

Implementasi Sistem *Business Intelligence* Berbasis RFM Extended Untuk Segmentasi Toko Ritel Batik

Muhamad Kaswa¹, Muhammad Ridwan Andi Purnomo², Demas Emirbuwono Basuki³

^{1,2,3} Magister Teknik Industri, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia

Jl. Kaliurang Km 14.5, Kec. Ngaglik, Kabupaten Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta 55584 Email:

22916019@students.uii.ac.id, 935220101@uui.ac.id, demasemirbuwono@gmail.com

ABSTRAK

Persaingan bisnis ritel batik yang semakin ketat menuntut pelaku usaha untuk memahami karakteristik pelanggan secara lebih mendalam agar strategi pemasaran dapat dilakukan secara tepat sasaran. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis perilaku pelanggan dan segmentasi pasar menggunakan RFMLC (*Recency, Frequency, Monetary, Lifetime, Channel*) pada data transaksi pelanggan toko ritel batik yang mencakup waktu transaksi terakhir, frekuensi pembelian, nilai transaksi, lama hubungan pelanggan dengan toko, serta saluran pembelian yang digunakan. Variabel R, F, M dan L dihitung berdasarkan historis pembelian, sedangkan variabel C merepresentasikan saluran pembelian utama pelanggan. Analisis *K-Means Clustering* diterapkan secara visual untuk menampilkan *scatter plot* pelanggan berdasarkan skor RFMLC, sehingga memudahkan identifikasi pola distribusi dan konsentrasi pelanggan dengan karakteristik serupa. Hasilnya menunjukkan pola pembelian yang jelas, dan variabel *channel* tetap dapat memberikan informasi tambahan mengenai saluran pembelian dominan tiap pelanggan. Analisis ini membantu toko ritel batik dalam memahami perilaku pelanggan dan merancang strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran, sehingga pemilik usaha dapat merancang strategi pemasaran, promosi, dan pelayanan yang lebih efektif sesuai dengan karakteristik masing-masing segmen pelanggan agar mampu meningkatkan loyalitas pelanggan dan kinerja penjualan secara berkelanjutan.

Kata kunci: RFMLC, segmentasi pelanggan, *k-means clustering*

ABSTRACT

The increasingly tight competition in the batik retail business requires business owners to understand customer characteristics in greater depth so that marketing strategies can be implemented more precisely. This study aims to analyze customer behavior and market segmentation using RFMLC (Recency, Frequency, Monetary, Lifetime, Channel) on customer transaction data from batik retail stores, which includes the last transaction time, purchase frequency, transaction value, length of customer relationship with the store, and the purchasing channel used. The R, F, M, and L variables are calculated based on purchase history, while the C variable represents the customer's primary purchasing channel. K-Means clustering is applied to generate a customer scatter plot based on the RFMLC score, facilitating the identification of distribution patterns and customer clusters with similar characteristics. The results show clear purchasing patterns, and the channel variable can still provide additional information about each customer's dominant purchasing channel. This analysis helps batik retail stores understand customer behavior and design more targeted marketing strategies, enabling business owners to develop more effective marketing, promotion, and service strategies tailored to each customer segment to increase customer loyalty and sustainably improve sales performance.

Keywords: RFMLC, customer segmentation, *k-means clustering*

Pendahuluan

Globalisasi memiliki dampak besar pada budaya masyarakat. Hal ini perlahan lahan tercermin dengan menyatunya selera dan preferensi di seluruh dunia. Oleh karena itu, bisnis masa depan perlu mengikuti pendekatan non-tradisional, yaitu inovatif dalam mengarahkan keputusan strategis mereka dengan mengadopsi teknologi informasi inovatif berdasarkan data pelanggan dalam melayani pelanggan [1]. Untuk terus berkembang dalam dunia bisnis saat ini, memahami perilaku pelanggan dan meningkatkan strategi retensi sangatlah penting, banyak bisnis yang mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi pelanggan paling loyal, memahami kebutuhan mereka, dan mengembangkan strategi pemasaran yang efektif [2].

Strategi pemasaran merupakan investasi penting bagi perusahaan yang ingin meningkatkan visibilitas merek, mendorong penjualan, dan mempertahankan keunggulan kompetitif. Namun, menilai keuntungan finansial dari pengeluaran ini, khususnya kegiatan periklanan dan promosi menimbulkan tantangan yang sangat signifikan karena biaya yang tinggi.

