

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perdagangan digital kini menjadi pilihan utama konsumen karena menawarkan kemudahan, kecepatan, dan kenyamanan dalam bertransaksi. Dalam kondisi ini, para pelaku usaha dituntut untuk mampu membaca pola perilaku konsumen agar strategi pemasarannya dapat lebih efektif dan efisien. Salah satu pendekatan yang relevan dalam menjawab tantangan ini adalah melalui segmentasi pelanggan berbasis data, yang dapat dilakukan dengan metode *clustering* seperti algoritma *K-Means*. Teknik ini memungkinkan pembentukan kelompok konsumen berdasarkan karakteristik tertentu, sehingga pelaku usaha dapat menyusun strategi promosi dan layanan yang lebih tepat sasaran. Hal ini ditegaskan dalam penelitian oleh Nurwanda (2024), yang menunjukkan efektivitas *K-Means* dalam mengelompokkan rumah tangga ke dalam beberapa segmen yang strategis untuk pemasaran[1].

Penerapan segmentasi tidak hanya berguna dalam memahami latar belakang konsumen, tetapi juga dalam mengevaluasi nilai transaksional mereka. Febrianty dan Awalina (2023) membuktikan bahwa *K-Means* dapat mengklasifikasikan pelanggan berdasarkan frekuensi belanja, jumlah pembelian, dan identitas pelanggan. Hasil segmentasi tersebut sangat bermanfaat dalam merancang pendekatan pemasaran yang disesuaikan dengan kebutuhan setiap kelompok konsumen, seperti penawaran eksklusif bagi pelanggan aktif atau kampanye

loyalitas untuk pelanggan potensial. Dengan demikian, strategi yang diterapkan tidak hanya lebih personal, tetapi juga meningkatkan efektivitas komunikasi pemasaran digital[2].

Di sisi lain, penggabungan metode *RFM* dengan *K-Means* memberikan hasil segmentasi yang lebih tajam. Dengan mengelompokkan pelanggan berdasarkan waktu terakhir belanja, frekuensi transaksi, dan total pengeluaran, perusahaan dapat mengidentifikasi kelompok pelanggan yang paling berharga. Nugraha dan Sriwijaya (2025) mengimplementasikan model ini pada sebuah *platform e-commerce* dan berhasil menghasilkan segmen pelanggan loyal, pelanggan baru, dan pelanggan yang berisiko tidak aktif. Segmentasi semacam ini sangat mendukung dalam menyusun strategi pemasaran digital yang disesuaikan dengan karakter masing-masing segmen[3].

Pendekatan serupa juga dilakukan oleh Jihan (2025) pada Pasarmu.id, sebuah *platform e-commerce* lokal. Dengan menerapkan model *RFM* dan metode *K-Means*, pelanggan berhasil dikelompokkan ke dalam tiga segmen utama yaitu *Golden*, *Platinum*, dan *Silver*. Tiap segmen memerlukan pendekatan pemasaran yang berbeda, seperti pemberian insentif khusus kepada pelanggan premium atau strategi retensi untuk pelanggan yang mulai jarang bertransaksi. Strategi ini dapat memperkuat keterikatan pelanggan dengan *platform* dan meningkatkan nilai transaksi jangka panjang[4].

Tidak hanya untuk karakteristik pembelian, segmentasi berdasarkan tujuan penggunaan *platform* juga penting untuk dipertimbangkan. Silalahi (2023) mengkaji perilaku pengguna internet dan mengelompokkannya berdasarkan

preferensi, seperti komunikasi, belanja daring, dan penggunaan media sosial. Hasil segmentasi menunjukkan bahwa motivasi pelanggan menggunakan *e-commerce* berbeda-beda, sehingga strategi pemasaran digital pun harus disesuaikan, tidak hanya dari sisi produk, tetapi juga dari konten dan media yang digunakan dalam kampanye pemasaran[5].

Lebih lanjut, algoritma *K-Means* juga dapat digunakan untuk segmentasi produk, bukan hanya pelanggan. Penelitian oleh Amalia (2025) membuktikan bahwa pengelompokan produk berdasarkan harga mampu menghasilkan strategi penawaran yang lebih efektif. Hal ini dapat digunakan dalam periklanan digital dengan menampilkan produk-produk tertentu kepada segmen pelanggan tertentu berdasarkan kecenderungan mereka dalam memilih produk dari segi harga. Dengan begitu, efisiensi kampanye digital bisa ditingkatkan melalui pengurangan pemborosan pada *audiens* yang kurang relevan[6].

Bagi Toko *Clarie Florist Fresh*, yang bergerak di bidang penjualan bunga segar melalui *e-commerce*, penerapan segmentasi berbasis *K-Means* dan *RFM* menjadi penting untuk memahami perilaku konsumen. Dengan mengetahui pelanggan *VIP*, pelanggan Reguler, dan pelanggan Beresiko Tidak Aktif, toko dapat merancang strategi promosi yang lebih terarah, misalnya memberikan bonus loyalitas atau penawaran produk eksklusif sebagai apresiasi Untuk pelanggan *VIP*. Memberikan *voucher* atau promosi produk terkait untuk meningkatkan frekuensi belanjanya untuk pelanggan Reguler. Sementara itu, mengirimkan diskon khusus "Kami Rindu Anda" untuk mendorongnya berbelanja kembali untuk pelanggan Berisiko Tidak Aktif.

Bagi Toko *Clarie Florist Fresh*, yang bergerak di bidang penjualan bunga segar melalui e-commerce, penerapan segmentasi berbasis *K-Means* dan *RFM* menjadi penting untuk memahami perilaku konsumen. Penelitian ini menggunakan data histori transaksi pelanggan sebanyak 3.098 data yang dikumpulkan selama periode 1 Januari 2025 hingga 25 September 2025. Dengan mengolah data tersebut, toko dapat mengenali karakteristik pelanggan secara spesifik menjadi tiga klaster utama. Pertama, pelanggan *VIP* dengan rentang *Recency* 1-30 hari, *Frequency* lebih dari 5 kali transaksi, dan *Monetary* di atas Rp 1.500.000. Kedua, pelanggan Reguler dengan *Recency* 31-90 hari, *Frequency* 2-5 kali, dan *Monetary* antara Rp 500.000 hingga Rp 1.500.000. Ketiga, pelanggan Berisiko Tidak Aktif dengan *Recency* lebih dari 90 hari, *Frequency* umumnya hanya 1 kali, dan *Monetary* di bawah Rp 500.000. Dengan mengetahui pembagian ini, toko dapat merancang strategi promosi yang lebih terarah

1.2 Rumusan Masalah

Permasalahan penelitian ini adalah bagaimana penerapan algoritma *K-Means Clustering* untuk segmentasi pelanggan model *Recency*, *Frequency*, dan *Monetary (RFM)* pada *E-commerce* Toko *Clarie Florist fresh*?

1.3 Tujuan Penelitian

Menghasilkan kategori pelanggan (*VIP*, Reguler, dan berisiko Tidak Aktif) dari hasil *clustering*.

