

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dalam dunia bisnis yang semakin kompetitif terutama di sektor industri layanan seperti *barbershop*, permasalahan *customer churn* menjadi tantangan besar yang dapat menghambat kelangsungan dan pertumbuhan bisnis. Secara teoretis, *churn* didefinisikan sebagai perputaran atau perpindahan *customer* dari satu penyedia layanan ke penyedia lain. Turunan dari konsep ini adalah *customer churn*, yaitu kondisi spesifik di mana seorang *customer* berhenti berlangganan atau berhenti melakukan transaksi sepenuhnya dalam periode waktu tertentu. Lebih jauh lagi, perusahaan perlu memahami *customer churn risk*, yaitu probabilitas atau tingkat risiko seorang *customer* akan berhenti berlangganan di masa depan (Asana et al., 2025; Irawan et al., 2024). Tingginya tingkat *churn* mengindikasikan masalah serius, karena biaya untuk mengakuisisi *customer* baru jauh lebih tinggi dibandingkan biaya untuk mempertahankan *customer* yang sudah ada (Asana et al., 2025; Irawan et al., 2024). Fenomena ini tidak hanya terjadi pada sektor ritel dan *e-commerce* tetapi juga pada industri layanan seperti *barbershop* yang sangat bergantung pada hubungan jangka panjang dengan *customer*. Oleh karena itu, perusahaan dalam sektor ini harus memahami faktor-faktor yang mempengaruhi *churn* dan merancang strategi retensi yang lebih berbasis data dan efektif (Xu et al., 2023).

Barbershop adalah usaha jasa di bidang perawatan dan tatanan rambut pria yang berkembang pesat seiring dengan meningkatnya kesadaran pria akan penampilan dan kebutuhan pelayanan yang lebih personal. Juragan Cukur Ciawigebang merupakan salah satu UMKM *barbershop* yang berkembang pesat di Kabupaten Kuningan, Jawa Barat, dengan menawarkan berbagai layanan perawatan rambut pria seperti *haircut*, *hair coloring*, *hair treatment*, *perming*, hingga menjual berbagai produk *styling* rambut pria seperti *pomade*, *clay*, *wax*, *gel*, *hair powder*, *hair spray*, *conditioner* dan lainnya. Meskipun memiliki basis *customer* yang potensial, karakteristik industri jasa yang

mengandalkan hubungan personal membuat bisnis ini rentan terhadap risiko perpindahan pelanggan (*churn*). *Churn* yang terjadi dalam industri *barbershop* yang mengutamakan layanan berbasis hubungan tentu memerlukan sebuah sistem analisis risiko yang lebih terstruktur.

Berdasarkan wawancara dengan pemilik Juragan Cukur Ciawigebang, kendala operasional utama yang dihadapi saat ini adalah ketiadaan sistem segmentasi berbasis data yang dapat memberikan gambaran yang lebih mendalam mengenai nilai *customer*. Akibatnya, strategi pemasaran yang diterapkan masih bersifat massal (*mass marketing*) yang tidak cukup efektif dalam mengidentifikasi kebutuhan spesifik setiap *customer*. Hal ini berpotensi meningkatkan angka *churn customer*, karena pemasaran yang tidak terarah dengan baik sehingga tidak mampu memenuhi ekspektasi dan preferensi *customer* secara individual. Selain itu, mekanisme loyalitas yang saat ini diterapkan masih bersifat konvensional dan hanya mengandalkan akumulasi poin. Dalam skema tersebut, *customer* akan memperoleh poin dari setiap transaksi layanan atau produk untuk kemudian ditukarkan dengan *reward* berdasarkan kriteria tertentu. Namun, sistem ini memiliki kelemahan fundamental karena hanya mengukur loyalitas secara diskret tanpa memperhitungkan dimensi waktu (*Length* dan *Recency*). Akibatnya, terjadi "bias loyalitas" di mana *customer* dengan poin tinggi tetap dianggap aktif atau setia meskipun faktanya sudah lama berhenti berkunjung. Kondisi ini menyebabkan data transaksi hanya menumpuk sebagai arsip pasif tanpa diolah menjadi wawasan yang berguna sehingga perusahaan gagal mendeteksi risiko *churn* secara dini. Dampak dari keterbatasan ini dikonfirmasi melalui wawancara dengan *owner Juragan Cukur* yang menyatakan bahwa adanya kesenjangan antara tingginya minat layanan inti dengan rendahnya efektivitas strategi retensi akibat kegagalan dalam memetakan perilaku *customer* yang beragam secara akurat.

