

Optimalisasi Strategi Pemasaran Melalui Analisis RFM pada Dataset Transaksi Ritel Menggunakan Python

Andy Hermawan^{1*}, Nila Rusiardi Jayanti², Aji Saputra³, Cahaya Tambunan⁴, Dzaky Muhammad Baihaqi⁵, Muhammad Alif Syahreza⁶, Zacharia Bachtiar⁷

^{1,2} Universitas Indraprasta PGRI, Indonesia

³ Universitas Khairun, Indonesia

⁴ Universitas Negeri Medan, Indonesia

⁵ Universitas Pasundan, Indonesia

⁶ Asia Pacific University of Innovation and Technology, Malaysia

⁷ Telkom University, Indonesia

Email: andy.hermawan@unindra.ac.id, nilarusiardi.jayanti@unindra.ac.id, aji.saputra@unkhair.ac.id, cahaya.tambunan63@gmail.com, dzakyjack03@gmail.com, zachariabachtiar@gmail.com, alifsyzy@gmail.com

Abstract. This study aims to optimize marketing strategies through RFM (Recency, Frequency, Monetary) analysis on a retail transaction dataset obtained from Kaggle. The dataset contains 64,682 transactions from 5,242 SKUs involving 22,625 customers over one year. Data cleaning and RFM analysis were conducted to segment customers based on recency, frequency, and monetary values. The findings reveal that customers were segmented into groups such as Champions, Loyal Customers, and At Risk. These segments provide valuable insights for developing targeted marketing strategies, such as loyalty programs for high-value customers and retention campaigns for at-risk customers. The study demonstrates that RFM analysis is effective in identifying valuable customer segments and optimizing marketing efforts based on customer behavior. This approach can increase customer retention and improve the return on investment (ROI) in marketing campaigns.

Keywords: Customer Segmentation, Kaggle, Marketing Strategy, RFM Analysis, Retail Data.

Abstrak. Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan strategi pemasaran melalui analisis RFM (Recency, Frequency, Monetary) pada dataset transaksi ritel yang diperoleh dari Kaggle. Dataset mencakup 64.682 transaksi dari 5.242 SKU yang melibatkan 22.625 pelanggan selama satu tahun. Dilakukan pembersihan data dan analisis RFM untuk mengelompokkan pelanggan berdasarkan nilai recency, frequency, dan monetary. Hasilnya menunjukkan bahwa pelanggan dikelompokkan ke dalam beberapa segmen seperti *Champions*, *Loyal Customers*, dan *At Risk*. Segmen-segmen ini memberikan wawasan berharga dalam mengembangkan strategi pemasaran yang terarah, seperti program loyalitas untuk pelanggan bernilai tinggi dan kampanye retensi bagi pelanggan yang berisiko. Penelitian ini menunjukkan bahwa analisis RFM efektif dalam mengidentifikasi segmen pelanggan bernilai tinggi dan mengoptimalkan upaya pemasaran berdasarkan perilaku pelanggan. Pendekatan ini dapat meningkatkan retensi pelanggan serta memperbaiki pengembalian investasi (ROI) pada kampanye pemasaran.

Kata kunci: Analisis RFM, Data Ritel, Kaggle, Segmentasi Pelanggan, Strategi Pemasaran.

1. LATAR BELAKANG

Dalam dunia bisnis yang semakin kompetitif, perusahaan harus mampu memahami perilaku pelanggan untuk mempertahankan daya saingnya. Salah satu pendekatan yang telah banyak digunakan untuk segmentasi pelanggan adalah Analisis RFM (*Recency*, *Frequency*, *Monetary*), yang menilai pelanggan berdasarkan kapan terakhir mereka melakukan pembelian (*recency*), seberapa sering mereka bertransaksi (*frequency*), dan berapa banyak uang yang mereka belanjakan (*monetary*). Dengan segmentasi ini, perusahaan dapat mengarahkan strategi pemasaran secara lebih efektif untuk mempertahankan pelanggan yang bernilai tinggi.

Penelitian sebelumnya, seperti yang diusulkan oleh Hughes (1994), telah menunjukkan bahwa Analisis RFM merupakan metode yang efektif untuk mengidentifikasi pelanggan bernilai tinggi dan meningkatkan retensi pelanggan. Namun, sebagian besar penelitian masih berfokus pada penerapan RFM dalam skala yang terbatas atau di sektor tertentu, sehingga ada peluang untuk menerapkan metode ini pada dataset yang lebih besar dan beragam, seperti yang tersedia di Kaggle.