1.4 Batasan Penelitian

Dalam penelitian ini, peneliti memberikan beberapa batasan penelitian yaitu:

1. Penelitian ini hanya menggunakan algoritma *K-Means Clustering* sebagai metode segmentasi pelanggan.
2. Analisis data terbatas pada data transaksi pelanggan *e-commerce* dengan atribut kuantitatif seperti : waktu terakhir transaksi, jumlah transaksi, dan total transaksi.
3. Dataset yang digunakan merupakan data transaksi pelanggan Toko Clarie Florist Fresh sebanyak 3.098 data transaksi yang tercatat dari tanggal 1 Januari 2025 hingga 25 September 2025, meliputi: Nama Pelanggan, Tanggal Transaksi, dan Total Transaksi.
4. Penelitian ini tidak mencakup implementasi strategi pemasaran secara langsung, tetapi hanya sampai tahap analisis segmentasi.
5. Segmentasi pelanggan dilakukan menggunakan model *Recency, Frequency, Monetary (RFM)*.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini bermanfaat untuk menerapkan segmentasi pelanggan otomatis pada *platform e-commerce* menggunakan algoritma *K-Means Clustering* berdasarkan model *Recency, Frequency, dan Monetary (RFM)*, sehingga dapat membantu toko mengenali pelanggan *VIP*, pelanggan Reguler, dan pelanggan Berisiko Tidak Aktif, sehingga dapat menyusun rekomendasi promosi yang sesuai.

1.6 Sistematika Penulisan

BAB 1 PENDAHULUAN

Bab ini berisi latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan

penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB 2 LANDASAN TEORI

Bab ini berisi teori – teori yang digunakan pada penelitian ini. Teori – teori yang berhubungan dengan Penerapan Algoritma *K-Means Clustering* Untuk Segmentasi Pelanggan Model *Recency, Frequency, Dan Monetary (RFM)* Pada *E-Commerce Toko Clarie Florist Fresh*.

BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini berisi tahapan-tahapan penelitian, mulai dari identifikasi masalah, pengumpulan data, analisa model, perancangan sistem, implementasi sistem, dan pengujian sistem.

BAB 4 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Bab ini berisi Analisa dan perancangan Penerapan Algoritma *K-Means Clustering* Untuk Segmentasi Pelanggan Model *Recency, Frequency, Dan Monetary (RFM)* Pada *E-Commerce Toko Clarie Florist Fresh*.

BAB 5 IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Bab ini berisi implementasi dan pengujian pada aplikasi yang akan dibangun.

BAB 6 PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan serta saran untuk penelitian atau pengembangan sistem di masa mendatang.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 *E-Commerce*

E-commerce berasal dari bahasa Inggris, yaitu *electronic commerce* atau perdagangan elektronik. Dan sebagaimana perdagangan yang dilakukan secara langsung atau *face to face*. Dalam *E-commerce* juga meliputi proses promosi, pembelian, dan pemasaran produk. Yang berbeda adalah pada sistem berdagang yang digunakan, yaitu melalui media elektronik atau internet[7].

Selanjutnya, penelitian yang dilakukan oleh Muhammad Yusuf (2022) terhadap UMKM di wilayah Bekasi Utara menunjukkan bahwa pemanfaatan *e-commerce* secara nyata berdampak pada peningkatan pendapatan usaha, jumlah konsumen, dan efektivitas dalam kegiatan promosi. Melalui analisis regresi terhadap data kuesioner dari 100 responden, Yusuf menyimpulkan bahwa *e-commerce* menjadi faktor kunci dalam menunjang pertumbuhan dan performa UMKM[8].

Studi lain dari Randes dan Veri (2021) menekankan pentingnya *e-commerce* sebagai sarana utama bagi UMKM untuk menjalankan operasional dan mendistribusikan produk, khususnya untuk barang-barang kebutuhan pokok dan kesehatan. Namun demikian, pelaku usaha juga menghadapi berbagai tantangan, terutama terkait aspek logistik dan upaya membangun kepercayaan konsumen[9].

2.2 Pemasaran Digital

Pemasaran digital merupakan pendekatan promosi produk atau jasa melalui berbagai *platform* elektronik seperti situs *web*, *email*, media sosial, dan mesin pencari. Dalam ranah *e-commerce*, strategi ini memiliki peran penting dalam meningkatkan eksposur merek, memperkuat loyalitas konsumen, serta mendorong tingkat konversi melalui metode yang lebih terarah dan berbasis data. Rismawati & Aji (2022) menyatakan bahwa penggunaan *e-commerce* dan media sosial dalam strategi pemasaran digital oleh UMKM terbukti mampu memperluas jangkauan pasar dan mendorong penjualan, meskipun tantangan seperti rendahnya literasi teknologi dan keterbatasan infrastruktur digital masih menjadi hambatan[10].

Kebutuhan akan pemasaran digital terus meningkat seiring dengan banyaknya UMKM yang beralih ke platform digital untuk mempertahankan operasional bisnis mereka. Penelitian Trulline (2021) menunjukkan bahwa pendampingan dalam pemanfaatan *e-commerce* dan digital marketing berdampak positif terhadap peningkatan omzet dan jumlah pelanggan. Namun, berbagai kendala seperti keamanan data, biaya penerapan teknologi, serta keterbatasan pemahaman digital masih menjadi tantangan yang perlu diatasi[11].

Dalam praktiknya, UMKM sering mengandalkan berbagai strategi pemasaran digital seperti pembuatan konten kreatif, pemanfaatan katalog digital, serta penggunaan otomatisasi melalui *chatbot* atau *WhatsApp Business*. Gunawan dan rekan (2023) membuktikan bahwa pendekatan ini efektif dalam memperluas jangkauan pasar dan meningkatkan interaksi dengan pelanggan, meskipun masih terdapat kendala seperti keterbatasan jaringan dan infrastruktur yang belum merata.

Temuan ini menggarisbawahi pentingnya integrasi teknologi dan pelatihan sebagai bagian dari strategi pemasaran digital yang berkelanjutan[12].

2.3 Segmentasi Pelanggan

Segmentasi pelanggan adalah proses membagi pelanggan menjadi sub kelompok yang berbeda, bermakna, dan homogen berdasarkan atribut dan karakteristiknya. Hal tersebut memungkinkan suatu perusahaan dapat memahami atau mempelajari pelanggan mereka dan membangun strategi untuk menjalin hubungan dengan pelanggan sesuai dengan karakteristik pelanggan tersebut[13].

Segmentasi pelanggan merupakan langkah awal yang memungkinkan perusahaan mengembangkan strategi yang lebih nyaman dan personalisasi. Setelah perusahaan berhasil mengidentifikasikelompok pelanggan yang berbeda, langkah berikutnya adalah mengembangkan rencana aksi yang sesuai untuk masing-masing kelompok tersebut. Misalnya, perusahaan dapat mengadopsi strategi pemasaran yang berbeda untuk setiap kelompok pelanggan. Dengan perkembangan teknologi dan ketersediaan data yang semakin besar, perusahaan juga dapat menggabungkan metode segmentasi pelanggan dengan pendekatan analitik yang lebih canggih, seperti analisis prediktif dan mesin pembelajaran. Dengan memanfaatkan teknik-teknik ini, perusahaan dapat menghasilkan wawasan yang lebih mendalam tentang perilaku pelanggan, memprediksi kebutuhan dan preferensi pelanggan di masa mendatang[14].

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[15].

2.4 *Data Mining*

Definisi *Knowledge Discovery in Database* (KDD) adalah metode dan cara mendapatkan sebuah informasi melalui basis data yang telah tersedia, meliputi proses *Data selection, Praprocessing, Transformation, Data Mining, Evaluation* dan *Interpretation*[16].

Data mining merupakan proses sistematis untuk mengekstraksi informasi baru dari kumpulan data berskala besar dengan memanfaatkan berbagai teknik seperti *klasifikasi, asosiasi, clustering*, dan prediksi. Dalam konteks bisnis *e-commerce*, teknologi ini berperan penting dalam mengungkap pola pembelian, memahami preferensi pelanggan, serta menyusun strategi pemasaran yang berbasis analisis data. Melalui data mining, perusahaan dapat membuat keputusan yang lebih cermat dan cepat menanggapi perubahan pasar digital[17].

