan bahan <i>premium</i> juga bisa mempererat hubungan dengan pelanggan ini.
	Kategori dan Cluster	<i>Golden Superstar</i> Bahan Pokok (C2), <i>Body Care</i> (C1), Biskuit (C2), <i>Clothing Care</i> (C3), Konsyiah (C1), Mie (C3), Minuman (C3),
	Deksripsi	Karakteristik segmen pelanggan yang sering berbelanja dan memiliki pengeluaran yang stabil, tetapi tidak seaktif <i>Superstar</i>
3	Rekomendasi Strategi	Mengembangkan program loyalitas <i>eksklusif</i> yang menawarkan poin lebih banyak, diskon khusus, dan kesempatan untuk mendapatkan produk baru lebih awal. Di samping itu, perusahaan memiliki kemampuan untuk menawarkan solusi yang disesuaikan berdasarkan rekam jejak pembelian, seperti rekomendasi produk yang relevan atau <i>bundling</i> yang lebih menarik. Untuk memperdalam hubungan, keterlibatan komunitas seperti mengundang mereka untuk <i>memberi feedback</i> dan ulasan produk akan membuat mereka merasa dihargai.
	Segmen Pelanggan	<i>Typical Customer</i>
	Kategori dan Cluster	Bahan Pokok (C1), <i>Body Care</i> (C2), Biskuit (C1), Mie (C1), Minuman (C1), <i>Skin Care</i> (C1), Wardah (C2)
4	Deksripsi	Karakteristik segmen pelanggan dengan pola belanja yang stabil; mereka membeli secara teratur tetapi tidak terlalu sering
	Rekomendasi Strategi	Menyediakan tawaran yang relevan dan terjangkau, seperti diskon mingguan untuk produk-produk yang sering mereka beli. Selain itu, perusahaan dapat memperkenalkan program loyalitas sederhana dengan poin <i>reward</i> yang dapat ditukarkan dengan diskon atau hadiah kecil, untuk mendorong pelanggan agar terus berbelanja. Penawaran paket produk dengan harga yang lebih ekonomis atau menyediakan variasi produk yang lebih beragam namun tetap dalam rentang harga yang terjangkau juga akan menggugah ketertarikan mereka.
	Segmen Pelanggan	<i>Occasional Customer</i>
5	Kategori dan Cluster	<i>Body Care</i> (C3), <i>Clothing Care</i> (C2), Konsyiah (C3), Minuman (C2), <i>Skin Care</i> (C2), Snack (C1), Wardah (C1)
	Deksripsi	Karakteristik segmen pelanggan yang berbelanja sesekali dan tidak memiliki frekuensi pembelian yang tinggi.
	Rekomendasi Strategi	Melakukan promosi musiman dengan diskon khusus pada periode tertentu seperti liburan atau <i>event</i> , serta penawaran <i>bundling</i> produk yang relevan dengan kebutuhan mereka seperti paket hemat pada kategori produk. Selain itu, <i>memberikan voucher</i> atau <i>cashback</i> untuk pembelian berikutnya dapat mendorong mereka untuk kembali berbelanja.
6	Segmen Pelanggan	<i>Everyday Shopper</i>
	Kategori dan Cluster	Biskuit (C3), <i>Clothing Care</i> (C1), Konsyiah (C2), <i>Skin Care</i> (C3), Snack (C2), Wardah (C3)
	Deksripsi	Karakteristik segmen pelanggan yang memiliki pola belanja rutin dan sering melakukan pembelian kecil
6	Rekomendasi Strategi	Menawarkan diskon rutin atau harga spesial untuk produk kebutuhan sehari-hari yang sering dibeli. Selain itu, perusahaan bisa memperkenalkan program loyalitas yang <i>memberikan poin reward</i> atau <i>cashback</i> untuk setiap pembelian, yang dapat ditukarkan dengan diskon atau hadiah menarik. Promosi yang menarik, baik melalui media sosial maupun penawaran khusus di toko, juga penting untuk meningkatkan visibilitas produk. Serta kemudahan berbelanja juga dapat diperkuat dengan menyediakan layanan pemesanan online yang memungkinkan pengambilan instan di toko atau pengantaran ke rumah.
	Segmen Pelanggan	<i>Dormant Customer</i>
	Kategori dan Cluster	Mie (C2), Snack (C3)
6	Deksripsi	Karakteristik segmen pelanggan yang tidak aktif dalam waktu lama dan tidak melakukan pembelian
	Rekomendasi Strategi	Menawarkan promo khusus reaktivasi, seperti diskon besar atau <i>bundling</i> produk yang menarik bagi mereka melalui pesan singkat seperti WhatsApp atau SMS. Mengadakan acara promosi di toko, seperti demo produk atau sampling. Serta, melakukan survei singkat guna memahami alasan mereka berhenti berbelanja dan menyesuaikan penawaran serta layanan agar lebih sesuai dengan kebutuhan mereka.
	Rekomendasi Strategi	