Fakta lainnya berdasarkan data transaksi yang dianalisis saat observasi menyingkap fenomena silent *churn*, di mana stabilitas pendapatan yang terlihat secara agregat ternyata bersifat semu karena basis *customer* didominasi oleh

one-time customer yang tidak melakukan kunjungan ulang (Lampiran 13). Situasi ini menunjukkan bahwa keberlangsungan bisnis sangat bergantung pada perolehan *customer* baru secara terus menerus bukan pada loyalitas *customer* lama. Ketergantungan ini menciptakan risiko finansial yang serius, di mana penurunan jumlah *customer* baru dapat berdampak langsung pada pendapatan, sehingga strategi mitigasi churn menjadi sangat dibutuhkan. Sebagai solusi strategis, penelitian ini menerapkan teknik segmentasi LRFM (*Length, Recency, Frequency, Monetary*) yang diadopsi dari penelitian Ananda & Monalisa (2023), LRFM merupakan model segmentasi *customer* yang digunakan untuk menganalisis dan mengelompokkan konsumen berdasarkan perilaku pembelian mereka. Model ini merupakan perluasan dari model RFM (*Recency, Frequency, Monetary*) dengan tambahan variabel *Length*. Penggunaan model ini didasari oleh urgensi variabel *Length* dalam mendeteksi loyalitas *customer* jangka panjang, sebuah dimensi penting yang sering kali luput dalam model RFM konvensional. Analisis ini kemudian disempurnakan dengan algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM) yang mampu memetakan tingkat risiko *churn* secara presisi melalui perhitungan derajat keanggotaan (*degree of membership*).

Fuzzy C-Means (FCM) merupakan metode pengelompokan data yang menggunakan prinsip logika *fuzzy*, di mana keberadaan data dalam suatu kelompok ditentukan oleh nilai derajat keanggotaan yang berkisar antara 0 hingga 1, bukan hanya sekadar menjadi anggota atau bukan anggota kluster tersebut (Watmah, 2024). Metode ini memungkinkan identifikasi segmen *customer* dengan tingkat keanggotaan yang bervariasi, sehingga lebih fleksibel dalam mengelompokkan data dengan pola yang kompleks. Untuk memaksimalkan pemanfaatan FCM, penelitian ini mengadopsi pendekatan CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*), sebuah metodologi yang terstruktur untuk pengolahan data dan analisis. CRISP-DM mencakup enam tahap utama yaitu pemahaman bisnis, pemahaman data, persiapan data, pemodelan, evaluasi, dan penerapan, yang secara sistematis membantu dalam mengidentifikasi segmen *customer* yang berisiko tinggi

melakukan *churn*. Dengan mengintegrasikan FCM dalam kerangka CRISP-DM, penelitian ini bertujuan untuk memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang perilaku *customer*, sehingga *barbershop* dapat merancang strategi retensi yang lebih efektif, meningkatkan loyalitas *customer*, serta mengurangi tingkat *churn* yang ada.

Penelitian terdahulu di industri *barbershop* yang dilakukan oleh Purnamasari et al (2022) masih terbatas pada analisis kepuasan menggunakan metode statistik konvensional dan belum menyentuh pemodelan risiko *churn* yang dinamis. Di sisi lain, algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM) telah terbukti sukses menangani ketidakpastian data *customer* skala besar di sektor ritel (Ananda & Monalisa, 2023; Asana et al., 2025). Namun, pemanfaatan *Fuzzy C-Means* untuk analisis risiko *churn* di sektor *barbershop* masih sangat terbatas. Penelitian ini bertujuan mengisi kesenjangan tersebut dengan menerapkan integrasi LRFM dan *Fuzzy C-Means* untuk memodelkan risiko *churn* secara presisi di Juragan Cukur dan menawarkan pendekatan yang lebih fleksibel dibandingkan metode klasifikasi biner tradisional.