Lebih lanjut, penggabungan metode *data mining* dengan model seperti *Recency, Frequency, Monetary (RFM)* dan teknik *clustering K-Means* terbukti efektif dalam melakukan segmentasi pelanggan. Penelitian oleh Muhammad Devan Ryandra dan tim (2025) pada Resik Aquatics menunjukkan bahwa pendekatan ini mampu mengelompokkan pelanggan berdasarkan nilai *RFM* mereka, menghasilkan kluster yang dapat digunakan untuk merancang strategi pemasaran yang lebih akurat. Hal ini menegaskan bahwa data mining tidak hanya mendukung proses analitik, tetapi juga menjadi landasan penting bagi pengembangan sistem *CRM* dan automasi pemasaran[18].

2.5 Clustering

Clustering merupakan salah satu metode dalam *data mining* yang digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam grup-grup yang memiliki kemiripan pola atau karakteristik, tanpa memerlukan label sebelumnya (*unsupervised learning*). Teknik ini sangat efektif dalam segmentasi pelanggan pada platform *e-commerce* karena dapat mengidentifikasi kelompok pelanggan berdasarkan perilaku belanja mereka. Algoritma seperti *K-Means* dan *K-Medoids* banyak digunakan karena mampu menangani data berukuran besar dengan efisiensi komputasi yang baik[19].

Tahapan *clustering* biasanya mencakup proses pra-pemrosesan data (seperti normalisasi), proses iteratif sampai titik pusat kluster (*centroid*) stabil, dan evaluasi hasil kluster. Dalam penelitian oleh Fadhillah et al. (2024), pendekatan ini diterapkan pada data *RFM* pelanggan *e-commerce* dengan membandingkan algoritma *K-Means*, *Agglomerative*, dan *DBSCAN*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa *K-Means* menghasilkan tiga kluster dengan kinerja terbaik, ditunjukkan oleh nilai *silhouette score* dan *DB index* yang lebih unggul dibandingkan lainnya[20].

Lebih jauh lagi, penerapan *clustering* tidak terbatas pada segmentasi pelanggan saja, tetapi juga dapat diterapkan untuk mengelompokkan produk, analisis sentimen pengguna, maupun pengukuran kepuasan layanan. Rahma et al. (2024) membandingkan performa *K-Means* dan *DBSCAN* dalam segmentasi pelanggan pada bisnis ritel busana menggunakan model *RFM*. Hasil penelitian mereka menunjukkan bahwa efektivitas algoritma sangat dipengaruhi oleh karakteristik data yang digunakan; *K-Means* unggul dalam beberapa skenario, sementara *DBSCAN* lebih cocok untuk tipe data tertentu. Hal ini menekankan pentingnya

pemilihan metode yang tepat berdasarkan karakteristik dataset sebelum implementasi[21].

2.6 Algoritma K-Means Clustering

K-Means Clustering merupakan algoritma *unsupervised learning* yang berfungsi untuk mengelompokkan data ke dalam sejumlah k kluster berdasarkan kemiripan jarak (*Euclidean*) terhadap pusat kluster (*centroid*). Pada tahap awal, *centroid* dipilih secara acak, lalu data dikelompokkan ke kluster terdekat. Proses ini dilanjutkan dengan pembaruan posisi *centroid* hingga tercapai konvergensi, yaitu saat perubahan posisi *centroid* tidak lagi signifikan. Algoritma ini populer karena kesederhanaannya, efektivitas dalam praktik, dan kemampuannya memproses data dalam jumlah besar dengan cepat[22].

Dalam penelitian oleh tim dari Politeknik Elektronika Negeri (2022), K-Means dibandingkan dengan *Agglomerative Clustering* dalam menganalisis pola konsumen di *e-commerce*. Hasilnya menunjukkan bahwa *K-Means* cenderung menghasilkan kluster yang lebih konsisten dan mudah dipahami, sehingga mendukung pengambilan keputusan dalam strategi pemasaran digital[23].

Menurut Wakhidah (2017) langkah-langkah melakukan *clustering* dengan algoritma *K-Means* adalah sebagai berikut [24] :

1. Menentukan jumlah cluster (k).
2. Menentukan nilai centroid Dalam menentukan nilai *centroid* untuk awal iterasi, nilai awal *centroid* dilakukan secara acak. Sedangkan jika menentukan nilai *centroid* yang merupakan tahap dari iterasi, maka digunakan rumus sebagai berikut:

$$v_{ij} = \left(\frac{1}{N_i}\right) * \sum x_{kj}, \text{ untuk } k = 0 \text{ sampai } N_i$$

Keterangan:

v_{ij} = *centroid* rata-rata *cluster* ke-i untuk variabel ke-j

N_i = jumlah data yang menjadi anggota *cluster* ke-i

i, k = *indeks* dari *cluster*

j = indeks dari variabel

x_{kj} = nilai data ke-k yang ada di dalam *cluster* tersebut untuk variabel ke-j

3. Menghitung jarak antara titik *centroid* dengan tiap objek.

Untuk menghitung jarak tersebut dapat menggunakan *Euclidean Distance*:

$$De = \sqrt{(x_i - s_i)^2 + (y_i - t_i)^2}$$

Keterangan:

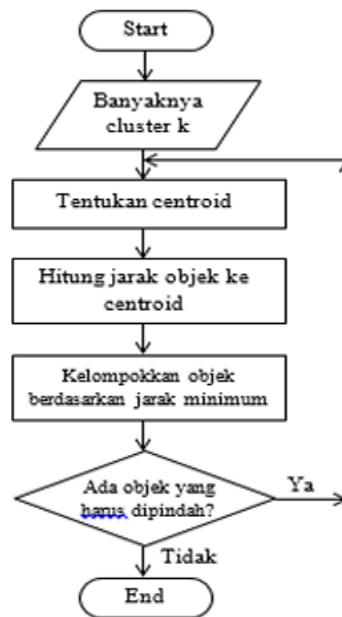
De = *Euclidean Distance*

i = banyaknya objek

(x, y) = koordinat objek

(s, t) = koordinat *centroid*

4. Pengelompokan objek dengan memperhitungkan jarak minimum objek.
5. Kembali ke tahap 2, lakukan perulangan hingga nilai *centroid* yang dihasilkan tetap dan anggota *cluster* tidak berpindah ke *cluster* lain.



Gambar 2.1 Flowchart K-means Clustering

2.7 Model Recency, Frequency, Dan Monetary (RFM)

Model *RFM* dikenal sebagai teknik data mining berdasarkan perilaku yang menggambarkan profil pelanggan dengan memanfaatkan data transaksi dengan mengambil poin *recency*, *frequency*, dan *monetary*. [25].

RFM adalah model yang mendiversifikasi banyak pelanggandari sejumlah besar data dengan tiga atribut. Interval konsumsi pelanggan, frekuensi dan nilai pembayaran, merupakan ketiga faktor tersebut. Definisi rinci *RFM* dijelaskan sebagai berikut[26]:

- (1) Kekinian pembelian terakhir yang ditunjukkan oleh *R* adalah jangka waktu antara waktu pembelian terakhir dengan waktu survei tertentu. Disini *state* yang diinginkan adalah durasi waktu yang lebih pendek yang berarti *R* lebih besar.
- (2) Frekuensi pembelian yang ditunjukkan oleh *F* menunjukkan jumlah

transaksi dalam satu siklus waktu tertentu. keadaan yang diinginkan semakin besar F yang berarti tingginya pengulangan pembelian.