Penelitian ini bertujuan untuk mengisi celah tersebut dengan menerapkan analisis RFM pada dataset ritel yang mencakup lebih dari 64.000 transaksi dari 22.625 pelanggan. Kebaruan dari penelitian ini terletak pada penerapan analisis RFM pada dataset besar dan publik dari platform Kaggle, serta bagaimana hasil segmentasi ini dapat membantu perusahaan ritel dalam merancang strategi pemasaran yang lebih terarah, mulai dari program loyalitas hingga kampanye retensi.

2. KAJIAN TEORITIS

Analisis RFM (*Recency, Frequency, Monetary*) merupakan metode yang diperkenalkan oleh Hughes (1994) sebagai cara untuk mengukur nilai pelanggan dalam konteks pemasaran langsung. Dalam RFM, pelanggan dinilai berdasarkan kapan terakhir kali mereka melakukan pembelian (*recency*), seberapa sering mereka bertransaksi (*frequency*), dan berapa banyak uang yang mereka belanjakan (*monetary*). Pendekatan ini telah terbukti efektif dalam meningkatkan retensi pelanggan serta mengidentifikasi pelanggan yang bernilai tinggi bagi perusahaan.

Sejumlah penelitian baru-baru ini menunjukkan efektivitas RFM dalam berbagai konteks bisnis. Penelitian oleh Zamil dan Vasista (2021) menunjukkan bahwa implementasi RFM berbasis *Python* dapat memberikan wawasan yang signifikan tentang perilaku pelanggan, terutama dalam pemasaran digital. Mereka menyoroti pentingnya segmentasi pelanggan yang akurat untuk meningkatkan kinerja pemasaran.

Lebih lanjut, penelitian oleh Monalisa et al. (2023) menggabungkan model RFM dengan variabel demografi menggunakan algoritma DBSCAN untuk segmentasi pelanggan, menekankan bagaimana integrasi antara RFM dan teknik machine learning dapat menghasilkan segmentasi yang lebih komprehensif dan tepat sasaran dalam industri telekomunikasi.

Penelitian oleh Wan et al. (2022) mengembangkan model RFM cepat untuk segmentasi pelanggan, menunjukkan bahwa efisiensi dan kecepatan analisis dapat ditingkatkan dalam konteks bisnis yang dinamis. Mereka mengusulkan pendekatan ini untuk mempercepat proses pengambilan keputusan dalam pemasaran berbasis data.

Selain itu, Cuce dan Tiryaki (2022) menekankan pentingnya analitik data dalam segmentasi pelanggan menggunakan metode RFM. Mereka menunjukkan bagaimana kombinasi RFM dengan teknik analitik modern dapat meningkatkan efisiensi segmentasi pelanggan dan membantu perusahaan mengarahkan kampanye pemasaran yang lebih efektif.

Penelitian oleh Andy Hermawan et al. (2024) menggunakan RFM dengan Python dalam konteks ritel untuk membagi pelanggan ke dalam segmen-segmen berdasarkan perilaku pembelian mereka. Hasilnya menunjukkan bahwa metode ini membantu perusahaan memahami perilaku pelanggan dengan lebih baik dan mengembangkan strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran.

Dengan landasan dari penelitian-penelitian terbaru ini, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan analisis RFM pada dataset transaksi ritel dari Kaggle guna mengoptimalkan strategi pemasaran berbasis data dan meningkatkan efektivitas kampanye pemasaran.

3. METODE PENELITIAN

Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan desain kuantitatif dengan pendekatan analisis deskriptif untuk menerapkan metode RFM (*Recency, Frequency, Monetary*) dalam segmentasi pelanggan. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola perilaku pelanggan berdasarkan data transaksi ritel yang diambil dari Kaggle. Analisis RFM digunakan untuk mengelompokkan pelanggan ke dalam beberapa segmen dengan tujuan mengoptimalkan strategi pemasaran.

Populasi dan Sampel Penelitian

Populasi dalam penelitian ini adalah seluruh pelanggan yang melakukan transaksi di sebuah perusahaan ritel selama satu tahun. Data yang digunakan adalah dataset yang diambil dari Kaggle, yang mencakup 64.682 transaksi dari 5.242 SKU dan melibatkan 22.625 pelanggan. Oleh karena itu, tidak dilakukan teknik pengambilan sampel, melainkan seluruh data digunakan sebagai populasi dalam analisis ini.

Teknik dan Instrumen Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa transaksi penjualan yang tersedia secara publik di platform Kaggle. Dataset ini mencakup kolom-kolom seperti tanggal transaksi, ID pelanggan, SKU produk, kuantitas pembelian, dan nilai penjualan. Pengumpulan data dilakukan melalui pengunduhan dataset yang telah disediakan oleh Kaggle, dan kemudian dilakukan proses pembersihan data (*data cleaning*) untuk memastikan keakuratan hasil analisis.

