

Analisis Segmentasi Pelanggan Berbasis RFM dan Evaluasi Efektivitas Kampanye Pemasaran untuk Meningkatkan Retensi

by Andy Hermawan

Submission date: 08-Oct-2024 02:29PM (UTC+0700)

Submission ID: 2478889192

File name: Jurnal_Segmentasi_RFM_dan_Efektivitas_Kampanye_TURNITIN.docx (4.72M)

Word count: 3679

Character count: 24608

Analisis Segmentasi Pelanggan Berbasis *RFM* dan Evaluasi Efektivitas Kampanye Pemasaran untuk Meningkatkan Retensi

Andy Hermawan¹, Fachmi Aditama², Lintang Rizki Ramadhani³, Nur Ilmalani Harahap⁴,
Nuur Muhammad Ilham⁵, Aji Saputra⁶, Nila Rusiardi Jayanti⁷

^{1,7}Universitas Indraprasta PGRI

²Institut Teknologi Nasional Bandung

³Universitas Gadjah Mada

⁴Universitas Trisakti

⁵Institut Teknologi PLN

⁶Universitas Khairun

Email: andy.hermawan@unindra.ac.id¹, fachmi8adtm@gmail.com², lintangrizki29@gmail.com³,
nurilmalani19@gmail.com⁴, nuurmuhilham@gmail.com⁵, aji.saputra@unkhair.ac.id⁶,
nilarusiardi.jayanti@unindra.ac.id⁷

Abstract. This research implements *RFM* (Recency, Frequency, Monetary) analysis to perform customer segmentation and evaluate the effectiveness of marketing campaigns in a retail company. Using a Kaggle dataset, this study identifies customers based on purchasing behaviour and assesses marketing campaign responses for each segment. The analysis reveals that *Loyal*, *VIP*, and *New Customer* segments showed the highest responses, especially in Campaign 6. The findings emphasize the importance of targeting resources on effective segments and campaigns to optimize marketing strategies and maximize *ROI*. Personalized campaigns based on segmentation can enhance customer retention and align product offerings with customer needs.

Keywords: *RFM* Analysis, Customer Segmentation, Marketing Campaign, Customer Retention, *ROI*

Abstrak. Penelitian ini mengimplementasikan analisis *RFM* (Recency, Frequency, Monetary) untuk melakukan segmentasi pelanggan dan mengevaluasi efektivitas kampanye pemasaran pada sebuah perusahaan ritel. Dengan menggunakan *dataset* dari Kaggle, penelitian ini mengidentifikasi pelanggan berdasarkan perilaku pembelian dan menilai respons kampanye pemasaran untuk setiap segmen. Analisis menunjukkan bahwa segmen *Loyal*, *VIP*, dan *New Customer* memberikan respons tertinggi, terutama pada Kampanye 6. Hasil penelitian menekankan pentingnya memfokuskan sumber daya pada segmen dan kampanye yang efektif untuk mengoptimalkan strategi pemasaran dan memaksimalkan *ROI*. Kampanye yang dipersonalisasi berdasarkan segmentasi dapat meningkatkan retensi pelanggan dan menyelaraskan penawaran produk dengan kebutuhan pelanggan.

Kata kunci: Analisis *RFM*, Segmentasi Pelanggan, Kampanye Pemasaran, Retensi Pelanggan, *ROI*

1. LATAR BELAKANG

Dalam era persaingan bisnis yang semakin ketat, pemahaman mendalam tentang karakteristik dan perilaku pelanggan menjadi kunci utama keberhasilan perusahaan. Segmentasi

pelanggan merupakan strategi penting yang memungkinkan perusahaan untuk mengidentifikasi, memahami, dan melayani berbagai kelompok pelanggan secara lebih efektif. Salah satu metode segmentasi yang telah terbukti efektif adalah analisis *RFM* (*Recency, Frequency, Monetary*), yang mengkategorikan pelanggan berdasarkan kebaruan transaksi, frekuensi pembelian, dan nilai moneter yang dihasilkan.

Sementara itu, kampanye pemasaran yang ditargetkan dengan tepat menjadi semakin penting dalam upaya mempertahankan dan meningkatkan loyalitas pelanggan. Namun, evaluasi efektivitas kampanye seringkali menjadi tantangan tersendiri bagi banyak perusahaan. Pengukuran yang akurat terhadap dampak kampanye tidak hanya penting untuk menilai keberhasilan upaya pemasaran, tetapi juga untuk mengoptimalkan alokasi sumber daya dan meningkatkan strategi di masa depan.

Penelitian ini bertujuan untuk mengintegrasikan analisis segmentasi pelanggan berbasis *RFM* dengan evaluasi efektivitas kampanye pemasaran. Dengan menggabungkan kedua aspek ini, diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih komprehensif tentang bagaimana karakteristik pelanggan berkorelasi dengan respons mereka terhadap berbagai jenis kampanye. Hal ini pada gilirannya dapat membantu perusahaan dalam merancang strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran dan efisien.