- (3) Nilai moneter pembelian yang ditunjukkan oleh M adalah nilai konsumsi uang oleh pelanggan selama jangka waktu tertentu. Keadaan yang diinginkan disini adalah semakin banyak uang maka semakin besar M .

Analisis *RFM* (*Recency, Frequency, Monetary*) pertama kali diperkenalkan oleh Hughes (1994) sebagai metode untuk mengukur nilai pelanggan dalam konteks pemasaran langsung. Metode ini telah diadopsi secara luas dalam berbagai industri karena kesederhanaannya dan kemampuannya untuk memberikan wawasan yang mendalam tentang perilaku pelanggan. Beberapa penelitian sebelumnya telah menunjukkan efektivitas *RFM* dalam meningkatkan retensi pelanggan dan *ROI* pemasaran[27].

2.8 Strategi Pemasaran Digital Berbasis Segmentasi

Strategi pemasaran digital menjadi jauh lebih efektif ketika didasarkan pada segmentasi pelanggan yang tepat. Melalui metode seperti *K-Means* dan pendekatan *RFM*, perusahaan *e-commerce* dapat mengidentifikasi berbagai tipe pelanggan, seperti pelanggan setia, pelanggan bernilai tinggi, maupun pelanggan yang berisiko tidak aktif. Contoh penerapan nyatanya dapat dilihat pada aplikasi PLN *Mobile*, yang menggunakan segmentasi berbasis *RFM* dan teknik *clustering* untuk mengelompokkan pengguna ke dalam tiga kategori utama: *Dormant*, *Typical*, dan *Everyday Shoppers*. Klasifikasi ini menjadi dasar dalam merancang strategi pemasaran yang sesuai dengan karakteristik masing-masing kelompok[28].

Segmentasi yang akurat juga memungkinkan perumusan kampanye pemasaran digital yang lebih personal dan relevan. Hal ini ditunjukkan oleh studi di PT *Coversuper Indonesia Global* yang menerapkan kombinasi model *RFM* dan algoritma *K-Means*, menghasilkan empat segmen pelanggan. Segmentasi tersebut kemudian dijadikan acuan untuk menyusun strategi berbeda, seperti program loyalitas eksklusif, penawaran diskon tertentu, hingga kampanye reaktivasi bagi pelanggan yang kurang aktif[29].

Lebih jauh lagi, hasil segmentasi ini dapat diintegrasikan ke dalam berbagai kanal pemasaran digital seperti email marketing, iklan digital berbayar, maupun promosi seperti *flash sale*, dengan pendekatan yang disesuaikan untuk setiap segmen. Misalnya, pada *platform* Pasarmu.id, pelanggan diklasifikasikan menjadi *Golden*, *Platinum*, dan *Silver* dengan pendekatan *RFM* dan *K-Means*, memungkinkan pengiriman konten yang dipersonalisasi, penawaran khusus, serta strategi retensi pelanggan yang lebih efektif. Dengan demikian, segmentasi berbasis data menjadi fondasi utama dalam meningkatkan keterlibatan pelanggan (*engagement*) dan rasio konversi dalam strategi pemasaran digital[30].

2.9 Flowchart

Flowchart adalah gambaran grafis yang merepresentasikan langkah-langkah dan urutan proses dalam suatu program atau sistem. Dengan menggunakan simbol-simbol standar seperti *terminator*, *decision*, proses, maupun *input/output*, *flowchart* membantu seorang analis maupun programmer dalam memecah permasalahan ke dalam bagian yang lebih sederhana sehingga lebih mudah dipahami dan dievaluasi. Bagi mahasiswa atau pemula dalam bidang pemrograman, *flowchart* menjadi alat

bantu penting sebelum memasuki implementasi kode karena memberikan visualisasi alur logika yang jelas[31].

Selain digunakan sebagai alat analisis, *flowchart* juga menjadi sarana pembelajaran algoritma dan logika pemrograman. Melalui perangkat lunak pendukung seperti *Flowgorithm*, mahasiswa dapat mempraktikkan penyusunan algoritma dengan lebih mudah karena *flowchart* dapat dijalankan dan divisualisasikan hasilnya. Pendekatan ini tidak hanya memudahkan dalam memahami konsep dasar algoritma, tetapi juga meningkatkan kemampuan problem solving secara terstruktur [32].

Perkembangan penelitian terbaru menunjukkan bahwa *flowchart* tidak hanya digunakan untuk perancangan, tetapi juga dapat dijadikan dasar dalam membangun perangkat lunak yang mampu mengonversi diagram menjadi kode program secara otomatis. Dengan cara ini, *flowchart* bukan hanya media pembelajaran, tetapi juga sarana untuk meningkatkan efisiensi dalam proses pengembangan aplikasi. Konsep ini sudah mulai diterapkan dalam penelitian multidisiplin yang menyoroti hubungan *flowchart*, *pseudocode*, dan implementasi algoritma dalam pendidikan tinggi [33].

2.10 Website

Website merupakan kumpulan halaman yang dapat diakses melalui internet dan berisi informasi, layanan, maupun aplikasi interaktif. Dalam konteks pembelajaran, *website* dapat dimanfaatkan sebagai media yang mendukung proses belajar mengajar karena mampu menyajikan materi secara lebih menarik, interaktif, serta mudah diakses kapan saja dan di mana saja. Pemanfaatan *website* juga dapat meningkatkan kemandirian siswa dalam menggali informasi serta memperluas

sumber belajar yang tidak terbatas hanya pada buku cetak [34].

Selain sebagai media informasi, *website* dapat dirancang untuk memberikan fitur-fitur khusus, seperti kuis interaktif, forum diskusi, hingga sistem evaluasi hasil belajar. Hal ini membuat *website* tidak hanya menjadi sumber referensi, tetapi juga wadah interaksi antara guru dan siswa. Dengan demikian, keberadaan website mampu meningkatkan efektivitas pembelajaran dan mendukung tercapainya tujuan pendidikan yang lebih baik [35].

Lebih jauh lagi, *website* juga digunakan untuk mengembangkan sistem pembelajaran berbasis digital yang sesuai dengan kebutuhan siswa. Pengembangan media pembelajaran interaktif berbasis *web* memungkinkan guru untuk mengintegrasikan multimedia, seperti gambar, video, dan animasi, sehingga materi menjadi lebih mudah dipahami. Oleh karena itu, *website* berperan penting dalam transformasi digital pendidikan di era industri 4.0 [36].

2.11 *Python*

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang populer karena kesederhanaan sintaks dan fleksibilitasnya. Bahasa ini mendukung banyak paradigma pemrograman seperti prosedural, fungsional, hingga berorientasi objek, sehingga sangat cocok digunakan dalam dunia pendidikan maupun penelitian. Dalam bidang akademik, *Python* membantu mahasiswa dan peneliti untuk menyelesaikan berbagai persoalan pemrograman dengan lebih cepat dan efisien [37].

Selain itu, *Python* juga memiliki pustaka (*library*) yang sangat lengkap untuk berbagai kebutuhan, mulai dari analisis data, visualisasi, hingga pengembangan

kecerdasan buatan. Dengan adanya pustaka seperti *NumPy*, *Pandas*, dan *Matplotlib*, pengguna dapat melakukan manipulasi dan eksplorasi data secara lebih mudah. Hal ini menjadikan *Python* sebagai salah satu bahasa yang banyak digunakan dalam penelitian berbasis data maupun pembelajaran berbasis komputer [38].