Alat Analisis Data

Data dianalisis menggunakan bahasa pemrograman *Python*, dengan *library* seperti *Pandas* untuk pengolahan data dan *Matplotlib* serta *Seaborn* untuk visualisasi data. Proses analisis melibatkan beberapa tahapan, yaitu:

- Pembersihan Data : Mengidentifikasi dan menangani missing values, duplikasi data, serta memastikan konsistensi format data.
- Perhitungan RFM : Menghitung nilai *recency*, *frequency*, dan *monetary* untuk setiap pelanggan.
- Skoring RFM : Memberikan skor pada setiap pelanggan berdasarkan nilai RFM yang dihitung, dengan menggunakan sistem skoring dari 1 hingga 5.
- Segmentasi Pelanggan : Pelanggan dikelompokkan ke dalam beberapa segmen berdasarkan skor RFM mereka, seperti *Champions*, *Loyal Customers*, dan *At Risk*.
- Visualisasi Hasil Segmentasi : Hasil analisis RFM berbentuk segmentasi para customers di-visualisasikan menggunakan dua jenis diagram yaitu *Treemap* dan *Bubble Chart*.

Model Penelitian

Model penelitian yang digunakan adalah model RFM (*Recency*, *Frequency*, *Monetary*), yang mengelompokkan pelanggan berdasarkan tiga dimensi utama:

- *Recency* (R) : Jumlah hari sejak transaksi terakhir dilakukan oleh pelanggan.
- *Frequency* (F) : Jumlah total transaksi yang dilakukan oleh pelanggan dalam periode tertentu.
- *Monetary* (M) : Total nilai uang yang dibelanjakan oleh pelanggan selama periode analisis.

Simbol-simbol dalam model RFM diinterpretasikan sebagai berikut:

- R : Semakin rendah nilai *recency*, semakin baru pelanggan melakukan transaksi, yang dianggap lebih baik.
- F : Semakin tinggi nilai *frequency*, semakin sering pelanggan bertransaksi, yang menunjukkan loyalitas pelanggan.
- M : Semakin tinggi nilai *monetary*, semakin besar kontribusi pelanggan terhadap pendapatan perusahaan.

Data yang telah diproses kemudian diinterpretasikan untuk memberikan rekomendasi strategi pemasaran yang lebih efektif berdasarkan segmen pelanggan yang dihasilkan dari analisis RFM.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisa RFM bermanfaat kepada perusahaan untuk menentukan pelanggan-pelanggan yang bermanfaat kepada perusahaan. Dengan analisa RFM, perusahaan bisa membuat kampanye terhadap pelanggan berdasarkan RFM sehingga mengoptimalkan pengeluaran untuk melaksanakan kampanye-kampanye tersebut. Pelanggan akan dinilai berdasarkan nilai-nilai RFM yaitu: seberapa sering mereka bertransaksi, berapa banyak pengeluaran finansial, dan transaksi yang paling baru.

Setelah itu, perusahaan bisa membuat segmentasi terhadap masing-masing pelanggan. Berikut adalah tahapan yang akan dilakukan untuk menghasilkan segmentasi-segmentasi tersebut:

Data Understanding

Memahami data yang tersedia adalah hal yang penting sebelum melakukan analisa terhadap data tersebut. Maka demikian, berikut adalah penjelasan dari masing-masing kolom yang ada dalam dataset:

- **Date:** Tanggal transaksi tersebut dilakukan. Format nya adalah HH/BB/TTTT, dimana “H” adalah hari, “B” bulan dan “T” tahun.
- **Customer_ID:** Nomor unik terhadap masing-masing pelanggan yang melakukan transaksi.
- **Transaction_ID:** Nomor unik untuk semua transaksi yang telah dilakukan. Di transaksi berbeda, memungkinkan untuk sebuah transaksi untuk mempunyai Customer_ID yang sama dengan transaksi yang lain.
- **SKU_Category:** Kategori SKU yang
- **SKU:** *Stock Keeping Unit* yaitu kode unik yang diberi ke semua produk yang ada untuk mengidentifikasi produk tersebut
- **Quantity:** Jumlah produk yang terjual di sebuah transaksi. Merepresentasikan jumlah produk yang dibeli oleh pelanggan dalam satu transaksi
- **Sales_Amount:** Jumlah total penjualan yang dihasilkan dari sebuah transaksi. Di hitung dari harga produk per unit dikalikan jumlah produk

Data Cleaning

1. Penanganan Missing Values:

Data yang bersifat *missing* merupakan hal yang sering terjadi pada dataset, dan strategi untuk menangani hal ini adalah dua metode yaitu dilakukan *drop* atau melakukan imputasi data.

```

Date          0
Customer_ID   0
Transaction_ID 0
SKU_Category  0
SKU           0
Quantity      0
Sales_Amount  0
dtype: int64

```

Gambar 1. Penanganan Missing Values

Dapat dilihat dari hasil pengecekan missing values diatas, bahwa untuk dataset ini, tidak terdapat missing value, atau dapat dikatakan bahwa data bersifat komplit.