#### 4. KESIMPULAN

Kesimpulan hasil *Customer Lifetime Value* Berdasarkan Produk Menggunakan Metode RFM/P dan Algoritma Fuzzy C-Means didapat *cluster* terbaik yaitu *cluster 3* pada produk Bahan Pokok dengan nilai DBI 0.4990. *Cluster* tersebut termasuk kedalam segmen pelanggan *Superstar Customer* berdasarkan Customer Portofolio Analysis (CPA). *Superstar Customer* merupakan segmen pelanggan yang baru saja melakukan pembelian, sering berbelanja, dan menghabiskan jumlah uang yang tinggi. Sehingga, kategori Bahan Pokok merupakan produk yang secara eksklusif *memberikan* kontribusi yang sangat signifikan terhadap perusahaan. Selain itu, terdapat juga segmen pelanggan *Golden Superstar* yang merupakan pelanggan yang sering berbelanja dan memiliki pengeluaran yang stabil, tetapi tidak seaktif *Superstar*, kategori produk dari segmen ini yaitu Bahan Pokok pada *cluster 2*, *Body Care* pada *cluster 1*, Biskuit pada *cluster 2*, *Clothing Care* pada *cluster 3*, Konsyiah pada *cluster 1*, Mie pada *cluster 3*, dan Minuman pada *cluster 3*. Oleh karenanya, dengan adanya rekomendasi strategi yang diberikan dapat membantu 212 Mart untuk pengambilan keputusan atau kebijakan strategis perusahaan.

#### REFERENCES

- [1] A. Febriani and S. A. Putri, “Segmentasi Konsumen Berdasarkan Model Recency , Frequency , Monetary dengan Metode K-Means Consumer Segmentation Based on Recency , Frequency , Monetary Models with the K-Means Method,” pp. 52–57, 2020, doi: 10.30813/jiems.v13i2.2274.
- [2] B. C. Laksono and I. Y. Wulansari, “Pemodelan Dan Penerapan Metode Rfm Pada Estimasi Nilai Konsumen (Customer Lifetime Value) Menggunakan K-Means Clustering Machine Learning,” *Semin. Nas. Off. Stat.*, vol. 2020, no. 1, pp. 1277–1285, 2021, doi: 10.34123/semnasoffstat.v2020i1.689.



