

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Transformasi digital telah mengubah arah industri kuliner Indonesia secara fundamental, menciptakan ekosistem baru yang didominasi oleh platform digital dan aplikasi mobile [1]. Industri kuliner digital kini menjadi salah satu sektor ekonomi dengan pertumbuhan paling pesat, dimana Gabungan Pengusaha Makanan dan Minuman Indonesia (GAPMMI) memprediksikan pertumbuhan hingga tujuh persen pada tahun 2024 . Momentum ini didukung oleh digitalisasi layanan yang semakin masif, dengan nilai *Gross Merchandise Value* (GMV) *e-commerce* Indonesia yang diperkirakan mencapai USD 90,35 miliar pada tahun 2025, serta pertumbuhan tahunan sekitar 15,5% hingga tahun 2030 [2].

Dominasi Indonesia di pasar Asia Tenggara semakin menguat, ditandai dengan nilai transaksi layanan pesan-antar makanan daring yang mencapai Rp78,3 miliar pada tahun 2023. Ekosistem digital kuliner Indonesia didominasi oleh platform besar seperti GrabFood (50 %), GoFood (38 %), dan ShopeeFood (5 %), sebagaimana dilaporkan oleh GoodStats (2025). Riset Tenggara Strategies juga menunjukkan bahwa mayoritas pengguna layanan ini berasal dari generasi milenial dan Gen Z, yang mencerminkan tingginya adopsi teknologi digital di kalangan muda yang mengutamakan efisiensi serta kemudahan dalam memesan makanan kuliner [3].

Namun, di balik pertumbuhan yang mengesankan ini, terdapat tantangan yang belum teratasi secara optimal. Pengguna aplikasi kuliner sering mengalami kesulitan dalam memilih restoran dan menu yang sesuai dengan preferensi pribadi mereka karena banyaknya pilihan yang tersedia [4]. Fenomena *information overload* atau kelebihan informasi membuat proses pengambilan keputusan menjadi kompleks dan seringkali membuat pengguna merasa kewalahan [5].

Maka dari itu untuk kenyamanan pengguna dibutuhkan sistem rekomendasi yang dapat dalam menyaring dan menyajikan informasi yang sesuai selera

Pengguna [6]. Dalam upaya tersebut, dilakukan kajian terhadap salah satu metode sistem rekomendasi yang paling populer digunakan, yaitu *Collaborative Filtering (CF)* [7]. Algoritma ini bekerja dengan menganalisis pola interaksi pengguna untuk memprediksi preferensi berdasarkan kesamaan perilaku antar pengguna atau antar item. Meskipun pendekatan ini efektif dalam menangkap pola kolektif dan menghasilkan rekomendasi yang relevan ketika data interaksi cukup banyak, *CF* memiliki dua kelemahan utama yang signifikan. Pertama, pada kondisi *cold start*, sistem mengalami kesulitan dalam memberikan rekomendasi yang akurat untuk pengguna atau item baru karena tidak adanya riwayat interaksi yang dapat dijadikan dasar prediksi [8]. Kedua, *CF* rentan terhadap masalah *sparsity*, yaitu kondisi ketika matriks interaksi antara pengguna dan item sangat jarang terisi akibat minimnya data eksplisit dari pengguna [9]. *Sparsity* menyebabkan model sulit menemukan kesamaan yang cukup kuat antar entitas, sehingga berdampak pada penurunan kualitas rekomendasi secara keseluruhan, terutama pada domain aplikasi yang memiliki jumlah pengguna atau item yang besar namun tingkat interaksinya rendah [10].

Oleh karena itu, berbagai pendekatan inovatif telah dikembangkan untuk mengatasi masalah *cold start*. Salah satu pendekatan tersebut dikembangkan oleh Rahmawati yang membuat *hybrid recommender system* [10] dengan menggabungkan dua teknik, yaitu *knowledge-based recommender system* [10] yang merekomendasikan pekerjaan berdasarkan profil pengguna, kualifikasi pekerjaan, dan pengaruh dari pengguna lain, serta *collaborative filtering* yang memberikan rekomendasi berdasarkan kesamaan dengan pengguna lain. Hasil prediksi dari kedua metode tersebut digabungkan menggunakan *social aperture*. Berdasarkan hasil pengujian, *hybrid recommender system* ini mampu memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan metode tunggal, dengan capaian *F1-score* terbaik sebesar 0.347 pada skema *social aperture* liberal, dan 0.345 pada *social aperture moderate*. [5].