2. Penganan Data Duplikat

Data duplikat seringkali dapat memberikan hasil analisis yang tidak sesuai dengan kenyataan dikarenakan sifat *bias* yang dapat diundang dari data yang sama berkali-kali. Untuk penanganan hal ini biasanya dilakukan *drop*.

```

Empty DataFrame
Columns: [Date, Customer_ID, Transaction_ID, SKU_Category, SKU, Quantity, Sales_Amount]
Index: []

```

Gambar 2. Data duplikat

Dapat dilihat dari hasil pengecekan data duplikat, bahwa dataset sudah bersih atau dapat dikatakan tidak terdapat data duplikat di dalamnya.

3. Penganan format data

Dengan berbagai macam tipe data yang dapat dimiliki oleh kolom pada dataset, seringkali terdapat tipe data yang sebenarnya tidak sesuai. Maka dari itu harus dilakukan formatting atau mengubah tipe data kolom tersebut menjadi sesuai.

```

Data columns (total 7 columns):
#   Column              Non-Null Count  Dtype
---  -
0   Date                 131706 non-null  datetime64[ns]
1   Customer_ID          131706 non-null  int64
2   Transaction_ID        131706 non-null  int64
3   SKU_Category         131706 non-null  object
4   SKU                  131706 non-null  object
5   Quantity             131706 non-null  float64
6   Sales_Amount         131706 non-null  float64

```

Gambar 3. Penganan format data

Dikarenakan kolom Date merupakan kolom yang krusial dalam melakukan analisis yang berbasis waktu (untuk perhitungan *Recency* skor), maka dari itu kolom date akan di-format menjadi tipe data *Datetime* dari yang sebelumnya *Object*.

Menghitung *Recency*, *Frequency*, dan *Monetary Values*

Tahap selanjutnya yaitu menghitung RFM *values* dari setiap customer. Untuk *Recency*, atau seberapa baru nya seorang customer membeli barang pada toko ritel ini. Semakin terkini seorang customer membeli barang, maka nilai *recency* akan semakin kecil, yang dalam konteks ini berarti semakin tinggi value nya. *Recency* value memiliki range dari 1 sampai 365, yang menunjukkan waktu terakhir pembelian dalam satu tahun terakhir.

Untuk *value Frequency* dapat dihitung dari seberapa sering seorang customer melakukan transaksi dalam toko ritel tersebut. Semakin tinggi jumlahnya, maka *value* dari skor *recency* akan semakin tinggi pula.

Terakhir untuk *value Monetary* dapat dihitung dari keseluruhan transaksi yang dilakukan oleh seorang customer, dan dilakukan agregasi atau penambahan terhadap semua transaksi tersebut.

	r_value	f_value	m_value
Customer_ID			
1	345	1	16.29
2	196	2	22.77
3	365	1	10.92
4	53	2	33.29
5	180	5	78.82
...	...	...	...
22621	22	1	9.69
22622	16	1	6.07
22623	11	1	128.01
22624	30	1	19.60
22625	1	4	83.62

Gambar 4. RFM *values*

Hasil dari perhitungan RFM *values* dapat dilihat pada gambar diatas. Perlu diketahui untuk *value Monetary* merupakan dalam bentuk USD (Dollar US).

Menghitung *Recency*, *Frequency*, dan *Monetary Score*

Selanjutnya, kita dapat menghitung skor RFM dari values yang sudah didapatkan sebelumnya. Setiap skor diberikan dalam rentang 1 hingga 5, di mana skor yang lebih tinggi menunjukkan performa yang lebih baik.

Setiap values pada RFM dilakukan *ranking* dengan menggunakan function dari Python yaitu *rank* yang memberikan ranking untuk setiap data sesuai dengan values nya. Penggunaan

persentil dengan metode peringkat memastikan bahwa scoring mencerminkan kinerja relatif pelanggan. Sebagai contoh, 20% pelanggan teratas akan mendapatkan skor tertinggi, menunjukkan nilai mereka yang lebih unggul.