Studi ini akan menggunakan *dataset* kampanye pemasaran yang tersedia di platform *Kaggle*, yang mencakup data transaksi pelanggan dan informasi kampanye selama periode dua tahun, dari 2012 hingga 2014. *Dataset* ini menyediakan informasi komprehensif tentang karakteristik demografis pelanggan, riwayat pembelian, dan respons terhadap kampanye pemasaran sebelumnya. Dengan memanfaatkan data ini, penelitian bertujuan untuk mengungkap pola-pola penting dalam perilaku pelanggan dan efektivitas kampanye, yang dapat memberikan implikasi signifikan bagi praktik pemasaran dan manajemen hubungan pelanggan.

Analisis mendalam terhadap *dataset* ini diharapkan dapat menghasilkan *insights* yang berharga tentang segmentasi pelanggan yang efektif dan strategi kampanye yang optimal. Hasil penelitian ini tidak hanya akan berkontribusi pada literatur akademik tentang pemasaran dan analisis pelanggan, tetapi juga menyediakan panduan praktis bagi para praktisi pemasaran dalam meningkatkan efektivitas kampanye mereka dan memaksimalkan nilai pelanggan.

2. KAJIAN TEORITIS

Segmentasi pelanggan telah lama diakui sebagai komponen penting dalam strategi pemasaran. Kotler dan Armstrong (2018) mendefinisikan segmentasi pelanggan sebagai proses

membagi pasar menjadi kelompok-kelompok pembeli yang berbeda dengan kebutuhan, karakteristik, atau perilaku yang mungkin memerlukan strategi pemasaran terpisah. Wedel dan Kamakura (2012) menekankan bahwa segmentasi yang efektif dapat meningkatkan efisiensi pemasaran dan memaksimalkan nilai pelanggan.

12 Analisis *RFM* (*Recency, Frequency, Monetary*) Metode *RFM*, yang pertama kali diperkenalkan oleh Hughes (1994), telah menjadi teknik segmentasi yang populer dalam pemasaran langsung dan manajemen hubungan pelanggan. Fader et al. (2005) menunjukkan bahwa *RFM* adalah alat yang kuat untuk memprediksi perilaku pelanggan di masa depan. Khajivand et al. (2011) mengaplikasikan analisis *RFM* dalam konteks *e-commerce* dan menemukan bahwa metode ini efektif dalam mengidentifikasi pelanggan bernilai tinggi.

Efektivitas Kampanye Pemasaran Efektivitas kampanye pemasaran telah menjadi fokus banyak penelitian. Rust et al. (2004) mengembangkan kerangka kerja untuk mengukur pengembalian investasi (*ROI*) dari upaya pemasaran. Venkatesan dan Kumar (2004) meneliti bagaimana mengoptimalkan alokasi sumber daya pemasaran di seluruh saluran dan pelanggan untuk memaksimalkan nilai pelanggan jangka panjang.

Beberapa studi telah mengeksplorasi hubungan antara segmentasi pelanggan dan efektivitas kampanye. Miguéis et al. (2012) menggunakan segmentasi *RFM* bersama dengan karakteristik demografis untuk meningkatkan target kampanye pemasaran langsung. Mereka menemukan bahwa pendekatan ini secara signifikan meningkatkan tingkat respons kampanye.

Pemasaran dalam Era Digital dengan meningkatnya digitalisasi, Kannan dan Li (2017) membahas bagaimana lingkungan digital telah mengubah pemasaran dan menyoroti pentingnya analisis data pelanggan dalam merancang strategi pemasaran yang efektif. Verhoef et al. (2010) menekankan pentingnya strategi *multichannel* dalam meningkatkan keterlibatan pelanggan dan efektivitas kampanye.

Tantangan dalam analisis pelanggan meskipun manfaatnya signifikan, analisis pelanggan juga menghadapi tantangan. Wedel dan Kannan (2016) membahas isu-isu privasi dan etika dalam penggunaan data pelanggan untuk segmentasi dan personalisasi. Mereka menekankan pentingnya keseimbangan antara personalisasi dan perlindungan privasi pelanggan.

Tren terbaru dalam segmentasi dan analisis kampanye dalam penelitian terbaru oleh Kumar et al. (2020) menggabungkan analisis *RFM* dengan teknik *machine learning* untuk meningkatkan akurasi segmentasi dan prediksi respons pelanggan. Sementara itu, Bradlow et al. (2017)

menyoroti peran big data dan analitik tingkat lanjut dalam meningkatkan pemahaman perilaku pelanggan dan efektivitas kampanye.