Secara keseluruhan, implementasi model integrasi LRFM dan *Fuzzy C-Means* ini diharapkan memberikan kontribusi baik secara teoretis maupun praktis. Secara praktis, penelitian ini tidak hanya mengidentifikasi masalah teknis yang ada tetapi juga memberikan rekomendasi strategi retensi yang nyata bagi Juragan Cukur Ciawigebang. Dengan memahami profil risiko setiap segmen *customer* melalui tingkat risiko *churn* yang dihasilkan, manajemen dapat beralih dari pemasaran massal ke pendekatan yang lebih personal dan efektif, mengurangi *churn*, serta memaksimalkan *lifetime value customer*. Penerapan model ini akan memberikan dampak jangka panjang dalam mengurangi *churn* dan berpotensi meningkatkan CLV (*Customer Lifetime Value*) yang sangat penting untuk keberlanjutan dan pertumbuhan jangka panjang *barbershop*. Dengan strategi retensi berbasis data yang lebih efisien, *barbershop* dapat mempertahankan *customer* yang lebih lama, mengurangi biaya akuisisi *customer* baru, serta meningkatkan profitabilitas jangka panjang. Penelitian ini juga memberikan panduan strategis yang terukur bagi UMKM

barbershop untuk menjaga keberlanjutan bisnis mereka di tengah persaingan pasar yang semakin ketat.

1.2 Identifikasi Masalah

Berdasarkan penjelasan yang telah diuraikan dalam latar belakang, dapat disimpulkan bahwa Juragan Cukur Ciawigebang menghadapi sejumlah permasalahan yang menghambat keberlanjutan dan pertumbuhannya, masalah tersebut antara lain:

1. Data transaksi historis hanya menumpuk sebagai arsip pasif dan belum dimanfaatkan secara optimal, sehingga perusahaan tidak memiliki mekanisme analisis risiko *churn* yang terukur untuk membedakan probabilitas *customer* yang akan berhenti berlangganan.
2. Sistem loyalitas yang diterapkan saat ini masih bersifat konvensional (berbasis akumulasi poin) dan mengabaikan dimensi waktu (*Length & Recency*), sehingga mengakibatkan bias dalam penilaian loyalitas dan kegagalan mendeteksi penurunan aktivitas *customer* secara dini.
3. Strategi pemasaran yang diterapkan masih bersifat massal (*mass marketing*) akibat ketiadaan informasi visual mengenai segmentasi *customer*, sehingga upaya retensi menjadi tidak tepat sasaran dan berpotensi meningkatkan biaya operasional tanpa hasil yang efektif.

1.3 Rumusan Masalah

Berdasarkan analisis terhadap permasalahan yang telah dijabarkan, rumusan masalah dalam penelitian ini dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Bagaimana hasil pemodelan tingkat risiko *customer churn* menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM) untuk mendapatkan segmentasi *customer* yang presisi dalam menangani ketidakpastian data transaksi?
2. Bagaimana menerapkan variabel LRFM (*Length, Recency, Frequency, Monetary*) pada data transaksi historis untuk mengatasi bias loyalitas dan memetakan karakteristik perilaku *customer* secara komprehensif di Juragan Cukur Ciawigebang?

3. Bagaimana memvisualisasikan hasil analisis risiko *churn* tersebut ke dalam dashboard data interaktif guna mendukung pemilik bisnis dalam merumuskan strategi retensi yang personal dan tepat sasaran?