Praktik ini seringkali gagal dan menyebabkan inefisiensi dalam alokasi anggaran dan perencanaan yang strategis [3]. Kurangnya pemahaman akan informasi penting pada data yang dimiliki merupakan salah satu kendala yang biasa terjadi di perusahaan maupun toko dimana data yang terdiri dari angka dan huruf pada pelanggan dan transaksi mengandung informasi yang berguna untuk kepentingan perusahaan dalam manajemen penjualan produk kepada pelanggan [4]. RFM (*Recency, Frequency, Monetary*) merupakan suatu model dalam segmentasi pelanggan yang telah diidentifikasi sebagai metode yang sangat efektif dan banyak digunakan untuk memahami perilaku pelanggan, memungkinkan pengembangan model prediktif terkait perilaku pelanggan untuk strategi pemasaran. Kemakmuran setiap bisnis pada dasarnya bergantung pada konsumennya, yang menghasilkan pendapatan dan berkontribusi pada pertumbuhan pangsa pasar. Oleh karena itu, memahami kebutuhan dan preferensi pelanggan sangat penting untuk mempertahankan ekspansi dan profitabilitas jangka panjang [5].

Pelanggan tidak memilih saluran pembelian secara kebetulan. Pilihan saluran tersebut dipengaruhi oleh kebiasaan, kenyamanan, serta karakteristik masing-masing saluran yang sesuai dengan kebutuhan pelanggan. Makanya, pemahaman terhadap perilaku pelanggan dalam menggunakan berbagai saluran pembelian menjadi penting agar perusahaan dapat merancang strategi pemasaran yang lebih efektif ritel modern yang menggabungkan saluran digital dan fisik.

Penelitian sebelumnya menyatakan bahwa analisis RFM merupakan metode yang efektif untuk mengidentifikasi pelanggan bernilai tinggi dan meningkatkan retensi pelanggan [6]. RFM (*Recency, Frequency, Monetary*) juga dapat digunakan untuk mengkategorikan klien berdasarkan riwayat pembelian mereka, dengan mengandalkan tiga atribut utama pelanggan yaitu tanggal pembelian, frekuensi pembelian, dan nilai moneter pembelian [7]. Permasalahan yang dihadapi oleh toko ritel batik yang diteliti adalah minimnya pemanfaatan teknologi digital untuk strategi pemasaran yang membuat tingginya biaya pemasaran pada toko ritel batik tersebut yang tidak diimbangi dengan efisiensi pengelolaan, sehingga dibutuhkan strategi pemasaran digital yang tepat guna untuk mengoptimalkan biaya pemasaran tanpa mengurangi jangkauan dan efektivitas dalam menarik pelanggan.

Model RFM ini meskipun sudah seringkali dipakai untuk analisis pelanggan, sebagian besar penelitian masih menekankan pada pola transaksi jangka pendek dan belum memasukkan aspek lama hubungan pelanggan (*lifetime*) serta saluran pembelian (*channel*) dalam penilaian nilai pelanggan. Selain itu, penerapan RFM Extended (RFMLC) masih jarang ditemukan, terutama pada penelitian yang mengkaji ritel batik lokal dengan karakteristik pelanggan dan pola transaksi. Di sisi lain, kajian yang menerapkan RFMLC secara langsung pada data transaksi nyata dan memanfaatkannya sebagai dasar *business intelligence* untuk pengambilan keputusan pemasaran juga masih terbatas. Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini diarahkan untuk menerapkan model RFMLC yang dikombinasikan dengan analisis K-Means Clustering guna membantu perumusan strategi pemasaran yang lebih efisien dan sesuai dengan karakteristik pelanggan pada toko ritel batik.

Kebaruan penelitian ini adalah menggunakan integrasi model RFM Extended (RFMLC) dengan visual analytics berbasis Power BI dan analisis K-Means Clustering yang diterapkan pada data transaksi riil toko ritel batik lokal untuk mendukung pengambilan keputusan pemasaran. Tujuan penelitiannya merumuskan strategi pemasaran yang lebih efisien dan tepat sasaran berdasarkan hasil segmentasi pelanggan yang dihasilkan dari pengolahan data transaksi.

Metode Penelitian

Segmentasi Pelanggan

Segmentasi pelanggan merupakan proses untuk membagi pelanggan ke dalam beberapa kelompok yang berbeda sesuai dengan atribut yang ada, dengan mengklasifikasikan berdasarkan kategori loyalitas pelanggan yang digunakan sebagai acuan dalam menyusun strategi pemasaran dan dengan adanya proses segmentasi pelanggan tersebut, maka pelanggan akan di kelompokkan berdasarkan karakteristik yang sama [8]. Tujuan dari segmentasi pelanggan ini adalah untuk lebih mengetahui dan memahami target pasar serta promosi apa yang paling cocok untuk diberikan kepada setiap segmen pelanggan [8].