16

3. METODE PENELITIAN

Studi ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain studi kasus analitis, yang berfokus pada analisis segmentasi pelanggan dan evaluasi efektivitas kampanye pemasaran. Data yang digunakan berasal dari dataset kampanye pemasaran yang tersedia di *Kaggle*, mencakup periode transaksi antara 2012 hingga 2014. Pemilihan *dataset* ini didasarkan pada relevansinya dengan tujuan penelitian, yaitu analisis transaksi dan respons terhadap kampanye pemasaran, serta keanekaragaman segmen pelanggan yang memungkinkan identifikasi pola perilaku yang berbeda. *Dataset* ini terdiri dari 7.813 baris data, yang cukup besar untuk analisis mendalam tanpa menimbulkan masalah performa, serta memiliki struktur yang baik, memudahkan akses dan replikasi oleh peneliti lain.

Proses pra-pemrosesan data meliputi pembersihan data, yaitu penanganan nilai yang hilang dan *outlier*. Normalisasi data dilakukan untuk menyesuaikan skala variabel numerik jika diperlukan, dan variabel kategorikal di-*encoding* menjadi format numerik. Analisis segmentasi pelanggan dilakukan dengan menghitung nilai *RFM* (*Recency, Frequency, Monetary*) untuk setiap pelanggan. Statistik deskriptif digunakan untuk karakterisasi setiap segmen, yang divisualisasikan dalam bentuk grafik dan diagram. Selanjutnya, analisis efektivitas kampanye dilakukan dengan menghitung metrik seperti tingkat respon dan konversi, serta *ROI* kampanye jika data biaya tersedia. Analisis komparatif juga dilakukan untuk membandingkan efektivitas berbagai jenis kampanye di berbagai segmen pelanggan.

Untuk menganalisis hubungan antara segmen pelanggan dan efektivitas kampanye, digunakan analisis *cross-tabulation* untuk melihat tingkat respons setiap segmen terhadap kampanye yang berbeda. Penelitian ini menggunakan alat-alat seperti *Python* untuk analisis data dan visualisasi (dengan *libraries* seperti *pandas*, *numpy*, *sklearn*, *matplotlib*, dan *seaborn*), serta *Jupyter Notebook* untuk dokumentasi dan presentasi analisis.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini, hasil analisis yang telah diperoleh akan dipaparkan secara rinci, dimulai dari segmentasi pelanggan menggunakan analisis *RFM* hingga evaluasi efektivitas kampanye pemasaran berdasarkan respons pelanggan. Hasil-hasil ini kemudian akan dibahas dengan mengaitkannya pada teori dan penelitian terdahulu, serta implikasi praktisnya dalam konteks strategi pemasaran. Selain itu, pembahasan akan mencakup interpretasi terhadap data yang

22 mendukung hipotesis awal dan mengidentifikasi faktor-faktor yang berkontribusi terhadap keberhasilan maupun tantangan dalam pelaksanaan kampanye pemasaran.

4.1 Data Cleaning

10 Data *cleaning* adalah proses identifikasi, koreksi, atau penghapusan data yang tidak akurat, tidak lengkap, atau tidak relevan dari dataset. Tujuannya adalah untuk memastikan kualitas data, sehingga analisis yang dilakukan menjadi lebih akurat dan dapat dipercaya. Proses ini mencakup beberapa langkah, seperti menangani nilai yang hilang, menghapus duplikasi data, memperbaiki kesalahan format, serta mengidentifikasi dan mengatasi outlier atau inkonsistensi dalam data.

a. Nilai yang hilang (*Missing Values*)

Langkah pertama dalam data cleaning adalah mengidentifikasi nilai yang hilang pada dataset. Nilai yang hilang dapat muncul karena berbagai alasan, seperti kesalahan input atau kurangnya data pada saat pengumpulan. Dalam penelitian ini, tidak ditemukan missing values pada kolom-kolom dalam dataset yang dianalisis.

b. Data Duplikat

Duplikasi data dapat terjadi karena kesalahan selama pengumpulan atau penggabungan dataset. Pada tahap ini, data yang terduplikasi dapat diidentifikasi dan dihapus untuk mencegah penghitungan ganda yang dapat mempengaruhi keakuratan hasil analisis. Dalam penelitian ini, tidak ditemukan data duplikat, sehingga tidak diperlukan tahapan lebih lanjut untuk menangani data duplikat.

c. Menangani *Outlier*

Outlier adalah nilai yang secara signifikan berbeda dari data lain dalam dataset. Adanya *outlier* dapat mengganggu analisis dan menyebabkan hasil yang bias. Pada penelitian ini, identifikasi *outlier* dilakukan menggunakan visualisasi distribusi data, seperti *boxplot*, serta penghitungan statistik deskriptif.