Customer_ID	r_value	f_value	m_value	r_percentile	f_percentile	m_percentile	r_score	f_score	m_score
1	345	1	16.29	0.041525	0.254939	0.389834	5	1	2
2	196	2	22.77	0.425481	0.602674	0.488751	3	3	3
3	365	1	10.92	0.000994	0.254939	0.268287	5	1	2
4	53	2	33.29	0.733613	0.602674	0.594807	2	3	3
5	180	5	78.82	0.452066	0.862807	0.794188	3	5	4
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
22621	22	1	9.69	0.862829	0.254939	0.237768	1	1	2
22622	16	1	6.07	0.900707	0.254939	0.122254	1	1	1
22623	11	1	128.01	0.937039	0.254939	0.871249	1	1	5
22624	30	1	19.60	0.821436	0.254939	0.442387	1	1	3
22625	1	4	83.62	0.997790	0.816110	0.805392	1	4	5

Gambar 5. RFM dilakukan *ranking*

Setelah dilakukan ranking, maka dataset akan dilakukan scoring menggunakan *pd.cut* yang memotong dataset menjadi 5 bagian yang seimbang berdasarkan hasil persentil value nya.

Menggabungkan ketiga score

Lalu, setelah mendapatkan semua skor berdasarkan persentil valuenya, maka dapat dilakukan penggabungan ketiga skor tersebut agar terlihat dengan jelas hasil RFM skor dari setiap customer.

Customer_ID	r_value	f_value	m_value	r_percentile	f_percentile	m_percentile	r_score	f_score	m_score	rfm_score
1	345	1	16.29	0.041525	0.254939	0.389834	5	1	2	512
2	196	2	22.77	0.425481	0.602674	0.488751	3	3	3	333
3	365	1	10.92	0.000994	0.254939	0.268287	5	1	2	512
4	53	2	33.29	0.733613	0.602674	0.594807	2	3	3	233
5	180	5	78.82	0.452066	0.862807	0.794188	3	5	4	354
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
22621	22	1	9.69	0.862829	0.254939	0.237768	1	1	2	112
22622	16	1	6.07	0.900707	0.254939	0.122254	1	1	1	111
22623	11	1	128.01	0.937039	0.254939	0.871249	1	1	5	115
22624	30	1	19.60	0.821436	0.254939	0.442387	1	1	3	113
22625	1	4	83.62	0.997790	0.816110	0.805392	1	4	5	145

Gambar 7. RFM skor dari setiap customer

RFM skor sudah terbentuk dengan penggabungan antara ketiga skor yang telah dihitung sebelumnya. Bentuk inilah yang akan dilakukan segmentasi dan dianalisis hasilnya.

Memberikan segmentasi untuk setiap customer

RFM Score yang dihasilkan akan dikelompokkan lagi menjadi segmentasi customer seperti berikut:

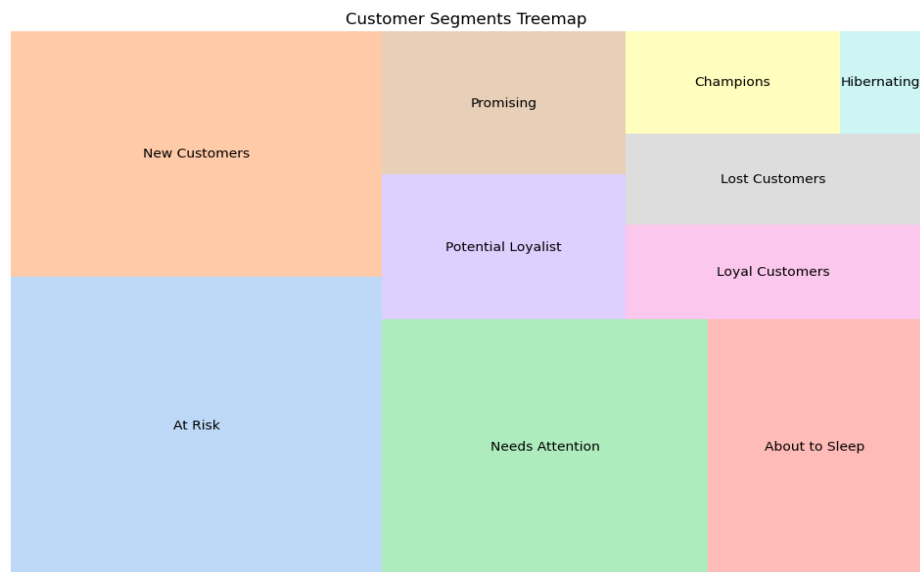
customer_segment	
At Risk	5067
New Customers	4162
Needs Attention	3815
About to Sleep	2491
Potential Loyalist	1605
Promising	1592
Loyal Customers	1278
Lost Customers	1232
Champions	1002
Hibernating	381