Model RFM

RFM merupakan metode analisis untuk mengidentifikasi sikap pelanggan dan merepresentasikan sikap pelanggan berdasarkan tiga atribut yaitu *Recency, Frequency, Monetary*. *Recency* adalah variabel untuk

mengukur nilai pelanggan berdasarkan rentang waktu transaksi terakhir pelanggan hingga saat ini, *Frequency* adalah variabel untuk mengukur nilai pelanggan berdasarkan jumlah transaksi, sedangkan *Monetary* merupakan variabel untuk mengukur nilai pelanggan berdasarkan jumlah uang yang dikeluarkan [9]. Keunggulan model RFM terletak pada fleksibel, relevansi dan keakuratannya dengan data yang luas dan objektif variabel yang terukur [10].

K-Means Clustering

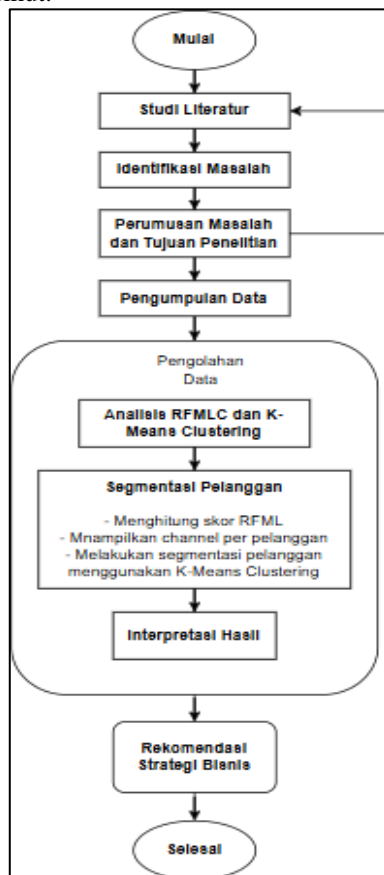
K-Means merupakan salah satu metode pengelompokan data non-hierarkis yang mempartisi data ke dalam sejumlah kluster (*k*), sehingga kesamaan antar data dalam satu kluster menjadi tinggi, sedangkan perbedaan antar kluster menjadi lebih jelas. Metode ini banyak digunakan karena algoritmanya yang sederhana, mudah dipahami, serta memiliki kecepatan komputasi yang baik dalam menentukan pusat kluster [11]. Algoritma K-Means bekerja dengan meminimalkan jarak antara data dan pusat kluster berdasarkan perhitungan jarak vektor dalam ruang Euklides, sehingga data dengan karakteristik yang mirip akan berada dalam kluster yang sama [12]. Keunggulan K-Means Clustering terletak pada kemudahannya dalam implementasi serta kemampuannya menghasilkan segmentasi yang jelas dan mudah diinterpretasikan untuk kebutuhan analisis pemasaran [13].

Penentuan jumlah kluster (*k*) dalam penelitian ini dilakukan menggunakan metode Elbow, yaitu dengan mengamati perubahan nilai *within cluster sum of squares* (WCSS) pada beberapa alternatif jumlah kluster. Nilai *k* dipilih pada titik di mana penurunan WCSS mulai melambat, karena kondisi tersebut menunjukkan jumlah kluster yang paling optimal dan seimbang antara tingkat homogenitas kluster dan kemudahan interpretasi hasil segmentasi.

Sebelum proses K-Means Clustering dilakukan, data RFML terlebih dahulu dinormalisasi untuk mengatasi perbedaan skala antar variabel, mengingat nilai *recency*, *frequency*, *monetary*, dan *lifetime* memiliki rentang yang berbeda [14]. Proses normalisasi ini bertujuan agar setiap variabel memiliki kontribusi yang seimbang dalam perhitungan jarak pada algoritma K-Means, sehingga hasil pengelompokan tidak didominasi oleh variabel dengan skala yang lebih besar.

Langkah langkah Penelitian

Langkah langkah yang dilakukan untuk penelitian ada pada *flowchart* gambar 1. Berikut alur penelitian pada jurnal sebagai berikut:



Gambar 1. Alur Penelitian

Hasil Dan Pembahasan

Data transaksi pelanggan

Berdasarkan metode penelitian yang digunakan yaitu analisis RFMLC dan K-Means clustering dengan input data transaksi pelanggan toko ritel batik dari 2023 hingga 2025. Dapat dilihat pada tabel 1 untuk data transaksi pelanggan pada periode 2023 hingga 2025 di toko ritel batik yang diteliti.