Selanjutnya, Chen mengusulkan *GPatch*, sebuah kerangka kerja berbasis *Graph Neural Networks (GNN)* yang terdiri dari dua komponen terpisah namun saling terhubung: *GWarmer* untuk pengguna/item yang sudah ada, dan *Patching*

Networks untuk menangani *cold-start*. *Gpatch* terbukti tidak hanya mampu memberikan rekomendasi yang akurat untuk pengguna dan item baru, tetapi juga menjaga keragaman (*diversity*) dan kualitas rekomendasi bagi pengguna lama [11].

Kedua pendekatan tersebut menunjukkan potensi yang menjanjikan dalam mengatasi permasalahan *cold start*, namun tetap memiliki keterbatasan masing-masing [8]. Pendekatan hibrida yang menggabungkan *knowledge-based recommender system* dan *collaborative filtering* sebagaimana dikembangkan oleh Rahmawati mampu meningkatkan akurasi dan memberikan rekomendasi pekerjaan yang relevan. Namun, sistem ini tetap bergantung pada ketersediaan data profil dan kualifikasi pengguna yang lengkap, serta masih memiliki keterbatasan dalam merespons perubahan preferensi pengguna secara dinamis. Selain itu, teknik penggabungan melalui *social aperture* berpotensi membatasi variasi rekomendasi karena hasilnya cenderung dipengaruhi oleh pola kesamaan antar pengguna [10].

Sementara itu, *GPatch* yang dikembangkan oleh Chen menawarkan solusi yang lebih canggih dengan memanfaatkan *Graph Neural Networks (GNN)* untuk menangani *cold start* sekaligus menjaga keragaman (*diversity*) rekomendasi. Akan tetapi, *GPatch* membutuhkan arsitektur yang kompleks dan sumber daya komputasi yang tinggi, sehingga kurang cocok diterapkan pada aplikasi dengan keterbatasan infrastruktur [11].

Berdasarkan keterbatasan tersebut, penelitian ini menawarkan pendekatan alternatif melalui pengembangan Model *Weighted Hybrid Filtering* yang lebih ringan, efisien, dan fleksibel, serta dapat diimplementasikan secara luas, khususnya pada sistem rekomendasi kuliner yang memiliki keterbatasan data dan sumber daya komputasi [12].

Model yang dikembangkan dalam penelitian ini menggabungkan pendekatan *Collaborative Filtering (CF)* [13] menggunakan algoritma *Singular Value Decomposition (SVD)* [14] dan *Content-Based Filtering (CBF)* [15] dengan metode *K-Nearest Neighbors (KNN)* [16] berbasis representasi *TF-IDF* dan *cosine similarity* [17]. *CF* dengan *SVD* memiliki keunggulan dalam menangkap pola laten preferensi pengguna, bahkan pada data yang jarang (*sparse*), serta mampu memberikan rekomendasi yang dipersonalisasi berdasarkan kesamaan perilaku

antar pengguna. Di sisi lain, *CBF* berbasis *KNN* efektif dalam mengatasi masalah *cold start*, terutama ketika data interaksi historis terbatas, karena hanya mengandalkan informasi deskriptif dari item. Pendekatan ini juga bersifat fleksibel dan interpretatif, karena menghasilkan rekomendasi berdasarkan kemiripan konten secara eksplisit. Dengan mengombinasikan kedua metode ini melalui mekanisme pembobotan adaptif, sistem dapat secara otomatis menyesuaikan kontribusi masing-masing algoritma berdasarkan ketersediaan data, sehingga mampu memberikan rekomendasi yang relevan, bervariasi, dan efisien tanpa memerlukan infrastruktur komputasi yang kompleks [18].