1.4 Batasan Masalah

Untuk memastikan penelitian ini tetap fokus dan mencapai tujuannya, Batasan masalah yang ditetapkan adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini akan menggunakan data transaksi historis di Juragan Cukur Ciawigebang yang tercatat sepanjang tahun 2025 (Periode 1 Januari 2025 hingga 31 Desember 2025) dengan mencakup informasi mengenai atribut identitas *customer* (*Customer ID*, *Nama Customer*, dan *Email Customer*), tanggal transaksi, jenis layanan/produk serta total nominal pembayaran.
2. Penelitian ini menerapkan model LRFM (*Length, Recency, Frequency, Monetary*) sebagai dasar pembentukan variabel perilaku *customer*, yang kemudian diolah menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM) untuk menentukan segmentasi tingkat risiko *churn*.
3. Sistem yang dibangun dalam penelitian ini adalah purwarupa (*prototype*) aplikasi berbasis web menggunakan *framework* Flask (Python). Sistem ini difokuskan sebagai Sistem Pendukung Keputusan (*Decision Support System*) dan tidak terintegrasi secara *real-time* dengan operasional sistem kasir (*Point of Sales*) di toko. Pembaruan data dilakukan melalui unggahan dokumen (*file-based*) berformat CSV atau Excel secara berkala.
4. Fokus utama analisis dalam penelitian ini adalah analisis risiko *customer churn* secara deskriptif dan segmentatif berdasarkan hasil klasterisasi model LRFM dan *Fuzzy C-Means*.
5. Luaran (output) dari pemodelan ini dibatasi pada segmentasi customer ke dalam 3 kategori class tingkat risiko churn utama. Secara ilmiah dan praktis, penentuan jumlah klaster ($c=3$) ini didasarkan pada pendekatan *Hybrid*, yang menggabungkan *Business Understanding* (Kebutuhan Domain Bisnis) dengan distribusi data. Secara manajerial *Customer Relationship Management* (CRM) pada industri jasa, pelanggan idealnya dikelompokkan

ke dalam tiga tingkat retensi utama untuk menghindari *decision fatigue* (kebingungan pengambilan keputusan) bagi pemilik bisnis. Tiga segmen tersebut adalah:

- a. *Low Risk (Loyal Customer)*, merupakan *customer* dengan loyalitas tinggi dan transaksi aktif.
 - b. *Medium Risk (Passive Customer)*, merupakan *customer* dengan pola kunjungan standar atau *customer* baru.
 - c. *High Risk (Churn Customer)*, merupakan *customer* yang terindikasi berhenti berlangganan berdasarkan durasi ketidakhadirannya.
6. Rekomendasi strategi retensi yang akan dihasilkan dari pemodelan ini dibatasi hanya pada pemberian promosi/bonus yang relevan dengan ketersediaan di Juragan Cukur Ciawigebang.
- a. Jenis produk atau layanan yang direkomendasikan dibatasi pada layanan utama seperti *haircut*, *hair coloring*, *hair treatment*, dan perming serta produk *hair styling* pria seperti *pomade*, *clay*, *wax*, *gel*, *hair powder*, *hair spray*, *conditioner* dan lainnya.
 - b. Jenis bonus yang diberikan dibatasi pada mekanisme diskon layanan, voucher potongan harga, atau bundling produk tanpa mencakup analisis proyeksi *Return of Investment* (ROI) secara finansial.

1.5 Tujuan Penelitian

Berdasarkan permasalahan yang telah dijelaskan sebelumnya, tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengklasifikasikan tingkat risiko *customer churn* secara presisi menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM), sehingga mampu menangani ketidakpastian pola transaksi dan membedakan probabilitas risiko pada setiap segmen *customer*.
2. Mengukur dan memetakan karakteristik perilaku *customer* secara komprehensif menggunakan variabel LRFM (*Length, Recency, Frequency*,

Monetary) untuk mengatasi bias pada sistem penilaian loyalitas konvensional.

3. Menyajikan visualisasi informasi hasil analisis risiko *churn* ke dalam dashboard data interaktif sebagai alat bantu pendukung keputusan (*decision support*) bagi manajemen dalam merumuskan strategi retensi yang lebih personal dan tepat sasaran.