Tabel 1. Data transaksi pelanggan periode 2023 - 2025

Trans ID	Cust ID	Produk	Invoice Date	Qty	Unit Price	DiscPct	Channel	Payment Method	Ship To City	Ship To Province
T101106	C1094	P105	03/02/2023	2	18.68	0.15	Online	Cash	Solo	Jawa Tengah
T100336	C1129	P128	09/02/2023	1	27.65	0	Marketplace	Transfer	Sleman	DI Yogyakarta
T101091	C1176	P151	09/02/2023	2	100.78	0	Marketplace	Cash	Magelang	Jawa Tengah
T100424	C1088	P109	13/02/2023	1	23.1	0	Marketplace	Credit Card	Surabaya	Jawa Timur
T100680	C1217	P147	15/02/2023	2	29.03	0	Marketplace	Transfer	Bandung	Jawa Barat
T100037	C1079	P135	2024-03-18	1	139.85	0	Online	Cash	Bandung	Jawa Barat
T100991	C1174	P156	2024-03-18	4	15.79	0	Marketplace	Cash	Gunungkidul	DI Yogyakarta
T100476	C1027	P158	2024-03-18	1	17.43	0.05	Online	Credit Card	Jakarta	DKI Jakarta
T100818	C1063	P102	2024-03-19	1	22.77	0	Reseller	Transfer	Jakarta	DKI Jakarta
T100197	C1115	P106	2025-04-24	5	28.23	0	Marketplace	Transfer	Magelang	Jawa Tengah
T101123	C1177	P128	2025-04-25	3	28.04	0	Reseller	Cash	Kulon Progo	DI Yogyakarta
T100739	C1015	P101	2025-04-27	4	8.61	0	Retail Store	Credit Card	Depok	Jawa Barat
T100721	C1233	P136	2025-04-27	2	27.44	0	Marketplace	Cash	Bandung	Jawa Barat
T101194	C1151	P138	2025-04-28	2	163.39	0.1	Reseller	Cash	Yogyakarta	DI Yogyakarta

Perhitungan RFML

Dari data yang telah diperoleh tersebut dapat dilakukan untuk perhitungan RFML. Langkah pertama ialah melakukan pengolahan data untuk mengetahui nilai RFML yang ada, dengan rumus sebagai berikut:

a. *Recency (R)*

Recency menunjukkan jumlah hari sejak transaksi terakhir pelanggan hingga waktu acuan penelitian.

$$R_i = t_p - t_i \quad (1)$$

dengan:

R_i = nilai *recency* pelanggan ke- i

t_p = waktu acuan penelitian

t_i = tanggal transaksi terakhir pelanggan ke- i

Contoh:

$$R_i = 20 \text{ April } 2025 - 1 \text{ Maret } 2025$$

$$R_i = 50 \text{ hari}$$

b. *Frequency (F)*

Frequency menunjukkan jumlah transaksi yang dilakukan pelanggan selama periode penelitian.

$$F_i = \sum_{j=1}^n a_{i,j} \quad (2)$$

dengan:

F_i = nilai *frequency* pelanggan ke- i

n = jumlah transaksi selama periode penelitian

$a_{i,j}$ = transaksi ke- j yang dilakukan oleh pelanggan ke- i

Contoh:

Jika Pelanggan A melakukan 7 transaksi, dan setiap transaksi bernilai 1 kejadian, maka:

$$F_i = 1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1 = 7$$

$$F_i = 7 \text{ transaksi}$$

c. *Monetary (M)*

Monetary menunjukkan total nilai pengeluaran pelanggan selama periode penelitian.

$$M_i = \sum_{j=1}^n b_{i,j} \quad (3)$$

dengan:

M_i = nilai *monetary* pelanggan ke- i

$b_{i,j}$ = nilai transaksi ke- j pelanggan ke- i

Contoh:

Misalkan Pelanggan A melakukan tujuh transaksi selama periode penelitian. Nilai transaksi yang dilakukan secara berurutan adalah sebesar Rp45.000, Rp52.000, Rp40.999, Rp50.000, Rp60.000, Rp45.000, dan Rp45.000.

Maka nilai *Monetary* (M) dihitung dengan menjumlahkan seluruh nilai transaksi tersebut:
= 45.000 + 52.000 + 40.999 + 50.000 + 60.000 + 45.000 + 45.000
= Rp337.999

d. *Lifetime* (L)

Lifetime menunjukkan lamanya hubungan pelanggan dengan toko, dihitung dari selisih antara transaksi pertama dan terakhir.

$$L_i = T_{last,i} - T_{first,i} \tag{4}$$

dengan:

L_i = nilai *lifetime* pelanggan ke- i

$T_{last,i}$ = tanggal transaksi terakhir pelanggan ke- i

$T_{first,i}$ = tanggal transaksi pertama pelanggan ke- i

Contoh:

$$L_i = 1 \text{ Maret } 2025 - 10 \text{ Februari } 2023 \\ = 750 \text{ hari}$$