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana membangun model *Weighted Hybrid Filtering* yang mampu mengatasi masalah *cold start* dan meningkatkan *diversity* dalam sistem rekomendasi kuliner ?.
2. Bagaimana performa model *Weighted Hybrid Filtering* dalam menghasilkan rekomendasi yang relevan dan beragam dibandingkan dengan model rekomendasi tunggal (*CBF* atau *CF* saja)?.

1.3 Tujuan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa tujuan utama, yaitu:

1. Untuk merancang dan membangun model *Weighted Hybrid Filtering* yang dapat mengatasi permasalahan *cold start* dan meningkatkan *diversity* dalam sistem rekomendasi kuliner.
2. Untuk mengevaluasi performa model *Weighted Hybrid Filtering* dalam menghasilkan rekomendasi yang relevan dan beragam, serta membandingkannya dengan model rekomendasi tunggal, yaitu *Content Based Filtering (CBF)* atau *Collaborative Filtering (CF)*.

1.4 Manfaat Penelitian

- 1) Kontribusi Akademis terhadap pengembangan model sistem rekomendasi, khususnya dalam mengatasi masalah *cold start* dan meningkatkan *diversity* melalui pendekatan *hybrid* yang adaptif.
- 2) Memberikan solusi yang ringan dan fleksibel bagi pengembang aplikasi kuliner digital untuk menyajikan rekomendasi yang relevan dan bervariasi, meskipun dengan keterbatasan data interaksi pengguna atau metadata produk.

1.5 Batasan Masalah

Penelitian ini dibatasi pada aspek-aspek berikut untuk memfokuskan hasil yang optimal:

- 1) Penelitian ini menggunakan data dari aplikasi Tantri yang berisi informasi produk kuliner dan interaksi pengguna untuk kebutuhan pelatihan dan evaluasi model rekomendasi.
- 2) Menggunakan data simulasi dan sampel dari Aplikasi Tantri mencakup informasi pengguna, rating kafe, menu, dan riwayat transaksi dalam periode tertentu.
- 3) Implementasi dan evaluasi model *Weighted Hybrid Filtering (CBF + CF)* dengan metrik *Precision*, *Recall*, *F1-score*, dan *Intra-List Diversity*.
- 4) *Content Based Filtering* terbatas pada atribut kafe (jenis produk, kategori produk) tanpa mempertimbangkan faktor eksternal seperti cuaca atau trend media sosial
- 5) Penelitian ini terbatas pada pembuatan model sistem rekomendasi menggunakan metode *Hybrid Filtering*. Tanpa melakukan integrasi penuh ke dalam antarmuka aplikasi Tantri *QR Menu* dan *POS*.
- 6) Pengujian menggunakan dataset terbatas dan pengguna testing skala kecil tanpa *A/B testing* jangka panjang
- 7) Penelitian ini hanya mencakup lima fase dari metodologi *CRISP-DM(Q)*, yaitu *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation* dan tidak termasuk *Fase Deployment*.