1.6 Manfaat Penelitian

Berdasarkan tujuan penelitian yang ingin dicapai, maka hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat dan kontribusi yang nyata, baik bagi pengembangan ilmu pengetahuan maupun sebagai solusi atas permasalahan bisnis yang dihadapi. Adapun manfaat yang diharapkan dari penelitian ini dijabarkan ke dalam dua kategori utama sebagai berikut:

1. Manfaat Teoretis

Manfaat teoretis berkaitan dengan kontribusi penelitian terhadap aspek akademis dan literatur ilmiah. Berdasarkan kajian dan pengembangan model yang dilakukan, penelitian ini diharapkan dapat memberikan sumbangsih pemikiran sebagai berikut:

1. Penelitian ini memperkaya kajian mengenai penerapan algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM) untuk analisis risiko *customer churn*. Kontribusi utamanya adalah mendemonstrasikan bagaimana konsep derajat keanggotaan (*membership degree*) dapat dikonversi menjadi probabilitas risiko, sehingga analisis *churn* menjadi lebih dinamis dan mampu menangkap ambiguitas perilaku *customer* yang tidak terdeteksi oleh metode klasterisasi tegas (*hard clustering*).
2. Penelitian ini memperkuat literatur mengenai relevansi penggunaan model LRFM (*Length, Recency, Frequency, Monetary*) dibandingkan model RFM konvensional. Penambahan variabel *Length* terbukti memberikan dimensi baru dalam mengukur kedalaman loyalitas

customer jangka panjang, khususnya pada industri jasa personal seperti *barbershop* yang mengandalkan hubungan berulang.

3. Hasil penelitian ini mengisi kesenjangan literatur mengenai penerapan metodologi *data mining* pada sektor UMKM *Barbershop* yang selama ini masih minim diteliti dibandingkan dengan sektor ritel modern atau *e-commerce*.

2. Manfaat Praktis

Manfaat praktis berkaitan dengan dampak langsung dan kegunaan hasil penelitian bagi penyelesaian masalah di lapangan. Berdasarkan implementasi solusi yang ditawarkan, penelitian ini diharapkan memberikan manfaat nyata bagi pihak-pihak berikut:

1. Memberikan wawasan mendalam (*insight*) bagi pemilik Juragan Cukur Ciawigebang untuk beralih dari pengelolaan berbasis intuisi ke berbasis data. Manajemen dapat mengetahui secara presisi komposisi *customer* yang setia, berpotensi, dan berisiko tinggi (*high risk churn*).
2. Menjadi landasan bagi manajemen untuk meninggalkan strategi pemasaran massal (*mass marketing*) yang tidak efisien. Dengan adanya profil risiko yang jelas, anggaran promosi dapat dialokasikan secara spesifik kepada segmen *customer* yang membutuhkan intervensi (retensi), sehingga biaya operasional lebih hemat dan tepat sasaran.
3. Menghasilkan produk nyata berupa Dashboard Visualisasi Data Interaktif yang mudah diakses. Alat ini memungkinkan pemilik bisnis memantau tren basis *customer* dan pergerakan risiko *churn* secara visual tanpa perlu melakukan pengolahan data manual yang rumit atau membangun sistem perangkat lunak yang mahal.
4. Model segmentasi dan strategi retensi yang dihasilkan dapat diadaptasi oleh pelaku bisnis *barbershop* atau UMKM jasa lainnya yang memiliki karakteristik serupa, sebagai panduan untuk menjaga keberlanjutan bisnis di tengah persaingan yang kompetitif.

1.7 Pertanyaan Penelitian

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan, maka pertanyaan penelitian dalam penelitian ini dirumuskan sebagai berikut:

1. Apakah penggunaan algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM) dapat mengklasifikasikan tingkat risiko *customer churn* secara presisi dengan memanfaatkan nilai derajat keanggotaan (*membership degree*) untuk menangani ketidakpastian pola transaksi *customer*?
2. Apakah penerapan variabel LRFM (*Length, Recency, Frequency, Monetary*) pada data transaksi historis mampu memetakan karakteristik perilaku *customer* secara komprehensif dan mengatasi bias penilaian loyalitas di Juragan Cukur Ciawigebang?
3. Apakah penyajian hasil analisis risiko *churn* melalui dashboard data interaktif dapat memberikan informasi visual yang valid untuk mendukung manajemen dalam merumuskan strategi retensi *customer* yang lebih personal dan tepat sasaran?