Maka berikut merupakan hasil perhitungan RFML yang telah dilakukan :

Tabel 2. Perhitungan RFML

<i>Customer ID</i>	<i>Recency</i>	<i>Frequency</i>	<i>Monetary</i>	<i>Lifetime</i>	<i>RFML Total Score</i>
C1129	50	7	337.999	882	17
C1232	25	6	445.089	871	18
C1064	80	3	228.83	763	13
C1183	183	3	98.23	595	9
C1143	605	2	40.1	156	4
C1016	24	7	363.445	639	16
C1138	600	1	26.42	0	4
C1043	416	4	88.481	358	7
C1181	143	2	80.0745	180	6
C1229	23	4	161.6235	786	13
C1019	71	1	44.3	0	7
C1207	58	3	226.97	314	10
C1022	221	7	610.97	677	15
C1192	116	6	399.314	757	16
C1152	56	9	521.51	766	19
C1214	42	7	607.854	570	17
C1083	326	3	137.23	225	7
C1090	158	1	25.8	0	6
C1071	148	2	32.624	365	8
C1086	25	3	81.3125	127	7
C1099	130	6	619.344	657	16
C1194	170	5	268.4635	739	14
C1145	491	1	7.53	0	5
C1237	80	5	195.59	452	12
C1135	403	3	54.43	48	5

Tabel 2 menunjukkan bahwa beberapa pelanggan memiliki nilai *recency* yang rendah, yang menunjukkan bahwa transaksi terakhir dilakukan relatif dekat dengan waktu acuan penelitian, sementara pelanggan lain memiliki nilai *recency* yang tinggi yang mengindikasikan jarak waktu transaksi terakhir yang cukup lama. Kondisi ini menggambarkan perbedaan tingkat keaktifan pelanggan dalam melakukan pembelian.

Kemudian untuk *frequency*, terlihat adanya variasi jumlah transaksi antar pelanggan, mulai dari pelanggan yang hanya melakukan satu kali transaksi hingga pelanggan dengan frekuensi pembelian yang lebih tinggi. Variasi ini menunjukkan perbedaan tingkat keterlibatan pelanggan terhadap produk dan layanan toko. Sementara itu, nilai *monetary* menunjukkan perbedaan kemampuan dan kecenderungan pelanggan dalam melakukan pembelian, di mana sebagian pelanggan memberikan kontribusi nilai transaksi yang relatif besar, sedangkan pelanggan lainnya memiliki nilai pembelian yang lebih rendah. Hal ini menegaskan bahwa tidak semua pelanggan memberikan kontribusi finansial yang sama terhadap kinerja penjualan toko.

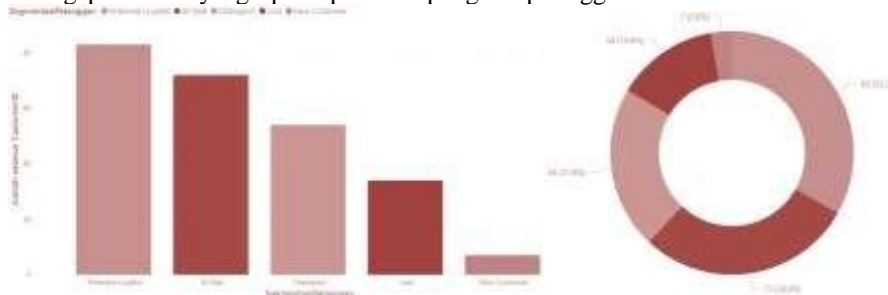
Berikutnya bagian *lifetime* memperlihatkan perbedaan durasi hubungan pelanggan dengan toko, mulai dari pelanggan dengan hubungan jangka pendek hingga pelanggan yang telah memiliki hubungan yang lebih lama. Pelanggan dengan nilai *lifetime* yang tinggi cenderung mencerminkan hubungan yang lebih berkelanjutan, sedangkan nilai *lifetime* yang rendah mengindikasikan pelanggan baru atau pelanggan yang belum menunjukkan keterikatan jangka panjang. Perbedaan nilai *lifetime* ini menjadi penting dalam memahami potensi loyalitas pelanggan

secara lebih mendalam.

Nilai total skor RFML yang dihasilkan pada masing masing pelanggan merupakan representasi agregat dari keempat dimensi tersebut dan digunakan sebagai dasar untuk mengidentifikasi pola serta tingkat nilai pelanggan secara keseluruhan. Tahap perhitungan RFML ini menjadi langkah awal yang penting dalam analisis pelanggan, karena hasilnya digunakan sebagai input pada proses analisis lanjutan, yaitu segmentasi pelanggan menggunakan metode clustering.