Sebagai contoh, pada kolom *Income*, nilai sebesar 666,666 dianggap sebagai *outlier* ekstrem dan dihapus karena tidak sesuai dengan profil umum pelanggan. Batasan maksimum untuk *Income* ditetapkan pada 200,000. Untuk kolom *Year_Birth*, data pelanggan dengan tahun kelahiran sebelum 1940 dihapus karena dianggap sebagai outlier usia. Penelitian dalam perilaku konsumen dan ritel menunjukkan bahwa pelanggan dengan usia di atas 100 tahun cenderung tidak aktif dalam aktivitas belanja, baik karena keterbatasan fisik maupun perubahan kebutuhan (Solomon, 2017).

4.2 Menghitung *Recency*, *Frequency*, dan *Monetary*

a. *Recency*

Recency merupakan salah satu komponen dalam analisis RFM (*Recency*, *Frequency*, *Monetary*) yang menggambarkan seberapa baru seorang pelanggan melakukan transaksi terakhir. Dalam penelitian ini, nilai *recency* dihitung dengan menentukan selisih hari antara tanggal transaksi terakhir pelanggan yang tercatat di kolom *Dt_Customer* dengan tanggal referensi tertentu.

Tabel 1. Hasil Perhitungan *Recency*

ID	Dt_Customer	Recency
5524	04-09-2012	58
2174	08-03-2014	38
4141	21-08-2013	26
6182	10-02-2014	26
10870	13-06-2013	46

b. *Frequency*

Frequency (frekuensi) dalam analisis *RFM* menggambarkan seberapa sering seorang pelanggan melakukan transaksi dalam suatu periode tertentu. Dalam penelitian ini, *Frequency* dihitung dengan menjumlahkan nilai dari beberapa kolom yang menunjukkan jenis pembelian yang dilakukan oleh pelanggan dalam periode analisis. Kolom-kolom yang digunakan adalah:

- *NumDealsPurchases*: Jumlah transaksi melalui promosi atau penawaran.
- *NumWebPurchases*: Jumlah transaksi yang dilakukan melalui situs web.
- *NumCatalogPurchases*: Jumlah transaksi melalui katalog.
- *NumStorePurchases*: Jumlah transaksi yang dilakukan di toko fisik.

Tabel 2. Hasil Perhitungan *Frequency*

ID	Dt_Customer	Frequency
5524	2012-09-04	25
2174	2014-03-08	6
4141	2013-08-21	21
6182	2014-02-10	8
5324	2014-01-19	19

c. *Monetary*

Monetary (moneter) dalam analisis *RFM* merujuk pada total nilai pengeluaran pelanggan dalam periode waktu tertentu. Dalam penelitian ini, *Monetary* dihitung dengan menjumlahkan nilai dari beberapa kolom yang menggambarkan pengeluaran pelanggan pada kategori produk tertentu. Kolom-kolom yang digunakan adalah:

- *MntWinesProducts*: Pengeluaran untuk produk anggur.
- *MntFruitsProducts*: Pengeluaran untuk produk buah.
- *MntMeatProducts*: Pengeluaran untuk produk daging.
- *MntFishProducts*: Pengeluaran untuk produk ikan.
- *MntSweetProducts*: Pengeluaran untuk produk permen.
- *MntGoldProducts*: Pengeluaran untuk produk emas.

Tabel 3. Hasil Perhitungan Monetary

ID	Dt_Customer	Monetary
5524	2012-09-04	1617
2174	2014-03-08	27
4141	2013-08-21	776
6182	2014-02-10	53
5324	2014-01-19	422

Setelah dilakukan perhitungan *Recency*, *Frequency*, dan *Monetary* diperoleh tabel gabungan hasil perhitungan sebagai berikut.

Tabel 4. Gabungan Hasil Perhitungan RFM

ID	Recency	Frequency	Monetary
5524	58	25	1617
2174	38	6	27
4141	26	21	776
6182	26	8	53
5324	94	19	422

4.3 Menghitung Skor *RFM*

Skor *RFM* dihitung dengan membagi data pelanggan ke dalam lima kuantil (atau jumlah segmen lain yang diinginkan) untuk setiap metrik ini. Nilai yang lebih tinggi menunjukkan performa yang lebih baik dalam setiap metrik.

Berikut adalah langkah-langkah untuk menghitung skor *RFM*:

- a. **Skor *Recency* (R):** *Recency* dibagi ke dalam 5 kuantil menggunakan `pd.qcut()`, dengan label dari 1 hingga 5, dimana 5 menunjukkan pelanggan yang baru saja melakukan pembelian dan 1 menunjukkan pelanggan yang sudah lama tidak melakukan pembelian.
- b. **Skor *Frequency* (F):** *Frequency* dibagi ke dalam 5 kuantil dengan menggunakan `pd.qcut()`, dengan label dari 1 hingga 5, dimana 1 menunjukkan pelanggan yang jarang membeli dan 5 menunjukkan pelanggan yang sering membeli.
- c. **Skor *Monetary* (M):** *Monetary* juga dibagi ke dalam 5 kuantil menggunakan `pd.qcut()`, dengan label dari 1 hingga 5, dimana 1 menunjukkan pengeluaran rendah dan 5 menunjukkan pengeluaran tinggi.
- d. **Skor *RFM*:** Skor *RFM* akhir adalah gabungan dari skor *Recency* (R), *Frequency* (F), dan *Monetary* (M) yang dihitung sebelumnya menjadi satu nilai. Skor ini berguna untuk mengelompokkan pelanggan ke dalam kategori yang berbeda, yang dapat membantu dalam strategi pemasaran yang lebih terfokus.