1.8 Metodologi Penelitian

Untuk menjawab rumusan masalah dan mencapai tujuan yang telah ditetapkan, penelitian ini dilaksanakan menggunakan kerangka kerja standar *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM). Pendekatan ini dipilih karena menyediakan struktur yang sistematis untuk mengubah data transaksi mentah menjadi wawasan strategis.

1.8.1 Teknik Pengumpulan Data

Untuk memperoleh data yang valid dan relevan sebagai bahan dasar analisis LRFM dan *Fuzzy C-Means*, teknik pengumpulan data dilakukan melalui dua pendekatan utama:

1. Studi Lapangan (*Field Research*), peneliti melakukan peninjauan langsung ke objek penelitian untuk mendapatkan data primer dan sekunder.

a. Wawancara

Wawancara dilaksanakan pada tanggal 13 Desember 2025. Wawancara mendalam dilakukan dengan *Owner* Juragan Cukur Ciawigebang. Proses ini bertujuan untuk memahami alur bisnis (*business understanding*), memvalidasi parameter *customer* yang dikategorikan *churn* (misalnya batas waktu toleransi ketidakhadiran), serta menggali kendala dalam strategi pemasaran *mass marketing* yang selama ini diterapkan.

b. Observasi

Observasi dilakukan terhadap basis data transaksi historis *customer* yang tercatat sepanjang tahun 2025. Peneliti mengamati struktur data, kelengkapan atribut transaksi (seperti tanggal kunjungan, jenis layanan, dan nominal pembayaran), serta pola kedatangan *customer* untuk memastikan data tersebut layak diproses kedalam model LRFM.

2. Studi Pustaka (*Literature Review*), studi pustaka dilakukan dengan menghimpun teori dan temuan dari buku teks serta jurnal ilmiah yang relevan. Referensi utama yang digunakan meliputi:

- 1) Konsep *data mining* (Han et al., 2023)
- 2) Penerapan segmentasi model LRFM pada industri jasa (Ananda & Monalisa, 2023)
- 3) Penggunaan algoritma *Fuzzy C-Means* dan *CRISP-DM* (Asana et al., 2025)

1.8.2 Metode Penyelesaian Masalah (Data Mining)

Metodologi penyelesaian masalah dalam penelitian ini merupakan rancangan sistematis yang menggambarkan alur berpikir dan tahapan teknis pelaksanaan penelitian dari awal hingga akhir. Sesuai dengan kerangka kerja *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM), proses penyelesaian masalah dibagi menjadi enam tahapan siklus hidup yang saling terintegrasi.

A. Kerangka atau Metode yang dipergunakan

Metode penyelesaian masalah yang digunakan dalam penelitian ini mengacu pada *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM). Pemilihan metode ini didasarkan pada posisinya sebagai standar industri yang menyediakan kerangka kerja yang sistematis, terstruktur, dan fleksibel untuk mengubah data mentah menjadi pengetahuan yang berguna secara strategis (Shimaoka et al., 2024). CRISP-DM dipilih karena pendekatannya yang bersifat iteratif, yang dapat menghubungkan antara tujuan bisnis dengan kebutuhan teknis dalam proses *data mining*, serta mengurangi risiko kegagalan proyek akibat perbedaan pemahaman (Casonatto et al., 2024). Dengan demikian, setiap tahapan dalam analisis data tidak hanya menekankan pada akurasi model matematis, tetapi juga memastikan kesesuaian dengan konteks bisnis yang relevan sehingga menghasilkan solusi yang praktis dan dapat diterapkan dengan efektif (Lunden et al., 2023).