Segmentasi Pelanggan

Pada gambar 2 menunjukkan hasil visualisasi segmentasi pelanggan, dimana pelanggan yang berpotensi loyal merupakan kelompok terbanyak dengan persentase sebesar 33,2 %. Hal ini dapat menguntungkan toko agar mendapatkan pelanggan yang loyal atau *champion* sehingga menambah pendapatan atau monetary yang lebih besar kepada toko. Kelompok kedua adalah segmen pelanggan yang berisiko dengan persentase sebesar 28,8 % sehingga harus ditinjau ulang dan menjadi hal penting bagi toko untuk menganalisis mengapa pelanggan itu berisiko. Segmen *champion* berada di kelompok terbanyak ketiga dengan persentase sebesar 21,6 %, hal ini dapat dipertahankan agar pelanggan tersebut tidak hilang dan bisa ditingkatkan dengan program loyalist terhadap pelanggan yang bernilai tinggi. Segmen keempat merupakan pelanggan yang hilang dengan persentase sebesar 13,6 % dan segmen kelima merupakan segmen pelanggan new customer, yang baru melakukan transaksi satu kali dengan persentase sebesar 2,8 %. Berdasarkan informasi yang didapat mengenai segmentasi pelanggan berdasarkan perhitungan RFML dengan power BI. Maka, informasi tersebut dapat ditinjau ulang untuk melakukan strategi pemasaran yang tepat kepada setiap segmen pelanggan.



Gambar 2. Diagram batang dan grafik donat segmentasi pelanggan

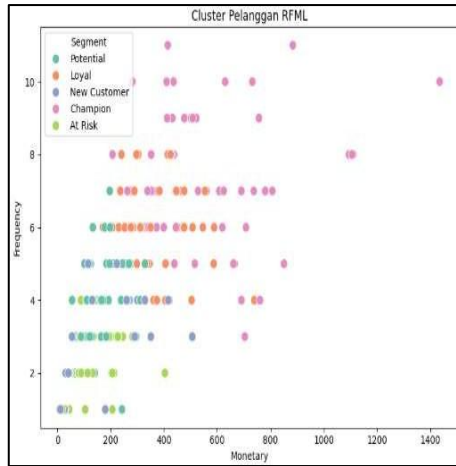
Hasil segmentasi pelanggan menunjukkan lima kelompok utama, yaitu *potential loyalist*, *at risk*, *champion*, *lost*, dan *new customer*, yang masing-masing memiliki karakteristik dan implikasi bisnis yang berbeda. Segmen *potential loyalist* merupakan kelompok terbesar dan memiliki potensi nilai jangka panjang yang tinggi karena frekuensi dan nilai transaksinya relatif baik, meskipun loyalitasnya belum sepenuhnya stabil. Segmen ini perlu difokuskan pada strategi peningkatan loyalitas agar dapat berkembang menjadi pelanggan bernilai tinggi.

Segmen *at risk* menunjukkan penurunan aktivitas transaksi dan memiliki risiko kehilangan pelanggan yang cukup besar. Meskipun kontribusi nilainya masih ada, segmen ini memerlukan strategi reaktivasi untuk mencegah peralihan ke segmen *lost*. Sementara itu, segmen *champion* merupakan pelanggan dengan nilai bisnis tertinggi dan risiko rendah, sehingga strategi utama yang diperlukan adalah retensi melalui pelayanan dan program loyalitas yang berkelanjutan.

Segmen *lost* memiliki kontribusi bisnis yang rendah dan risiko kehilangan yang tinggi, sehingga strategi pemasaran terhadap segmen ini dapat dilakukan secara selektif. Adapun segmen *new customer* memiliki nilai awal yang masih rendah, namun menyimpan potensi pertumbuhan di masa depan apabila dikelola dengan baik sejak awal.