Gambar 8. RFM Score

Customer dikelompokkan berdasarkan ketiga hasil skoring RFM yang menggambarkan sebuah value dari customer tersebut. Berikut merupakan definisi dari setiap kelompok segmentasi:

1. **At Risk:** Pelanggan yang sebelumnya sering bertransaksi namun kini jarang.
2. **New Customers:** Pelanggan baru yang baru saja mulai bertransaksi.
4. **Needs Attention:** Pelanggan yang pernah aktif tetapi menunjukkan penurunan aktivitas.
5. **About to Sleep:** Pelanggan yang hampir tidak aktif dan berisiko tidak bertransaksi lagi.
6. **Potential Loyalist:** Pelanggan dengan potensi untuk menjadi pelanggan setia, baru saja mulai sering bertransaksi.
7. **Promising:** Pelanggan baru yang menunjukkan aktivitas menjanjikan.
8. **Loyal Customers:** Pelanggan yang sering bertransaksi dan memiliki hubungan yang kuat dengan bisnis.
9. **Lost Customers:** Pelanggan yang sebelumnya aktif tetapi kini sudah lama tidak bertransaksi.
10. **Champions:** Pelanggan yang sangat aktif, sering membeli, dan memiliki nilai tinggi.
11. **Hibernating:** Pelanggan yang sudah lama tidak aktif dan menunjukkan sedikit atau tanpa aktivitas.

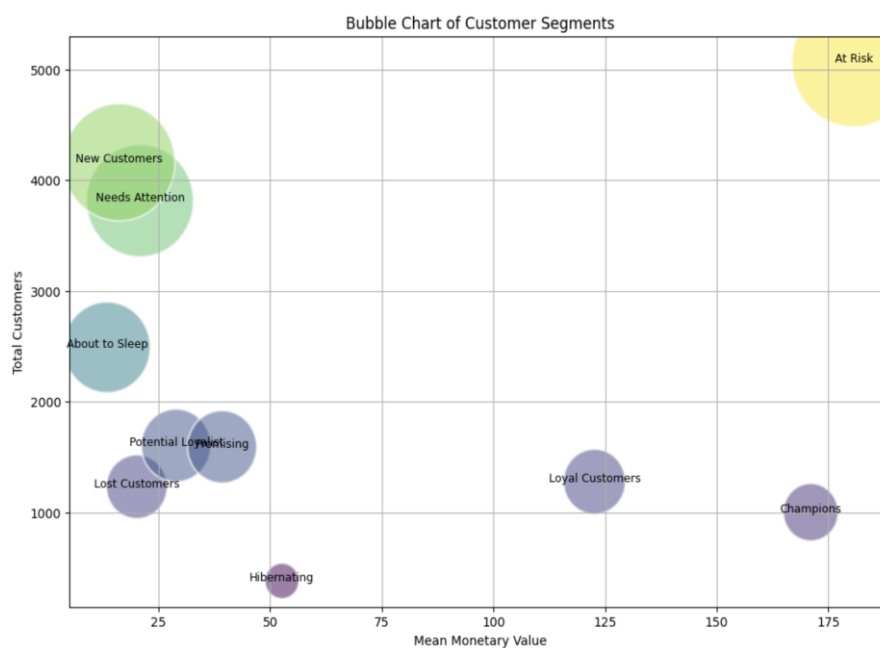
Visualisasi dengan Treemap



Gambar 9. RFM (Recency, Frequency, Monetary)

Treemap ini menggambarkan distribusi pelanggan berdasarkan segmentasi RFM (*Recency, Frequency, Monetary*). Setiap kotak mewakili sekelompok pelanggan dengan perilaku pembelian berbeda, seperti *Champion* yang sering melakukan pembelian dan berkontribusi secara signifikan, *Loyal Customers* yang stabil, dan pelanggan *At Risk* atau *Lost* yang memerlukan strategi retensi khusus. Visualisasi ini membantu perusahaan memahami profil pelanggan dan memandu strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran.