Setelah menghitung skor *RFM*, kita dapat memeriksa beberapa baris pertama dari dataset untuk melihat hasilnya:

Tabel 5. Skor *RFM*

ID	Recency	Frequency	Monetary	R	F	M	Skor <i>RFM</i>
5524	58	25	1617	3	5	5	355
2174	38	6	27	4	1	1	411
4141	26	21	776	4	4	4	444
6182	26	8	53	4	2	1	421
5324	94	19	422	1	4	3	143

Dari sampel 5 pelanggan teratas, kita dapat melihat variasi dalam perilaku pelanggan:

1. Pelanggan dengan ID 5524 memiliki skor *RFM* 355, menunjukkan *recency* yang moderat tetapi *frequency* dan *monetary* value yang tinggi.
2. Pelanggan dengan ID 4141 memiliki skor *RFM* 444, menandakan performa yang konsisten baik di semua aspek.

3. Pelanggan dengan ID 5324 memiliki skor *RFM* 143, menunjukkan *recency* yang rendah namun *frequency* yang baik.

4.4 Segmentasi Pelanggan Berdasarkan Skor *RFM*

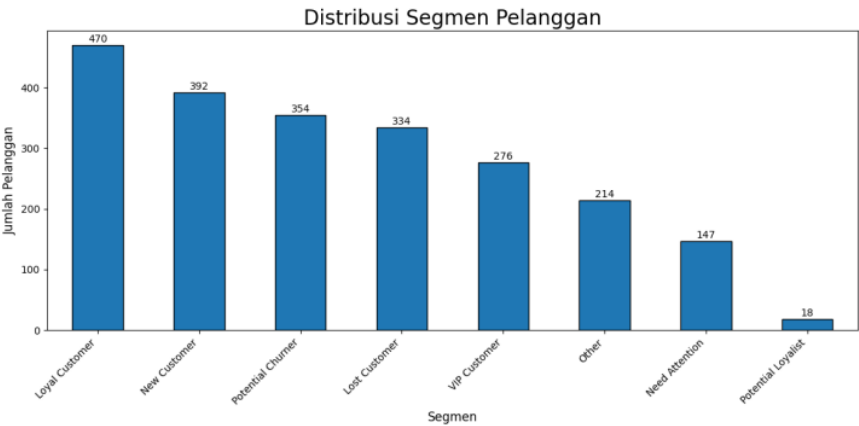
Segmentasi dilakukan dengan mendefinisikan berbagai kategori pelanggan berdasarkan skor *RFM* yang sudah dihitung sebelumnya. Berikut adalah kriteria segmentasi yang digunakan:

1. **VIP Customer:** Pelanggan yang memiliki skor tinggi dalam semua metrik R, F, dan M (≥ 4). Mereka adalah pelanggan yang baru, sering, dan menghabiskan banyak uang, yang menjadikannya pelanggan paling berharga.
2. **Loyal Customer:** Pelanggan yang memiliki skor R, F, dan M antara 3 dan 4. Mereka adalah pelanggan yang setia dan menguntungkan.
3. **Potential Churner:** Pelanggan dengan skor *Recency* rendah (≤ 2) namun dengan skor *Frequency* dan *Monetary* yang tinggi (≥ 4 dan ≥ 3). Pelanggan ini berisiko untuk berhenti berbelanja, meskipun mereka masih sering membeli dan menghabiskan uang.
4. **New Customer:** Pelanggan yang baru membeli produk (skor *Recency* tinggi ≥ 4) tetapi jarang membeli dan dengan pengeluaran rendah (*Frequency* dan *Monetary* rendah).
5. **Lost Customer:** Pelanggan yang sudah lama tidak membeli (skor *Recency* ≤ 2), jarang membeli (*Frequency* rendah ≤ 2), dan dengan pengeluaran rendah (*Monetary* rendah ≤ 2). Mereka dianggap sebagai pelanggan yang hilang dan perlu perhatian khusus.
6. **Potential Loyalist:** Pelanggan yang memiliki skor *Recency* antara 3 dan 4, dan memiliki skor *Frequency* atau *Monetary* yang cukup tinggi. Mereka berpotensi menjadi pelanggan setia jika diberi perhatian yang lebih.
7. **Need Attention:** Pelanggan yang memiliki skor *Recency* rendah, namun dengan *Frequency* yang tinggi. Mereka membutuhkan perhatian agar tetap menjadi pelanggan yang aktif.
8. **Other:** Kategori yang mencakup pelanggan yang tidak termasuk dalam kategori lainnya.