Analisis K-Means Clustering

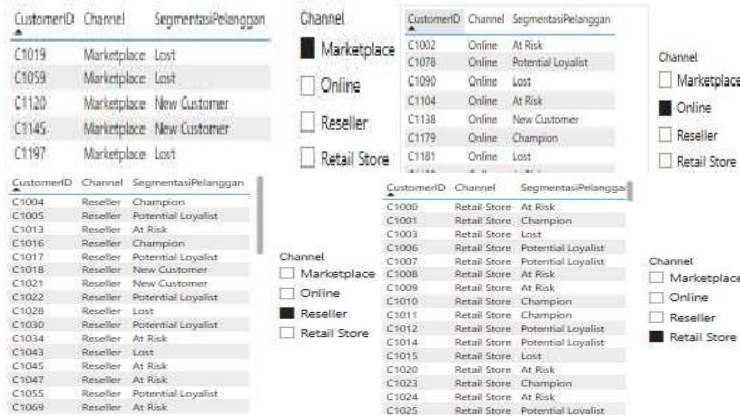
Pada gambar 3 menunjukkan visualisasi scatter plot pelanggan berdasarkan hasil pemetaan variabel *frequency* dan *monetary* menggunakan pendekatan k-means clustering. Visualisasi ini bertujuan untuk memberikan gambaran sebaran dan konsentrasi pelanggan secara visual dalam ruang dua dimensi, sehingga memudahkan identifikasi pola perilaku pembelian. Terlihat bahwa pelanggan dengan nilai *frequency* dan *monetary* yang tinggi cenderung membentuk konsentrasi titik pada area tertentu, yang mengindikasikan keberadaan pelanggan bernilai tinggi seperti segmen *champion* dan *potential loyalist*. Sebaliknya, pelanggan dengan *frequency* dan *monetary* rendah tersebar pada area bawah grafik yang merepresentasikan pelanggan dengan tingkat kontribusi yang rendah. Analisis ini bersifat eksploratif dan digunakan sebagai alat bantu visualisasi untuk memperkuat interpretasi segmentasi pelanggan berbasis RFMLC.



Gambar 3. Hasil scatter plot k-means

Visualisasi Channel per pelanggan

Channel merupakan saluran atau media yang digunakan pelanggan untuk melakukan transaksi pembelian produk, gambar 1 menunjukkan media apa yang paling banyak digunakan oleh pelanggan. Berdasarkan hasil pengolahan data di power BI didapat bahwa pelanggan lebih sering membeli melalui reseller, toko ritel, dan *online* sedangkan melalui *marketplace* hanya sedikit pelanggan yang membeli menggunakan media tersebut.



Gambar 4. Channel per segmen pelanggan

Berdasarkan Gambar 3, terlihat bahwa penggunaan saluran pembelian berbeda antar segmen pelanggan. Pelanggan pada segmen *champion* dan *potential loyalist* lebih dominan melakukan transaksi melalui reseller dan retail store, yang menunjukkan adanya kecenderungan interaksi langsung dan hubungan berbasis kepercayaan antara pelanggan dan toko. Saluran ini berperan penting dalam mempertahankan pelanggan bernilai tinggi karena memungkinkan pelayanan yang lebih personal dan berkelanjutan. Sebaliknya, *marketplace* dan *online* channel lebih banyak digunakan oleh pelanggan pada segmen *new customer* dan *lost*, yang mengindikasikan bahwa saluran digital cenderung berfungsi sebagai pintu masuk awal pelanggan atau digunakan oleh pelanggan dengan keterikatan yang masih rendah.

Analisis strategi channel

Pada segmen pelanggan dengan nilai RFML tinggi, yaitu *champion* dan *potential loyalist*, penggunaan media *offline* seperti ritel dan *reseller* terlihat lebih dominan. Hasil ini mengindikasikan bahwa hubungan penjualan berbasis kepercayaan serta interaksi langsung dengan pelanggan masih menjadi kontributor utama terhadap pendapatan toko ritel batik. Sebaliknya, *marketplace* lebih banyak digunakan oleh pelanggan pada segmen *new customer* dan *lost*, yang menunjukkan bahwa saluran tersebut berperan sebagai media akuisisi awal dengan tingkat keterikatan pelanggan yang relatif lebih rendah. Berdasarkan visualisasi tersebut, toko ritel batik dapat memfokuskan strategi pada pemeliharaan pelanggan bernilai tinggi melalui penguatan saluran *offline*, sekaligus mengoptimalkan *marketplace* sebagai sarana perluasan jangkauan dan akuisisi pelanggan baru.

Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan beberapa poin utama sebagai berikut: Integrasi model RFMLC memberikan hasil segmentasi pelanggan yang lebih informatif dibandingkan RFM konvensional, karena tidak hanya mempertimbangkan perilaku transaksi, tetapi juga durasi hubungan pelanggan (*lifetime*) dan saluran pembelian (*channel*). Pelanggan dengan nilai RFML tinggi, khususnya segmen *champion* dan *potential loyalist*, cenderung bertransaksi melalui saluran offline seperti ritel dan reseller, yang menunjukkan pentingnya hubungan berbasis kepercayaan dan interaksi langsung dalam mempertahankan pelanggan bernilai tinggi. Sebaliknya, *marketplace* lebih banyak digunakan oleh segmen *new customer* dan *lost*, sehingga berperan sebagai sarana akuisisi awal pelanggan. Hasil ini menegaskan bahwa strategi pemasaran ritel batik perlu disesuaikan dengan karakteristik dan preferensi *channel* tiap segmen pelanggan. Penguatan saluran ritel dan *reseller* relevan untuk retensi pelanggan bernilai tinggi, sementara saluran *online* dan *marketplace* dapat dioptimalkan untuk akuisisi dan reaktivasi pelanggan.