Visualisasi dengan Bubble Chart



Gambar 10. Bubble Chart

Bubble Chart diatas memvisualisasikan segmen pelanggan berdasarkan Segmentasi Pelanggan. Seperti yang dapat kita lihat, sebagian besar nasabah berada dalam klasifikasi *At Risk*, dan merupakan permasalahan yang perlu segera diatasi. Kedua adalah *New Customers* yang dapat bermanfaat dalam jangka panjang jika ditangani dengan strategi yang tepat. Pelanggan yang *Need Attention* dan *About to Sleep* juga harus diperlakukan sebagaimana mestinya untuk menghindari *churn* pelanggan. Pelanggan yang *Promising*, *Need Attention* dan *About to Sleep* mempunyai keseringan (*Frequency*) rendah, dan harus ditangani dengan kampanye yang bisa memotivasi pelanggan tersebut untuk melakukan transaksi lebih banyak. Salah satunya adalah memberi promosi diskon di transaksi selanjutnya atau program pelanggan setia.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penggunaan RFM juga membantu perusahaan memahami pentingnya mengalokasikan sumber daya secara lebih efisien dengan menargetkan segmen yang bernilai tinggi. Dengan demikian, strategi pemasaran yang lebih terarah dapat meningkatkan retensi pelanggan, mengoptimalkan biaya pemasaran, dan pada akhirnya meningkatkan pendapatan serta *return on investment* (ROI).

Berdasarkan analisa di atas, sangat penting untuk membuat kampanye yang berfokus pada pelanggan yang *At Risk* dan *New Customers*, karena mereka merupakan mayoritas segmentasi. Hal ini untuk menghindari pelanggan yang *At Risk* *churn* dan juga mengubah *New Customers* menjadi *Potential Loyal Customers*. Tim pemasaran dapat mempromosikan program untuk pelanggan yang kembali yang menargetkan pelanggan yang *At Risk*, sekaligus menawarkan diskon kepada *New Customers* sehingga mereka termotivasi untuk kembali lagi dan berbelanja di supermarket di lain waktu.

Saran

Champion: Pelanggan terbaik yang perlu dipertahankan.

- **Rekomendasi:** Berikan layanan eksklusif, hadiah premium, program loyalitas, atau undangan khusus ke acara-acara mereka.

Loyal Customer: Pelanggan yang stabil dan setia.

- **Rekomendasi:** Berikan keuntungan tambahan seperti diskon reguler, akses awal ke produk baru, atau program loyalitas jangka panjang.

Potential Loyalists: Pelanggan yang memiliki potensi untuk menjadi pelanggan setia.

- **Rekomendasi:** Tawarkan promosi menarik, diskon untuk pembelian berikutnya, atau program keanggotaan untuk memperkuat loyalitas mereka.

New Customers: Pelanggan baru membutuhkan pengalaman pertama yang positif.

- **Rekomendasi:** Berikan sambutan hangat, diskon khusus untuk pembelian berikutnya, atau program referensi agar mereka kembali berbelanja.

Promising: Pelanggan yang menunjukkan potensi, tetapi belum sepenuhnya terlibat.

- **Rekomendasi:** Tawarkan promosi yang lebih personal, penawaran khusus, atau dorongan untuk melakukan pembelian ulang.

Need Attention: Pelanggan yang memerlukan perhatian lebih untuk kembali terlibat.

- **Rekomendasi:** Kirim pengingat melalui email, tawarkan diskon khusus, atau promosi dengan batas waktu terbatas untuk menarik mereka berbelanja lagi.

About to Sleep: Pelanggan yang hampir tidak aktif dan beresiko kehilangan minat.

- **Rekomendasi:** Ciptakan kampanye retensi dengan penawaran “terakhir” atau promosi agresif sebelum mereka benar-benar tidak aktif.

At Risk: Pelanggan yang berisiko meninggalkan merek.

- **Rekomendasi:** Lakukan pendekatan ulang dengan penawaran menarik, seperti diskon besar atau program loyalitas khusus untuk pelanggan yang kembali.

Hibernating: Pelanggan yang sangat jarang melakukan pembelian.

- **Rekomendasi:** Buat kampanye khusus seperti "Kami Merindukan Anda", atau tawarkan paket produk dengan harga diskon untuk menarik mereka kembali.

Lost: Pelanggan yang sudah lama tidak aktif dan kecil kemungkinan untuk kembali.

- **Rekomendasi:** Jalankan kampanye reaktivasi dengan penawaran yang tidak bisa ditolak, atau program khusus untuk pelanggan yang kembali setelah periode lama tidak aktif, atau jika diperlukan, biarkan mereka pergi.

Lakukan pula evaluasi berkala, dimana perusahaan melakukan evaluasi RFM secara berkala, karena perilaku pelanggan bisa berubah dari waktu ke waktu. Melakukan penyesuaian berdasarkan perubahan ini akan memastikan bahwa strategi pemasaran tetap relevan dan efektif.

Dengan strategi yang tepat untuk setiap segmen, perusahaan dapat lebih efektif dalam mengelola pelanggan, meningkatkan retensi, serta mengoptimalkan biaya pemasaran guna meningkatkan nilai jangka panjang setiap segmen pelanggan.