Berikut adalah tabel hasil segmentasi pelanggan berdasarkan skor *RFM*.

Tabel 6. Segmentasi Pelanggan

ID	R	F	M	Skor RFM	Segmentasi
5524	3	5	5	355	Loyal Customer
2174	4	1	1	411	New Customer
4141	4	4	4	444	VIP Customer
6182	4	2	1	421	New Customer
5324	1	4	3	143	Need Attention



Gambar 1. Grafik Distribusi Segmen Pelanggan

Grafik di atas menunjukkan distribusi pelanggan ke dalam beberapa segmen berdasarkan analisis *RFM*. Segmen-segmen tersebut meliputi *Loyal Customer* (470), *New Customer* (392), *Potential Churner* (354), *Lost Customer* (334), *VIP Customer* (276), *Other* (214), *Need Attention* (147), dan *Potential Loyalist* (18).

4.5 Analisis Tingkat Respons Kampanye Berdasarkan Segmen Pelanggan

Dalam upaya meningkatkan efektivitas kampanye pemasaran, penting untuk menganalisis bagaimana pelanggan dari berbagai segmen merespons kampanye yang dilakukan. Analisis ini bertujuan untuk menghitung *response rate* atau tingkat respon dari beberapa kampanye pemasaran yang dilakukan pada segmen-segmen pelanggan yang telah ditentukan sebelumnya.

Langkah-langkah analisis dilakukan sebagai berikut:

1. Pengelompokan Pelanggan Berdasarkan Segmen

Pelanggan dikelompokkan berdasarkan segmen-segmen yang telah ditentukan sebelumnya, berdasarkan hasil segmentasi *RFM*.

2. Penghitungan Jumlah Respon per Kampanye

Untuk setiap segmen, dihitung berapa banyak pelanggan yang merespons masing-masing kampanye pemasaran.

3. Penghitungan *Response Rate* per Kampanye dan Segmen

Response rate dihitung dengan cara membagi jumlah pelanggan yang merespons kampanye dengan total jumlah pelanggan dalam segmen tersebut, kemudian hasilnya dikalikan dengan 100 untuk mendapatkan persentase. Berikut adalah hasil dari analisis *response rate* per kampanye:

Tabel 7. *Accepted Rate* per Kampanye

Segment	Campaign 1 Accepted Rate	Campaign 2 Accepted Rate	Campaign 3 Accepted Rate	Campaign 4 Accepted Rate	Campaign 5 Accepted Rate	Campaign 6 Accepted Rate
VIP Customer	17.33%	2.17%	11.19%	12.64%	18.41%	30.32%
Loyal Customer	8.60%	1.50%	6.02%	11.18%	8.82%	21.29%
Potential Churner	11.36%	3.60%	6.09%	14.68%	14.68%	14.13%
New Customer	0.25%	0.51%	9.14%	0.25%	0.25%	15.48%
Lost Customer	0%	0%	4.40%	1.17%	0%	3.23%
Potential Loyalist	0%	0%	0%	5.56%	0%	0%
Need Attention	7.38%	0.67%	10.74%	10.07%	8.72%	9.40%
Other	0.48%	0.48%	7.25%	1.45%	0.97%	6.28%

Perbandingan Efektivitas antar Kampanye:

1. Kampanye Paling Efektif

Kampanye 6 menunjukkan tingkat penerimaan tertinggi di hampir semua segmen, dengan tingkat penerimaan mencapai 21.29% untuk segmen *Loyal Customer* dan 30.32% untuk *VIP Customer*.

2. Variasi antar Segmen

VIP Customer dan *Loyal Customer* umumnya menunjukkan tingkat penerimaan yang lebih tinggi di sebagian besar kampanye, menandakan responsivitas yang lebih baik dari segmen-segmen ini.

3. Kampanye dengan Performa Rendah

Kampanye 2 menunjukkan tingkat penerimaan yang relatif rendah di semua segmen, dengan tingkat tertinggi hanya 3.60% untuk segmen *Potential Churner*.

4. Segmen yang Kurang Responsif

Segmen *Lost Customer* dan *Potential Loyalist* menunjukkan tingkat penerimaan yang sangat rendah atau bahkan nol untuk beberapa kampanye, menandakan kebutuhan untuk pendekatan yang berbeda untuk segmen-segmen ini.