Daftar Pustaka

- [1] A. Zamil and T. Vasista, "Customer Segmentation Using RFM Analysis: Realizing Through Python Implementation-Web of Science Core Collection," *Pacific Bus. Rev. Int.*, vol. 13, no. 11, pp. 24–36, 2021, [Online]. Available: <https://www-webofscience-com.ezproxy.ulima.edu.pe/wos/woscc/full-record/WOS:000696384300003>
- [2] A. Jihan, W. Prihartono, and K. Cirebon, "Konsumen K-Means Berdasarkan Model RFM," vol. 13, no. 2, 2025.
- [3] X. Meng, "Accounting for Marketing Expenditures : Analyzing the ROI of Advertising and Promotion," vol. 13, 2024, doi: 10.37421/2168-9601.2024.13.502.
- [4] A. Burhan, H. Kiat, Y. Azhar, and V. Rahmayanti, "Penerapan Metode K-Means Dengan Metode Elbow Untuk Segmentasi Pelanggan Menggunakan Model RFM (Recency , Frequency & Monetary)," vol. 2, no. 7, pp. 945–952, 2020.
- [5] G. Ramkumar, J. Bhuvanewari, S. Venugopal, S. Kumar, C. K. Ramasamy, and R. Karthick, "Enhancing customer segmentation: RFM analysis and K-Means clustering implementation," *Hybrid Adv. Technol.*, pp. 70–76, 2025, doi: 10.1201/9781003559139-9.
- [6] A. Hermawan, N. R. Jayanti, A. Saputra, and C. Tambunan, "Optimalisasi Strategi Pemasaran Melalui Analisis RFM pada Dataset Transaksi Ritel Menggunakan Python," no. 4, 2024.
- [7] O. N. Akande, H. B. Akande, E. O. Asani, and B. T. Dautare, "Customer Segmentation through RFM Analysis and K-means Clustering: Leveraging Data-Driven Insights for Effective Marketing Strategy," *Int. Conf. Sci. Eng. Bus. Driv. Sustain. Dev. Goals, SEB4SDG 2024*, vol. 3, no. 1, 2024, doi: 10.1109/SEB4SDG60871.2024.10630052.
- [8] I. Maskanah, A. Primajaya, and A. Rizal, "Segmentasi Pelanggan Toko Purnama dengan Algoritma K- Means dan Model RFM untuk Perancangan Strategi Pemasaran," 2020.
- [9] E. Febrianty, L. Awalina, and W. I. Rahayu, "Optimalisasi Strategi Pemasaran dengan Segmentasi Pelanggan Menggunakan Penerapan K-Means Clustering pada Transaksi Online Retail Optimizing Marketing Strategies with Customer Segmentation Using K-Means Clustering on Online Retail Transactions," vol. 13, no. September, pp. 122–137, 2023, doi: 10.34010/jati.v13i2.
- [10] E. Setiawan, B. Surarso, and D. M. K. Nugraheni, "Customer Segmentation Based on Recency, Frequency, Monetary Analysis Using K-Means Algorithms in Apple Ecosystem," *J. Penelit. Pendidik. IPA*, vol. 11, no. 2, pp. 634–641, 2025, doi: 10.29303/jppipa.v11i2.10011.
- [11] A. Khumaidi, H. Wahyono, R. Darmawan, H. D. Kartika, N. L. Chusna, and M. K. Fauzy, "RFM-AR Model for Customer Segmentation using K-Means Algorithm," *E3S Web Conf.*, vol. 465, 2023, doi: 10.1051/e3sconf/202346502005.
- [12] R. Gustriansyah, N. Suhandi, and F. Antony, "Clustering optimization in RFM analysis based on k- means," *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 18, no. 1, pp. 470–477, 2019, doi: 10.11591/ijeecs.v18.i1.pp470-477.
- [13] T. Ho, S. Nguyen, H. Nguyen, N. Nguyen, D. S. Man, and T. G. Le, "An Extended RFM Model for Customer Behaviour and Demographic Analysis in Retail Industry," *Bus. Syst. Res.*, vol. 14, no. 1, pp. 26–53, 2023, doi: 10.2478/bsrj-2023-0002.
- [14] Y. Syahra, A. Fadlil, and H. Yuliansyah, "Customer Segmentation Using RFM and K-Means Clustering to Support CRM in Retail Industry," *Sinkron*, vol. 9, no. 3, pp. 1120–1131, 2025, doi: 10.33395/sinkron.v9i3.14907.