Dalam pengembangan ilmu pengetahuan, *Python* berperan penting pada penelitian di bidang matematika, sains, dan teknologi informasi. Implementasi *Python* dalam berbagai studi kasus seperti perhitungan matematis, simulasi, maupun analisis big data, menunjukkan bahwa *Python* mampu mendukung perkembangan riset modern. Dengan dukungan komunitas yang besar dan dokumentasi yang lengkap, *Python* semakin relevan digunakan di era digital saat ini [39].

2.12 *Visual Studio Code*

Visual Studio Code (VS Code) merupakan salah satu code editor yang dikembangkan oleh *Microsoft* dengan dukungan lintas platform, sehingga dapat dijalankan pada sistem operasi *Windows*, *Linux*, maupun *macOS*. *VS Code* populer di kalangan developer karena tampilannya yang sederhana, ringan, serta dilengkapi berbagai ekstensi yang mendukung pemrograman berbagai bahasa, termasuk *Python*, *JavaScript*, *Java*, dan *C++*. Hal ini menjadikan *VS Code* sebagai salah satu pilihan utama dalam pengembangan perangkat lunak modern [40].

Selain itu, *Visual Studio Code* menyediakan fitur bawaan seperti *debugging*, *syntax highlighting*, *intelliSense*, dan *integrated terminal* yang sangat membantu programmer dalam menulis kode. Dukungan ekstensi yang beragam memungkinkan pengguna menyesuaikan editor sesuai kebutuhan spesifik proyek.

Dengan berbagai kemudahan tersebut, *VS Code* tidak hanya digunakan oleh programmer profesional, tetapi juga mahasiswa yang baru belajar pemrograman untuk meningkatkan keterampilan logika dan pemahaman kode [41].

Dalam dunia pendidikan, *VS Code* sering dimanfaatkan sebagai media pembelajaran dalam mata kuliah pemrograman maupun proyek penelitian. Penggunaannya yang fleksibel membuat mahasiswa dapat berlatih mengembangkan aplikasi berbasis *web*, *mobile*, maupun desktop secara lebih efisien. Dengan komunitas global yang besar, dokumentasi yang lengkap, serta dukungan teknologi terkini, *VS Code* semakin berperan penting sebagai sarana pengembangan perangkat lunak di era digital [42].

2.13 *Blackbox Testing*

Blackbox Testing merupakan metode pengujian perangkat lunak yang berfokus pada fungsionalitas sistem tanpa memperhatikan struktur internal atau kode program. Teknik ini digunakan untuk memastikan bahwa *input* tertentu menghasilkan *output* sesuai dengan yang diharapkan, sehingga dapat mendeteksi kesalahan fungsi aplikasi. Dengan demikian, penguji dapat mengevaluasi kualitas perangkat lunak dari sudut pandang pengguna akhir tanpa harus memahami detail teknis pemrograman [43].

Metode *Blackbox Testing* biasanya diterapkan pada tahap akhir pengembangan perangkat lunak untuk memverifikasi bahwa seluruh fitur sudah berjalan sesuai spesifikasi. Jenis pengujian yang umum digunakan dalam metode ini antara lain *equivalence partitioning*, *boundary value analysis*, dan *decision table testing*. Penggunaan metode ini membantu pengembang menemukan *bug* yang

berkaitan dengan logika aplikasi maupun kesalahan antarmuka yang mungkin terlewat pada tahap pengujian berbasis kode [44].

Selain itu, *Blackbox Testing* banyak dimanfaatkan dalam penelitian akademik maupun implementasi aplikasi berbasis *web*, *mobile*, maupun *desktop*. Metode ini mempermudah mahasiswa dan peneliti dalam menguji fungsionalitas aplikasi secara praktis, tanpa memerlukan pemahaman mendalam terhadap struktur kode. Dengan fleksibilitas dan efektivitasnya, *Blackbox Testing* menjadi pendekatan penting dalam menjamin kualitas perangkat lunak yang dikembangkan [45].

2.14 Hypertext Markup Language (HTML)

Hypertext Markup Language (HTML) merupakan bahasa markup standar yang digunakan untuk menyusun dan menampilkan halaman web. *HTML* berfungsi untuk menentukan struktur dasar halaman seperti heading, paragraf, gambar, tautan, hingga tabel. Seiring perkembangan teknologi, *HTML* telah berevolusi hingga *HTML5* yang lebih interaktif dengan dukungan multimedia seperti audio, video, dan canvas untuk grafis. Dengan keunggulan ini, *HTML* tetap menjadi fondasi utama dalam pengembangan aplikasi berbasis *web* modern [46].

Selain sebagai dasar pembuatan halaman, *HTML* juga memiliki peran penting dalam pengembangan antarmuka pengguna (*UI*) karena menentukan bagaimana informasi ditampilkan kepada user. Dukungan elemen semantik dalam *HTML5* membantu mesin pencari (*SEO*) serta meningkatkan aksesibilitas bagi pengguna dengan keterbatasan tertentu. Oleh karena itu, *HTML* tidak hanya penting bagi programmer, tetapi juga bagi desainer web yang ingin menyajikan konten secara lebih terstruktur dan ramah pengguna [47].

Dalam dunia pendidikan maupun penelitian, *HTML* banyak dipelajari sebagai materi dasar pemrograman *web*. Mahasiswa biasanya mengenal *HTML* sebelum mempelajari *CSS* dan *JavaScript* karena sifatnya yang fundamental. Implementasi *HTML* dalam berbagai proyek penelitian *web* juga memperlihatkan peran pentingnya dalam membangun aplikasi berbasis *browser*, baik untuk sistem informasi, *e-learning*, maupun layanan publik. Hal ini menjadikan *HTML* tetap relevan dan terus dipelajari hingga saat ini [48].

2.15 Cascading Style Sheet (CSS)

Cascading Style Sheets (CSS) merupakan bahasa *stylesheet* yang digunakan untuk mengendalikan tampilan visual dokumen *HTML*. Dengan *CSS*, pengembang dapat mengatur elemen halaman seperti warna, ukuran huruf, margin, padding, serta tata letak sehingga tampilan menjadi lebih konsisten dan menarik. Perkembangan terbaru menghadirkan fitur seperti *Flexbox*, *Grid Layout*, dan *media query* yang memungkinkan desain web bersifat responsif di berbagai perangkat. *CSS* dengan demikian menjadi fondasi penting dalam pengembangan web modern karena mampu meningkatkan estetika sekaligus fleksibilitas antarmuka [49].

Selain aspek estetika, *CSS* memiliki peran signifikan dalam mendukung pengalaman pengguna (*user experience*) dan aksesibilitas. Penataan visual yang konsisten membantu navigasi dan pemahaman informasi, sementara efek interaktif seperti *hover* atau *transition* meningkatkan keterlibatan pengguna. Optimalisasi *CSS* melalui pemangkasan kode yang tidak terpakai, penggunaan *critical CSS*, serta teknik minifikasi juga berpengaruh pada kecepatan muat halaman dan kinerja situs. Hal ini menjadikan *CSS* tidak hanya alat presentasi, melainkan juga komponen yang

berkontribusi pada performa dan kualitas teknis sebuah *website* [50].