4.6 Analisis *Cross-Tabulation* antara Segmen Pelanggan dan Respon Kampanye

Dalam konteks pemasaran, memahami pola respons dari pelanggan terhadap kampanye yang dilakukan sangat penting untuk mengoptimalkan strategi pemasaran. Salah satu cara untuk mengevaluasi respons pelanggan adalah dengan menganalisis hubungan antara segmen pelanggan dan respons terhadap kampanye pemasaran. Analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi bagaimana pelanggan dari berbagai segmen (berdasarkan hasil segmentasi *RFM*) merespons kampanye yang telah dilakukan. Dengan memahami respons setiap segmen terhadap berbagai kampanye, perusahaan dapat mengoptimalkan strategi pemasarannya untuk meningkatkan *engagement* pelanggan dan memaksimalkan *ROI*.

Pada penelitian ini, kami menggunakan teknik *cross-tabulation* atau tabel kontingensi untuk menganalisis hubungan antara segmen pelanggan yang dihitung berdasarkan skor *RFM* dan hasil respons terhadap kampanye yang diadakan. *Cross-tabulation*, atau tabel kontingensi, adalah metode statistik yang digunakan untuk menganalisis hubungan atau pola antara dua atau lebih variabel kategorikal. Teknik ini menghasilkan sebuah tabel yang memperlihatkan distribusi frekuensi atau jumlah kejadian untuk kombinasi kategori-kategori variabel yang dianalisis.

Berikut adalah tabel hasil *cross-tabulation* yang menunjukkan hubungan antara segmen pelanggan dan respons terhadap kampanye pemasaran.

Tabel 8. Hubungan antara Segmen *RFM* dengan Efektivitas Kampanye

Hasil Cross-tabulation antara Segmen RFM dan Respon Kampanye:

[illegible]

Berdasarkan hasil yang diperoleh, kita dapat menyimpulkan bahwa:

1. *Loyal Customer* cenderung merespons lebih banyak kampanye, yang terlihat dari jumlah yang lebih tinggi pada beberapa kolom.
2. *Lost Customer* cenderung kurang merespons kampanye, dengan angka yang lebih rendah di seluruh kolom.
3. *VIP Customer* memiliki respons yang bervariasi, dengan beberapa kampanye menunjukkan keterlibatan yang signifikan (misalnya *Campaign 5*).
4. Segmen *Potential Churner* menunjukkan tingkat respons yang lebih rendah, yang dapat mengindikasikan bahwa pelanggan ini kurang terlibat dengan kampanye.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

1. Efektivitas Segmentasi *RFM*

Segmentasi *RFM* efektif mengidentifikasi delapan segmen pelanggan, memberikan wawasan mendalam tentang perilaku dan nilai mereka untuk strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran.

2. Variasi Respons Kampanye

Efektivitas kampanye berbeda di setiap segmen, dengan Kampanye 6 paling sukses, terutama untuk segmen *VIP* dan *Loyal Customer*.

3. Korelasi Segmen dan Respons

Ada hubungan kuat antara segmen *RFM* dan tingkat respons kampanye, di mana *VIP* dan *Loyal Customer* selalu memberikan respons tertinggi, sedangkan *Lost Customer* dan *Potential Loyalist* kurang responsif.

4. Pentingnya Personalisasi

Pendekatan seragam dalam pemasaran tidak efektif. Setiap segmen pelanggan memerlukan strategi dan konten yang disesuaikan.

5. Peluang Optimalisasi

Kampanye 1 dan 2 menunjukkan hasil rendah di hampir semua segmen, sehingga perlu dievaluasi dan ditingkatkan.

5.2 Saran

Perusahaan perlu mempersonalisasi kampanye berdasarkan segmen *RFM* dengan fokus pada *VIP* dan *Loyal Customer* yang memiliki nilai tinggi. Pengalokasian sumber daya harus dioptimalkan untuk kampanye di segmen ini, serta mengembangkan strategi retensi khusus untuk *Potential Churner*. Kesuksesan Kampanye 6 harus direplikasi, sementara evaluasi Kampanye 1 dan 2 diperlukan untuk peningkatan atau penghentian.

Program reaktivasi seperti penawaran khusus harus diterapkan untuk *Lost Customer*, dan strategi inovatif diperlukan untuk meningkatkan keterlibatan *Potential Loyalist*. Penggunaan analitik canggih dan *machine learning* akan membantu memprediksi respons pelanggan secara real-time dan mengoptimalkan konten. Strategi multi-channel perlu diintegrasikan, dan segmentasi *RFM* harus dievaluasi secara berkala untuk menjaga relevansi. Fokus pada pengalaman pelanggan dan program loyalitas juga akan mendukung peningkatan nilai di semua segmen.