DAFTAR REFERENSI

- Armand, F. (2003). Social Marketing Models for Product-Based Reproductive Health Programs: A Comparative Analysis. *Occasional Paper Series*. Washington, DC. Retrieved from www.cmsproject.com.
- Bator, R. J., Bryan, A. D., & Schultz, P. W. (2011). Who Gives a Hoot?: Intercept Surveys of Litterers and Disposers. *Environment and Behavior*, 43(3), 295–315. <https://doi.org/10.1177/0013916509356884>
- Belair, A. R. (2003). Shopping for Your Self: When Marketing becomes a Social Problem. *Dissertation*. Concordia University, Montreal, Quebec, Canada.
- Blattberg, R. C., Kim, B. D., & Neslin, S. A. (2008). RFM Analysis. In *Database Marketing* (Vol. 18). Springer, New York, NY. https://doi.org/10.1007/978-0-387-72579-6_12
- Chain, P. (1997). Same or Different?: A Comparison of the Beliefs Australian and Chinese University Students Hold about Learning's Proceedings of AARE Conference. Swinburne University. Available at: <http://www.swin.edu.au/aare/97pap/CHAN97058.html>, diakses tanggal 27 Mei 2000.
- Cuce, A., & Tiryaki, E. (2022). Data analytics in customer segmentation and RFM method. *Istanbul Technical University*.
- Hermawan, A., Kahfi, R. A., Surya, E., Aini, U., & Hidayat, R. (2024). Penerapan Metode RFM dengan Python dalam Segmentasi Pelanggan. *Jurnal Bisnis Inovatif dan Digital*, 1(3), 92-102. <https://doi.org/10.61132/jubid.v1i3.222>
- Hidayati, S.N. (2016). Pengaruh Pendekatan Keras dan Lunak Pemimpin Organisasi terhadap Kepuasan Kerja dan Potensi Mogok Kerja Karyawan. *Jurnal Maksipreneur: Manajemen, Koperasi, dan Entrepreneurship*, 5(2), 57-66. <http://dx.doi.org/10.30588/SOSHUMDIK.v5i2.164>.
- LPPSP. (2016). *Statistik Indonesia 2016*. Badan Pusat Statistik, 676. Jakarta. Diakses dari <https://www.LPPSP.go.id/index.php/publikasi/326>.
- Monalisa, S., Juniarti, Y., Saputra, E., Muttakin, F., & Ahsyar, T. K. (2023). Customer segmentation with RFM models and demographic variables using DBSCAN algorithm. *Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 21(4). <https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v21i4.22759>
- Norsyaheera, A.W., Lailatul, F.A.H., Shahid, S.A.M., & Maon, S.N. (2016). The Relationship Between Marketing Mix and Customer Loyalty in Hijab Industry: The Mediating Effect of Customer Satisfaction. In *Procedia Economics and Finance* (Vol. 37, pp. 366–371). Elsevier B.V. [https://doi.org/10.1016/S2212-5671\(16\)30138-1](https://doi.org/10.1016/S2212-5671(16)30138-1).

- Risdwiyanto, A. (2016). Tas Kresek Berbayar, Ubah Perilaku Belanja? *Kedaulatan Rakyat*, 22 Februari, 12.
- Risdwiyanto, A. & Kurniyati, Y. (2015). Strategi Pemasaran Perguruan Tinggi Swasta di Kabupaten Sleman Yogyakarta Berbasis Rangsangan Pemasaran. *Jurnal Maksipreneur: Manajemen, Koperasi, dan Entrepreneurship*, 5(1), 1-23.
<http://dx.doi.org/10.30588/SOSHUMDIK.v5i1.142>.
- Sabuncu, İ., Türkan, E., & Polat, H. (2020). Customer segmentation and profiling with RFM analysis. *Turkish Journal of Marketing*, 5(1), 22-36.
<http://dx.doi.org/10.30685/tujom.v5i1.84>
- StatSoft, Inc. (1997). Electronic Statistic Textbook. Tulsa OK., StatSoft Online. Available at: <http://www.statsoft.com/textbook/stathome.html>, diakses tanggal 27 Mei 2000.
- Wan, S., Chen, J., Qi, Z., Gan, W., & Tang, L. (2022). Fast RFM model for customer segmentation. *WWW 2022 - Companion Proceedings of the Web Conference 2022*.
<https://doi.org/10.1145/3487553.3524707>
- Zamil, A. M. A., & Vasista, T. G. (2021). Customer segmentation using RFM analysis: Realizing through Python implementation. *Pacific Business Review*