Dalam dunia pendidikan dan penelitian, *CSS* diperkenalkan setelah *HTML* sebagai dasar untuk memahami pengembangan *web*. Mahasiswa maupun peserta pelatihan biasanya mempelajari konsep box model, spesifisitas, dan metodologi penulisan kode seperti *BEM* sebelum mendalami *framework* modern seperti *Bootstrap*, *Tailwind*, atau *Materialize*. Implementasi *CSS* dalam proyek pendidikan, pelatihan masyarakat, maupun penelitian sistem informasi menunjukkan peran pentingnya dalam menghasilkan antarmuka yang interaktif, responsif, dan mudah dipelihara. Hal ini memperlihatkan bahwa *CSS* tetap relevan sebagai keterampilan yang harus dikuasai di era transformasi digital [51].

2.16 *Java Script*

Java Script merupakan bahasa pemrograman yang digunakan untuk membuat halaman *web* lebih interaktif dan dinamis. Bahasa ini berfungsi untuk memanipulasi elemen *HTML* serta mengatur gaya melalui *CSS* secara langsung, sehingga pengalaman pengguna menjadi lebih responsif. Seiring perkembangan teknologi, *JavaScript* mendukung paradigma *asynchronous programming* yang memungkinkan pertukaran data dengan *server* tanpa perlu memuat ulang halaman. Hal ini menjadikan *Java Script* sebagai salah satu komponen utama dalam pengembangan aplikasi berbasis *web modern* [52].

Selain digunakan pada sisi klien, *Java Script* kini juga berkembang melalui *runtime environment Node.js*, yang memungkinkan bahasa ini dijalankan di sisi *server*. Perkembangan ini memperluas fungsinya sehingga dapat digunakan untuk pengembangan *full-stack*. Berbagai *framework* populer seperti *React*, *Angular*, dan

Vue mendukung efisiensi pembangunan antarmuka, sedangkan *Node.js* memungkinkan integrasi API dan basis data. Hal ini menjadikan *Java Script* bahasa yang serbaguna dalam ekosistem pengembangan *web* [53].

Dalam konteks pendidikan dan penelitian, *Java Script* diperkenalkan setelah *HTML* dan *CSS* sebagai materi lanjutan dalam pemrograman *web*. Mahasiswa dan peserta pelatihan biasanya mempelajari konsep *DOM (Document Object Model)*, *event handling*, serta manipulasi data sebelum beralih ke framework yang lebih kompleks. *Java Script* juga banyak digunakan dalam penelitian terkait aplikasi e-learning, sistem informasi, dan layanan publik berbasis *web* interaktif. Dengan demikian, *Java Script* tetap relevan sebagai keterampilan dasar bagi pengembang di era digital [54].

2.17 Penelitian Terkait

Berikut adalah penelitian sebelumnya yang dijadikan acuan dan referensi dalam menyelesaikan masalah ini.

Tabel 2. 1 Tabel Penelitian Sebelumnya

No	Nama	Tahun	Judul	Hasil
1	Muhamad Fikri Fadhillah , Aldo Lovely Arief Suyoso , Ira Puspitasari	2025	Segmentasi Pelanggan dengan Algoritma <i>Clustering</i> Berdasarkan Atribut <i>Recency</i> , <i>Frequency</i> dan <i>Monetary</i> (RFM)	Penelitian segmentasi pelanggan di PT SID wilayah Jawa Timur menggunakan model <i>RFM</i> dan algoritma <i>clustering</i> berdasarkan 118.314 transaksi dari 1.570 pelanggan selama periode 1 Januari 2021 hingga 31 Desember 2023. Evaluasi tiga metrik validasi menunjukkan algoritma <i>K-Means</i> sebagai yang paling optimal dengan

No	Nama	Tahun	Judul	Hasil
				nilai <i>silhouette score</i> 0,364, DBI 0,93, dan <i>Calinski-Harabasz</i> 1303,6. Hasil <i>clustering</i> menghasilkan tiga segmen: <i>loyal customer</i> (694 pelanggan), <i>adequate customer</i> (383 pelanggan), dan <i>lost customer</i> (494 pelanggan). Strategi yang disarankan meliputi pemberian apresiasi seperti diskon untuk pelanggan loyal, promosi produk untuk pelanggan menengah, serta analisis dan upaya retensi untuk pelanggan yang berhenti bertransaksi.
2.	Dinda Dewi Rahma Wijaya	2025	Strategi Pemasaran Berbasis Segmentasi: Menentukan, Menganalisis, Dan Meramalkan Pasar Sasaran Untuk Peningkatan Kinerja Bisnis	Berdasarkan penelitian tentang strategi pemasaran berbasis segmentasi, disimpulkan bahwa segmentasi pasar yang tepat merupakan kunci dalam merancang strategi pemasaran yang efektif dan meningkatkan kinerja bisnis. Segmentasi yang dilakukan secara cermat memungkinkan perusahaan memahami karakteristik dan kebutuhan konsumen, serta menyesuaikan produk atau layanan secara lebih terarah. Dengan menggabungkan analisis perilaku konsumen, teori pemasaran, dan teknik peramalan pasar, perusahaan dapat mengidentifikasi segmen potensial,

No	Nama	Tahun	Judul	Hasil
				merumuskan strategi yang efisien, serta mengurangi ketidakpastian pasar. Pendekatan ini juga memperkuat daya saing dengan menjadikan strategi pemasaran lebih fokus dan relevan terhadap kebutuhan konsumen.
3.	Diwi Apriana , Chandra Yuliansyah	2024	Optimalisasi Penjualan <i>Online</i> Melalui Teknik Data Mining (Studi Kasus <i>E- Commerce</i>)	Penggunaan teknik data mining dalam <i>e-commerce</i> membantu perusahaan mengidentifikasi pola pembelian dan perilaku konsumen, sehingga dapat meningkatkan strategi promosi, efisiensi operasional, dan penjualan. Integrasi data mining menjadi langkah penting agar bisnis tetap <i>kompetitif</i> di pasar digital yang terus berkembang.
4.	Dicha Putri Rezkia	2024	Analisis Penggunaan <i>E- Commerce</i> Bagi UMKM di Era Digita	<i>E-commerce</i> telah mengubah cara UMKM berbisnis dengan memperluas jangkauan pasar, meningkatkan efisiensi, dan memperkuat daya saing. Namun, tantangan seperti biaya teknologi, rendahnya literasi digital, dan isu keamanan data masih menjadi hambatan. Untuk bertahan di era digital, UMKM perlu menerapkan strategi <i>e-commerce</i> yang efektif, termasuk penguatan

No	Nama	Tahun	Judul	Hasil
				infrastruktur <i>digital</i> , peningkatan keterampilan, pemasaran digital, dukungan finansial, dan pemanfaatan <i>platform e-commerce</i> secara optimal.
5.	Sri Wahyuni, , Tina Tri Wulansari , Fahrullah	2023	Segmentasi Pelanggan Berdasarkan Analisis <i>Recency</i> , <i>Frequency</i> , <i>Monetary</i> Menggunakan Algoritma <i>K-Means</i> Pada CV. Toedjoe Sinar Group	Berdasarkan analisis yang dilakukan didapatkan kesimpulan bahwa segmentasi pelanggan pada CV. Toedjoe Sinar Group menghasilkan nilai $K=7$ dan <i>cluster</i> terbaik = 5 dengan nilai rata-rata <i>recency</i> 0,0, <i>frequency</i> 140,33 dan <i>monetary</i> 43328833
6.	Venansius Fortunatus Wijaya, Yulianto Tejo Putranto	2023	<i>Analysis Of Online Store Consumer Behaviour With K-Means And Agglomerative Clustering AlgoritHMS</i>	Penelitian ini menyimpulkan bahwa algoritma <i>Agglomerative Clustering</i> dengan reduksi dimensi t-SNE pada $K=4$ memberikan hasil terbaik dalam segmentasi perilaku konsumen <i>e-commerce</i> , dengan <i>Silhouette Score</i> 0,392970 dan visualisasi klaster yang minim tumpang tindih. Dibandingkan <i>K-Means</i> dan <i>K-Means++</i> , keduanya menghasilkan skor <i>Silhouette</i> yang sama, namun <i>K-Means++</i> memiliki waktu komputasi lebih cepat karena inisialisasi <i>centroid</i> yang lebih baik. Untuk penelitian