DAFTAR REFERENSI

- ⁹ Bradlow, E. T., Gangwar, M., Kopalle, P., & Voleti, S. (2017). The role of big data and predictive analytics in retailing. *Journal of Retailing*, 93(1), 79-95. ³ <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2016.11.002>.
- Fader, P. S., Hardie, B. G., & Lee, K. L. (2005). RFM and CLV: Using iso-value curves for customer base analysis. *Journal of Marketing Research*, 42(4), 415-430. <https://doi.org/10.1509/jmkr.2005.42.4.415>.
- 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. ²³ <https://doi.org/10.61132/jubid.v1i3.222>.
- ¹⁷ Hughes, A. M. (1994). *Strategic database marketing*. Probus Publishing.

- 6 Kannan, P. K., & Li, H. A. (2017). Digital marketing: A framework, review and research agenda. *International Journal of Research in Marketing*, 34(1), 22-45. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2016.11.006>.
- 4 Khajvand, M., Zolfaghar, K., Ashoori, S., & Alizadeh, S. (2011). Estimating customer lifetime value based on RFM analysis of customer purchase behavior: Case study. *Procedia Computer Science*, 3, 57-63. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2010.12.011>.
- 14 Kotler, P., & Armstrong, G. (2018). *Principles of marketing* (17th ed.). Pearson Education Limited.
- 8 Kumar, V., Ramachandran, D., & Kumar, B. (2020). Influence of new-age technologies on marketing: A research agenda. *Journal of Business Research*, 125, 864-877. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.08.034>.
- 2 Miguéis, V. L., Van den Poel, D., Camanho, A. S., & Cunha, J. F. (2012). Predicting partial customer chum using Markov for discrimination for modeling first purchase sequences. *Advances in Data Analysis and Classification*, 6(4), 337-353. <https://doi.org/10.1007/s11634-012-0121-3>.
- 5 Rust, R. T., Lemon, K. N., & Zeithaml, V. A. (2004). Return on marketing: Using customer equity to focus marketing strategy. *Journal of Marketing*, 68(1), 109-127. <https://doi.org/10.1509/jmkg.68.1.109.24030>.
- 1 Venkatesan, R., & Kumar, V. (2004). A customer lifetime value framework for customer selection and resource allocation strategy. *Journal of Marketing*, 68(4), 106-125. <https://doi.org/10.1509/jmkg.68.4.106.42728>.
- Verhoef, P. C., Reinartz, W. J., & Krafft, M. (2010). Customer engagement as a new perspective in customer management. *Journal of Service Research*, 13(3), 247-252. <https://doi.org/10.1177/1094670510375461>.
- 7 Wedel, M., & Kamakura, W. A. (2012). *Market segmentation: Conceptual and methodological foundations* (Vol. 8). Springer Science & Business Media.
- 19 Wedel, M., & Kannan, P. K. (2016). Marketing analytics for data-rich environments. *Journal of Marketing*, 80(6), 97-121. <https://doi.org/10.1509/jm.15.0413>.

Analisis Segmentasi Pelanggan Berbasis RFM dan Evaluasi Efektivitas Kampanye Pemasaran untuk Meningkatkan Retensi

ORIGINALITY REPORT

14%	13%	11%	11%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	Submitted to University of Northumbria at Newcastle Student Paper	2%
2	Miguel Angel Llave Montiel, Fernando López. "Spatial models for online retail churn: Evidence from an online grocery delivery service in Madrid", Papers in Regional Science, 2020 Publication	1%
3	Submitted to University of Cape Town Student Paper	1%
4	etalpykla.vilniustech.lt Internet Source	1%
5	cris.unibo.it Internet Source	1%
6	jurnal.unmer.ac.id Internet Source	1%
7	thesis.eur.nl	

1 %

8

1.m.growingscience.com

Internet Source

1 %

9

www.ijbmkt.org

Internet Source

1 %

10

blog.algorit.ma

Internet Source

1 %

11

Submitted to Padjadjaran University

Student Paper

<1 %

12

jurnal.uinsu.ac.id

Internet Source

<1 %

13

Submitted to Universitas Bunda Mulia

Student Paper

<1 %

14

www.modul.ac.at

Internet Source

<1 %

15

adoc.pub

Internet Source

<1 %

16

core.ac.uk

Internet Source

<1 %

17

www.eurokd.com

Internet Source

<1 %

18

www.online-journal.unja.ac.id

Internet Source

<1 %

19	Submitted to Brunel University Student Paper	<1 %
20	j-innovative.org Internet Source	<1 %
21	ojs.unikom.ac.id Internet Source	<1 %
22	repo.iain-tulungagung.ac.id Internet Source	<1 %
23	repository.penerbiteureka.com Internet Source	<1 %
24	repository.uin-suska.ac.id Internet Source	<1 %
25	de Almeida, Frederico Miguel de Lacerda Barrio Ribeiro. "Exploracao de Dados Usando Tecnicas de Data Mining na Industria de Retalho de Moda - Caso Estudo Parfois", Instituto Politecnico do Porto (Portugal), 2022 Publication	<1 %

Exclude quotes Off

Exclude matches Off

Exclude bibliography Off