- [3] U. Soleha, “Analisis Customer Lifetime Value Berdasarkan Produk Menggunakan Model RFM/P Dan Algoritma Fuzzy C-Means,” Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, 2023.
- [4] R. Heldt, C. S. Silveira, and F. B. Luce, “Predicting Customer Value Per Product: From RFM to RFM/P,” *J. Bus. Res.*, vol. 127, no. March 2018, pp. 444–453, 2021, doi: 10.1016/j.jbusres.2019.05.001.
- [5] M. A. Shah Putra, S. Monalisa, J. Julhandri, and I. Khoiru, “Penerapan Algoritma Fuzzy C-Means Menggunakan Model RFM Dalam Klasterisasi Pelanggan Pada Toko Kue Feandra Cake,” *J. Ilm. Rekayasa dan Manaj. Sist. Inf.*, vol. 6, no. 1, p. 64, 2020, doi: 10.24014/rmsi.v6i1.8646.
- [6] T. L. Saaty, “Decision making with the Analytic Hierarchy Process,” *Sci. Iran.*, vol. 9, no. 3, pp. 215–229, 2008, doi: 10.1504/ijssci.2008.017590.
- [7] S. Monalisa, A. H. Asrori, and F. Kurnia, “Sistem Rekomendasi Produk Menggunakan Model RFM, AHP dan Ranked Clustering,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 3, no. 2, pp. 100–105, 2019, doi: 10.29207/resti.v3i2.810.
- [8] R. K. Dinata, H. Novriando, N. Hasdyna, and S. Retno, “Reduksi Atribut Menggunakan Information Gain untuk Optimasi Cluster Algoritma K-Means,” *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 6, no. 1, p. 48, 2020, doi: 10.26418/jp.v6i1.37606.
- [9] J. C. Bezdek, R. Ehrlich, and W. Full, “FCM: The Fuzzy C-Means Clustering Algorithm James,” *Comput. Geosci. Vol. 10, No. 2-3*, pp. 191–203, 1984. *Print. U.S.A.*, vol. 10, no. 2, pp. 191–203, 1984, doi: 10.1109/igarss.1988.569600.
- [10] S. P. Nabila, N. Ulinnuha, and A. Yusuf, “Model Prediksi Kelulusan Tepat Waktu Dengan Metode Fuzzy C-Means Dan K-Nearest Neighbors Menggunakan Data Registrasi Mahasiswa,” *Netw. Eng. Res. Oper.*, vol. 6, no. 1, p. 39, 2021, doi: 10.21107/nero.v6i1.199.
- [11] A. Z. Putri, M. Afdal, S. Monalisa, and I. Permana, “Penerapan Algoritma Fuzzy C-Means Pada Segmentasi Pelanggan B2B dengan Model LRFM,” *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 7, no. 3, pp. 1423–1432, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i3.6150.
- [12] D. L. Aditya and D. Fitriana, “Comparative Study of Fuzzy C-Means and K-Means Algorithm for Grouping Customer Potential in Brand Limback,” *J. Ris. Inform.*, vol. 3, no. 4, pp. 327–334, 2021, doi: 10.34288/jri.v3i4.241.
- [13] S. Monalisa, P. Nadya, and R. Novita, “Analysis For Customer Lifetime Value Categorization With RFM Model,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 161, pp. 834–840, 2019, doi: 10.1016/j.procs.2019.11.190.
- [14] A. Wicaksono, F. A. Bachtiar, and N. Y. Setiawan, “Segmentasi Pelanggan Menggunakan Fuzzy C-Means Clustering berdasarkan RFM Model pada E-Commerce (Studi Kasus: E-Commerce XYZ),” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 4, pp. 1351–1360, 2021.
- [15] P. Delaya, A. Handoyo, and A. Setiawan, “Aplikasi Segmentasi Pelanggan menggunakan Algoritma RFM/P dan Kmeans Clustering pada PT. XYZ,” *J. Infra*, vol. 9, no. 2, 2021, [Online]. Available: <https://garuda.kemdikbud.go.id/documents/detail/2283104>.
- [16] D. Rajeswari and K. Thangavel, “The Performance of Data Normalization Techniques on Heart Disease Datasets,” *Int. J. Adv. Res. Eng. Technol.*, vol. 11, no. 12, pp. 2350–2357, 2020, doi: 10.34218/IJARET.11.12.2020.222.
- [17] A. Jaini, Mustakim, A. W. Syaputri, T. Qurahman, and S. T. Rizaldi, “Perbandingan Algoritma Fuzzy C-Means dan K-Medoids untuk Pengelompokan Data Penjualan pada 212 Mart,” *Semin. Nas. Teknol. Informasi, Komun. dan Ind.* 12, no. 2012, pp. 172–179, 2020.
- [18] E. Rouza and L. Fimawahib, “Implementasi Fuzzy C-Means Clustering dalam Pengelompokan UKM Di Kabupaten Rokan Hulu,” *Techno.Com*, vol. 19, no. 4, pp. 481–495, 2020, doi: 10.33633/tc.v19i4.4101.
- [19] I. Wahyudi, M. B. Sulthan, and L. Suhartini, “Analisa Penentuan Cluster Terbaik Pada Metode K-Means Menggunakan Elbow Terhadap Sentra Industri Produksi Di Pamekasan,” *J. Apl. Teknol. Inf. dan Manaj.*, vol. 2, no. 2, pp. 72–81, 2021, doi: 10.31102/jatim.v2i2.1274.
- [20] W. A. Putri, D. Rachmawati, and W. S. Silalahi, “Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan E-Wallet Menggunakan Metode Analytic Hierarchy Process-TOPSIS,” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 18–27, 2022, doi: 10.57152/malcom.v2i1.160.
- [21] D. I. Yahya, E. Mikael, Y. J. G. Ramadhan, and M. Badrul, “Penerapan Metode Ahp Untuk Penentuan Siswa Terbaik Di Smp Yapindo II,” *J. Larik Ldng. Artik. Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 2, pp. 50–58, 2021, doi: 10.31294/larik.v1i2.748.
- [22] I. Ramadhan and D. Cahya Putri Buani, “Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Karyawan Terbaik Berdasarkan Kinerja Dengan Metode Analytical Hierarchy Process (AHP),” *EVOLUSI J. Sains dan Manaj.*, vol. 11, no. 1, pp. 22–30, 2023, doi: 10.31294/evolusi.v11i1.14966.
- [23] A. N. Husna and C. Arifa, “Analisis Segmentasi Pelanggan Berdasarkan Customer Lifetime Value,” *J. ABIS Account. Bus. Inf. Syst.*, vol. 7, no. 2, p. 245, 2019, [Online]. Available: <https://jurnal.ugm.ac.id/abis/article/view/58833/28641>.
- [24] H. Lohonauman, “Ipteks Penghitungan Customer Lifetime Value,” *J. Ipteks Akunt. bagi Masy.*, vol. 4, no. 1, pp. 19–23, 2020.
- [25] S. A. Perdana, S. F. Florentin, and A. Santoso, “Analisis Segmentasi Pelanggan Menggunakan K-Means Clustering Studi Kasus Aplikasi Alfagift,” *Sebatik*, vol. 26, no. 2, pp. 420–427, 2022, doi: 10.46984/sebatik.v26i2.2134.
- [26] I. Maskanah, A. Primajaya, and A. Rizal, “Segmentasi Pelanggan Toko Purnama dengan Algoritma K-Means dan Model RFM untuk Perancangan Strategi Pemasaran,” *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 5, no. 2, p. 218, 2020, doi: 10.35314/isi.v5i2.1443.
- [27] N. P. P. Yuliari, I. K. G. D. Putra, and N. K. D. Rusjayanti, “Customer Segmentation Through Fuzzy C-Means And Fuzzy RFM Method,” *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 78, no. 3, pp. 380–385, 2015.