No	Nama	Tahun	Judul	Hasil
				selanjutnya disarankan mencoba algoritma <i>clustering</i> lain serta metode reduksi dimensi selain <i>PCA</i> dan <i>t-SNE</i> untuk hasil yang lebih optimal.
7.	Hasna Indarti Titasari	2023	Pengaruh <i>E-Commerce</i> dan <i>Digital Payment</i> terhadap Pendapatan Usaha Mikro Kecil Menengah (UMKM) di Daerah Istimewa Yogyakarta	Berdasarkan hasil penelitian, disimpulkan bahwa <i>E-Commerce</i> dan <i>Digital Payment</i> berpengaruh positif dan signifikan terhadap pendapatan UMKM di Daerah Istimewa Yogyakarta, baik secara parsial maupun simultan. Penggunaan <i>E-Commerce</i> mempermudah transaksi dan memperluas jangkauan pasar, sehingga meningkatkan penjualan. Sementara itu, <i>Digital Payment</i> mempermudah proses pembayaran, mempercepat transaksi, dan menciptakan pencatatan yang lebih sistematis, yang juga berdampak pada peningkatan pendapatan. Jika dimanfaatkan secara bersamaan, keduanya mampu mendorong efisiensi operasional UMKM dan menunjang pertumbuhan pendapatan secara optimal.
8.	Romadansyah Siagian, Pahala Sirait, Arwin Halim	2022	Penerapan Algoritma <i>K-Means</i> dan <i>K-Medoids</i> untuk Segmentasi Pelanggan pada	Penelitian ini menerapkan algoritma <i>K-Means</i> dan <i>K-Medoids</i> untuk segmentasi pelanggan berdasarkan data transaksi <i>e-commerce</i> . Hasil perhitungan rasio

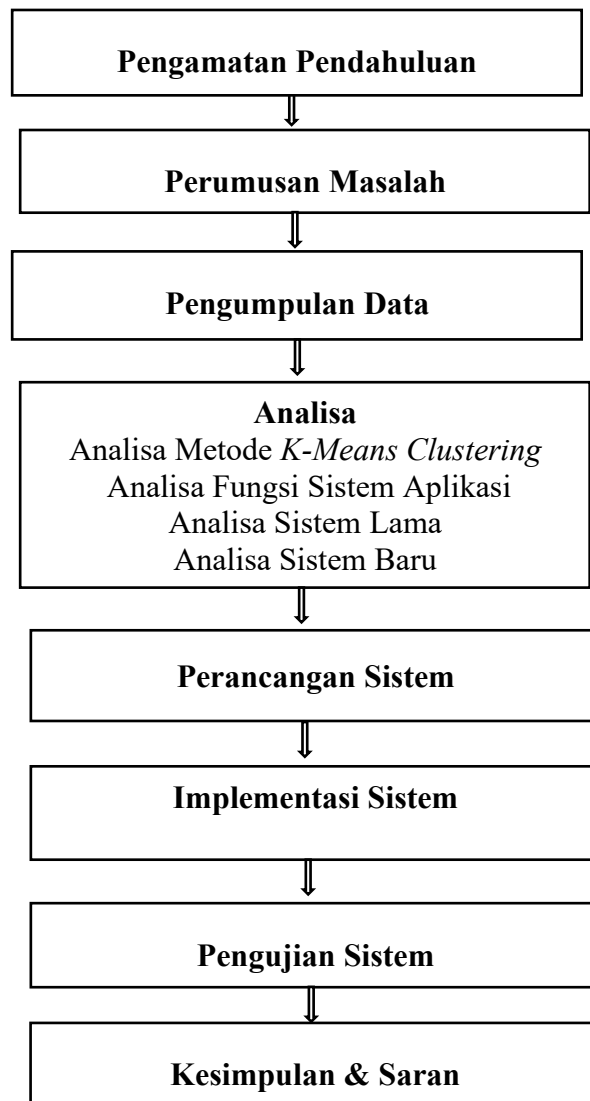
No	Nama	Tahun	Judul	Hasil
			Data Transaksi <i>E-Commerce</i>	menunjukkan bahwa <i>K-Medoids</i> memberikan performa terbaik dengan nilai 0,337575 dibandingkan <i>K-Means</i> sebesar 0,3380724. Kedua algoritma sama-sama menghasilkan jumlah kluster optimal sebanyak tiga ($k=3$), sesuai dengan metode <i>Elbow</i> dan uji <i>Davies-Bouldin Index</i> . Segmentasi yang diperoleh terdiri dari tiga kelompok pelanggan: <i>Core Customer</i> , <i>New Customer</i> , dan <i>Lost Customer</i> , masing-masing dengan karakteristik berbeda. Hasil ini membantu perusahaan mengenali perilaku pelanggan secara lebih akurat sebagai dasar penyusunan strategi pemasaran dan penguatan hubungan pelanggan.
9.	Sampir Andrean Sukoco	2021	Penentuan Strategi Pemasaran (<i>Digital Marketing</i>) Berdasarkan Segmentasi Pasar	Pengabdian ini berhasil membantu usaha kecil <i>MEYDI</i> dalam merancang strategi pemasaran yang lebih terarah melalui segmentasi pasar. Dengan memfokuskan segmen pada anak muda dan memanfaatkan media sosial serta marketplace, <i>MEYDI</i> kini mampu melakukan pemasaran digital yang lebih efektif. Perubahan ini diharapkan mampu meningkatkan omzet dan memperluas jangkauan pasar produk secara berkelanjutan.

No	Nama	Tahun	Judul	Hasil
10.	Rahma Wati Br Sembiring Berahmanaa, Fahd Agodzo Mohammedb, Kankamol Chairuangc	2020	<i>Customer Segmentation Based on RFM Model Using K-Means, K-Medoids, and DBSCAN Methods</i>	Berdasarkan penelitian ini, metode <i>DBSCAN</i> dengan 2 klaster menghasilkan kelas pelanggan <i>Golden</i> yang lebih baik dibandingkan <i>K-Means</i> dan <i>K-Medoids</i> yang hanya menghasilkan kelas <i>Dormant</i> . Pada eksperimen dengan 4 klaster, ketiga metode mampu menghasilkan kelas pelanggan <i>Golden</i> , menunjukkan bahwa semakin banyak klaster yang diuji, semakin beragam kelas pelanggan yang terbentuk, termasuk kelas terbaik seperti <i>Superstar</i> dan <i>Golden</i> . Meskipun demikian, <i>K-Means</i> menunjukkan validitas terbaik dengan <i>Davies-Bouldin Index</i> 0,3301 dan <i>Silhouette Index</i> 0,9127. Dari berbagai pengujian, jumlah klaster optimal adalah 2 klaster.