Dalam konteks pemodelan risiko *customer churn* di Juragan Cukur Ciawigebang, CRISP-DM sangat relevan mengingat karakteristik masalah dan jenis data yang digunakan. Data transaksi *customer barbershop* yang memiliki pola kunjungan yang beragam membutuhkan pendekatan yang dapat mengakomodasi variasi tersebut. Kerangka kerja CRISP-DM memungkinkan integrasi pengetahuan domain yang mendalam untuk mendefinisikan parameter *churn* dengan lebih akurat melalui variabel LRFM (*Length, Recency, Frequency, Monetary*) (Sastya & Nugraha, 2023). Selain itu, fleksibilitas CRISP-DM juga sangat penting dalam penerapan algoritma *Fuzzy C-Means*. Proses evaluasi model dalam kerangka ini memungkinkan penyempurnaan kluster secara berulang sehingga pada akhirnya dapat ditemukan segmentasi risiko yang lebih mudah dipahami dan lebih strategis untuk mengatasi potensi kehilangan *customer*.

B. Tahapan Metode Secara Sistematis

Penelitian ini dilaksanakan dengan mengacu pada kerangka kerja *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) yang diadaptasi ke dalam prosedur sistematis untuk memodelkan risiko *customer churn*. Secara garis besar, tahapan pelaksanaan penelitian ini terdiri dari lima langkah utama sebagai berikut:

- 1) Seleksi data, pada tahap ini dilakukan proses identifikasi dan pengambilan data yang relevan dari basis data sistem kasir Juragan Cukur Ciawigebang. Data yang dipilih adalah data transaksi historis selama periode Januari hingga Desember 2025. Seleksi dilakukan dengan memfilter atribut yang hanya berkaitan dengan aktivitas *customer*, yaitu: identitas *customer* (*Customer ID*) sebagai kunci utama, tanggal transaksi (*Transaction Date*) untuk analisis waktu, dan total nominal pembayaran (*Total Payment*) untuk analisis nilai moneter. Data lain yang tidak relevan dengan perilaku pembelian, seperti data stok inventaris atau absensi karyawan, tidak diikutsertakan dalam analisis.
- 2) Sebelum pemodelan, dilakukan *preprocessing data* pada data mentah yang telah diseleksi melalui tahap pemrosesan awal untuk memastikan kualitas dan kesiapan data. Tahapan ini meliputi:
 - a. Pembersihan Data (*Data Cleaning*), untuk menghapus data duplikat, menangani *missing values* (seperti transaksi tanpa ID *customer*), dan mengeliminasi *outlier* ekstrem yang disebabkan oleh kesalahan input.
 - b. Ekstraksi Fitur LRFM untuk mentransformasi data transaksi menjadi empat variabel perilaku *customer*, yaitu *Length* (durasi hubungan), *Recency* (kebaruan transaksi), *Frequency* (jumlah kunjungan), dan *Monetary* (total belanja).
 - c. Normalisasi Data menggunakan metode *Min-Max Scaling* untuk menyamakan rentang nilai pada keempat variabel

LRFM ke dalam skala $[0, 1]$, sehingga atribut dengan nilai nominal besar (seperti *Monetary*) tidak mendominasi perhitungan jarak dalam algoritma.

- 3) Penerapan metode (*Modeling*), Pada tahap ini, dataset LRFM yang telah dinormalisasi diolah menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM) pada lingkungan komputasi Python. Proses ini bertujuan untuk mengelompokkan *customer* ke dalam segmen risiko *churn* berdasarkan kemiripan pola perilaku. Langkah sistematisnya meliputi:
 - a. Penentuan jumlah klaster optimal (c).
 - b. Inisialisasi parameter *Fuzzy C-Means*, termasuk pangkat pembobot (*fuzziness exponent*) $w = 2$, maksimum iterasi, dan toleransi eror (ϵ).
 - c. Proses iterasi algoritma untuk menghitung pusat klaster (*centroid*) dan memperbarui matriks derajat keanggotaan (*membership degree*) hingga mencapai pemusatan.
- 4) Evaluasi hasil (*Evaluation*), setelah model terbentuk dilakukan evaluasi untuk menguji validitas klaster dan akurasi segmentasi. Evaluasi dilakukan melalui dua pendekatan:
 - a. Evaluasi Teknis untuk mengukur kualitas struktur klaster menggunakan validitas *Fuzzy Partition Coefficient* dan *Silhouette Coefficient*. Nilai mendekati 1 mengindikasikan bahwa klaster yang terbentuk memiliki kohesi (kepadatan) dan separasi (pemisahan) yang baik.
 - b. Validasi Bisnis untuk mengonfirmasi karakteristik *centroid* yang terbentuk dengan pemilik bisnis untuk memastikan bahwa segmen tersebut (misalnya: segmen "Loyal" atau "Berisiko") merepresentasikan kondisi riil *customer* di lapangan.
- 5) Interpretasi hasil atau tahap akhir adalah menerjemahkan hasil matematis menjadi wawasan bisnis yang dapat ditindaklanjuti. Hasil