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan dengan mengikuti tahapan demi tahapan yang saling berhubungan. Setiap tahapan dijelaskan dalam metode penelitian yang disusun secara sistematis, terstruktur, dan ditampilkan dalam bentuk skema yang jelas. Berikut tahapan-tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.1 dibawah:



Gambar 3.1 Tahapan Penelitian

3.1 Pengamatan Pendahuluan

Tahapan awal dalam penelitian ini adalah pengamatan pendahuluan yang bertujuan untuk memahami permasalahan dalam proses segmentasi pelanggan pada platform *e-commerce*. Pengamatan dilakukan melalui studi literatur terhadap penelitian terdahulu yang menggunakan pendekatan *data mining*, khususnya algoritma *k-means clustering* dalam mengelompokkan pelanggan berdasarkan perilaku transaksi. Hal ini menjadi dasar dilakukannya penelitian untuk membangun sistem segmentasi otomatis menggunakan algoritma *K-Means* berdasarkan model *Recency, Frequency, Monetary (RFM)*.

3.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan pengamatan pendahuluan, dirumuskan permasalahan utama dalam penelitian ini, yaitu Bagaimana menerapkan algoritma *K-Means Clustering* untuk mengelompokkan data pelanggan pada *platform e-commerce* berdasarkan model *Recency, Frequency, Monetary (RFM)* pada *E-Commerce Toko Clarie Florist Fresh*.

3.3 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data histori transaksi pelanggan *e-commerce Toko Clarie Florist Fresh* sebanyak 3.098 data transaksi. Data ini mencakup rentang waktu yakni dari tanggal 1 Januari 2025 sampai dengan 25 September 2025. Atribut yang dianalisis meliputi nilai dasar untuk mencari *Recency* (waktu terakhir pelanggan melakukan transaksi), *Frequency* (jumlah transaksi yang dilakukan), dan *Monetary* (total pengeluaran transaksi).

3.4 Analisa

Tahapan selanjutnya adalah melakukan analisa metode sistem dari penelitian proposal skripsi ini. Adapun tahapan analisa dalam penelitian proposal skripsi ini adalah sebagai berikut:

3.4.1 Analisa Metode *K-Means Clustering*

Pada penelitian ini, *K-Means* digunakan untuk mengelompokkan data pelanggan ke dalam beberapa klaster berdasarkan kesamaan nilai *Recency*, *Frequency*, dan *Monetary*. Tahapan proses dimulai dengan menetapkan jumlah klaster, menentukan *centroid* awal secara acak, menghitung jarak setiap data terhadap *centroid*, lalu mengelompokkan data ke klaster dengan jarak terdekat. Proses ini terus diulang hingga posisi *centroid* tidak lagi berubah. Metode ini dipilih karena kesederhanaannya, kecepatan pemrosesan, serta kemampuannya dalam menangani data pelanggan berjumlah besar dan menghasilkan segmentasi yang bermanfaat untuk mendukung strategi pemasaran digital.

Hasil pengelompokan menghasilkan tiga klaster utama yaitu:

- (1) Pelanggan *Vip*, yang memiliki nilai *Recency* rendah serta *Frequency* dan *Monetary* tinggi.
- (2) Pelanggan Reguler, dengan nilai sedang pada ketiga aspek *RFM*, dan
- (3) Pelanggan Berisiko Tidak Aktif, yaitu pelanggan dengan *Recency* tinggi dan nilai *Frequency* serta *Monetary* rendah.

3.4.2 Analisa Fungsi Sistem Aplikasi

Aplikasi ini dibuat untuk mengotomatisasi proses segmentasi pelanggan. Fungsinya mencakup menerima input data transaksi pelanggan. Pengelompokan data pelanggan secara otomatis menggunakan algoritma *K-Means*, hingga penyajian hasil kluster dalam bentuk *download Excel*. Dengan adanya aplikasi ini, perusahaan dapat lebih memahami karakteristik pelanggan dan menyesuaikan promosi secara lebih tepat sasaran dan efisien.

3.4.3 Analisa Sistem Lama

Sistem sebelumnya masih bergantung pada metode manual tanpa dukungan analisis berbasis data. Strategi pemasaran yang digunakan bersifat menyamaratakan semua pelanggan, tanpa memperhitungkan perbedaan perilaku konsumsi. Di samping itu, pengolahan data dilakukan secara manual, yang tidak hanya memakan waktu tetapi juga rawan terjadi kesalahan. Dampaknya, kegiatan pemasaran menjadi kurang efektif dan tidak memberikan kontribusi yang kuat terhadap pengambilan keputusan berbasis data.

3.4.4 Analisa Sistem Baru

Sistem yang baru dirancang dengan mengadopsi algoritma *K-Means Clustering* berdasarkan model *Recency, Frequency, Monetary (RFM)*, untuk segmentasi otomatis pelanggan. Proses pengelompokan menjadi lebih cepat, hasil segmentasi lebih akurat, dan visualisasi data membantu pengambilan keputusan pemasaran secara *real-time* dan berbasis data. Sistem ini memungkinkan penerapan strategi pemasaran yang lebih terarah sesuai dengan karakteristik masing-masing

segmen, seperti memberikan bonus loyalitas atau penawaran produk eksklusif sebagai apresiasi Untuk pelanggan *VIP*. Memberikan *voucher* atau promosi produk terkait untuk meningkatkan frekuensi belanjanya untuk pelanggan *Reguler*. Sementara itu, mengirimkan diskon khusus "Kami Rindu Anda" untuk mendorongnya berbelanja kembali untuk pelanggan *Berisiko Tidak Aktif*.

3.5 Perancangan Sistem

Perancangan sistem dilakukan dengan membangun arsitektur sistem segmentasi pelanggan berbasis algoritma *K-Means*. Perancangan sistem yang dipakai dalam sistem aplikasi meliputi : mulai, unggah file data transaksi, analisis data, download file hasil analisis. Selain itu, terdapat riwayat analisis, dan kembali ke halaman utama.

3.6 Implementasi Sistem

Beberapa komponen pendukung yang berperan penting dalam implementasi sistem diantaranya adalah perangkat keras (*hardware*) dan perangkat lunak (*software*). Adapun spesifikasi dari perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan sebagai berikut:

1. Perangkat keras (*hardware*), antara lain:

Processor : 11th Gen Intel(R) Core(TM) i3-1115G4 @ 3.00GHz (4 CPUs), ~3.0GHz

Memory : 8192MB RAM

System type : Windows 11 Home Single Language 64-bit (10.0, Build 26100)

Harddisk : 500 GB

2. Perangkat lunak (*software*), antara lain:

Sistem operasi : *Windows 11*

Tools : *Visual Studio Code* dan *Web Browser Google Chrome*

3.7 Pengujian Sistem

Pengujian aplikasi dilakukan untuk memastikan bahwa sistem segmentasi pelanggan menggunakan algoritma *K-Means Clustering* berjalan sesuai dengan fungsinya. Metode pengujian yang digunakan adalah *black-box testing*, yaitu pengujian yang berfokus pada masukan (*input*) dan keluaran (*output*) tanpa memperhatikan kode program di dalamnya.

3.8 Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil semua tahapan penelitian, sistem segmentasi pelanggan untuk Toko *Clarie Florist Fresh* menggunakan Algoritma *K-Means* dengan model *RFM* telah berhasil dibangun dan teruji fungsional melalui metode *Blackbox*. Sistem ini mampu mengolah data untuk mengelompokkan pelanggan ke dalam segmen *VIP*, *Reguler*, dan *Berisiko tidak aktif*, yang berguna sebagai landasan bagi Toko *Clarie Florist Fresh* dalam menyusun strategi pemasaran efektif dan efisien. Meskipun demikian, untuk pengembangan selanjutnya, disarankan untuk membandingkan algoritma *K-Means* dengan metode *clustering* lain, dan dapat memperkaya model dengan data *non-transaksional* selain *RFM*.