perhitungan derajat keanggotaan FCM diinterpretasikan ke dalam tingkat risiko *churn* (Rendah, Sedang, Tinggi). Seluruh hasil analisis kemudian divisualisasikan ke dalam Dashboard Interaktif. Visualisasi ini menyajikan profil risiko *customer* secara grafis, yang kemudian digunakan sebagai dasar rekomendasi strategi pemasaran dan program retensi yang personal bagi manajemen Juragan Cukur Ciawigebang.

C. Variabel, Kriteria, atau Atribut Penelitian

Untuk menjawab permasalahan penelitian dan mencapai tujuan yang telah ditetapkan, penelitian ini menggunakan sejumlah variabel dan atribut data yang dituliskan dalam tiga penjelasan, yaitu:

- 1) Data dasar yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari data transaksi historis *customer* Juragan Cukur Ciawigebang. Atribut data mentah yang dijadikan fokus analisis meliputi identitas *customer* (*Customer ID*) untuk membedakan setiap individu, waktu transaksi untuk melihat pola kunjungan, dan nominal pembayaran untuk mengukur nilai ekonomi *customer*. Data ini bersifat sekunder dan tidak melibatkan data privasi sensitif.
- 2) Data transaksi mentah di atas selanjutnya ditransformasikan menjadi variabel model LRFM untuk memetakan karakteristik *customer* secara komprehensif. Variabel tersebut terdiri dari:
 - a. *Length* (L), merepresentasikan durasi hubungan *customer* dengan *barbershop* yang digunakan untuk mengidentifikasi seberapa lama *customer* telah berlangganan.
 - b. *Recency* (R), merepresentasikan rentang waktu sejak kunjungan terakhir *customer* hingga saat ini yang menjadi indikator utama keaktifan *customer*.
 - c. *Frequency* (F), merepresentasikan jumlah kedatangan *customer* dalam periode tertentu, yang menunjukkan tingkat intensitas kunjungan.

- d. *Monetary (M)*, merepresentasikan total akumulasi uang yang dibelanjakan *customer* yang menunjukkan kontribusi finansial *customer* terhadap pendapatan bisnis.
- 3) Hasil pengolahan variabel LRFM menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* akan menghasilkan kriteria tingkat risiko *churn* yang terbagi menjadi beberapa segmen. Kriteria ini ditentukan berdasarkan derajat keanggotaan (*membership degree*) *customer* pada setiap kluster yang secara garis besar dikategorikan menjadi:
- a. *Low Risk Churn* atau *customer* yang memiliki loyalitas tinggi, ditandai dengan interaksi yang baru, sering, dan bernilai tinggi.
 - b. *Medium Risk Churn* atau *customer* dengan pola kunjungan standar atau *customer* baru yang belum menunjukkan loyalitas kuat.
 - c. *High Risk Churn* atau *customer* yang terindikasi berhenti berlangganan, ditandai dengan absennya kunjungan dalam waktu yang lama (*Recency* tinggi) meskipun pernah bertransaksi sebelumnya.

1.9 Jadwal Kegiatan

Adapun perencanaan jadwal kegiatan penelitian yang akan dilakukan oleh penulis sebagai berikut:

Tabel 1.1 Jadwal Kegiatan Penelitian

[illegible]