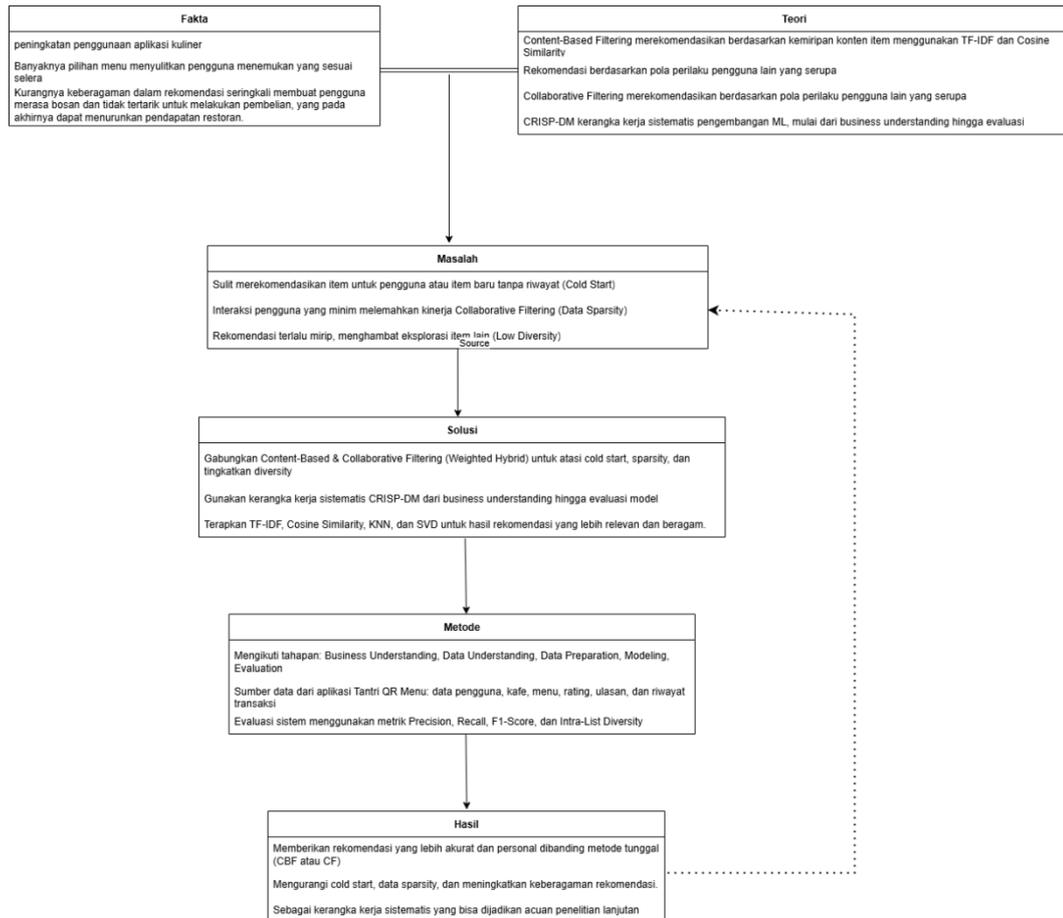
1.6 Metodologi Penelitian

Penelitian ini menggunakan metodologi *Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)* [19] yang terdiri dari lima tahapan utama, dimulai dari fase *Business understanding* untuk mengidentifikasi kebutuhan sistem rekomendasi pada platform kuliner digital. Fase selanjutnya, yaitu *Data Understanding*, dilakukan dengan mengeksplorasi data pengguna, item kuliner, serta interaksi pengguna-item guna memahami struktur, karakteristik, dan potensi permasalahan dalam data. Pada fase *Data Preparation*, dilakukan proses pembersihan data, transformasi, dan ekstraksi fitur yang diperlukan untuk pelatihan model, termasuk representasi teks menggunakan *TF-IDF* [18] dan normalisasi data interaksi. Fase *Modeling* mengimplementasikan tiga pendekatan sistem rekomendasi, yaitu: *Content-Based Filtering* menggunakan representasi *TF-IDF*, *cosine similarity*, dan algoritma *K-Nearest Neighbors (KNN)* untuk menemukan item yang mirip berdasarkan profil konten; *Collaborative Filtering* dengan algoritma *Singular Value Decomposition (SVD)* [14] untuk menangkap pola preferensi kolektif pengguna; serta *Weighted Hybrid Filtering* yang menggabungkan kedua pendekatan tersebut melalui mekanisme pembobotan adaptif berdasarkan ketersediaan data. Pada fase *Evaluation*, model dievaluasi menggunakan metrik *Precision*, *Recall*, *F1-score*, dan *Intra-List Diversity* untuk menilai sejauh mana sistem mampu menghasilkan rekomendasi yang relevan dan beragam.

1.7 Kerangka Pemikiran

Kerangka pemikiran disusun untuk menggambarkan alur logis dan sistematis dari proses penelitian ini, dimulai dari identifikasi permasalahan di lapangan, landasan teori yang mendukung, hingga perumusan masalah, solusi yang ditawarkan, metode yang digunakan, dan hasil yang diharapkan. Penelitian ini dilatarbelakangi oleh permasalahan kurangnya personalisasi dan akurasi dalam sistem rekomendasi kuliner digital yang masih bergantung pada pendekatan tunggal. Oleh karena itu, dikembangkan sebuah sistem rekomendasi berbasis

Hybrid Filtering yang dirancang untuk menggabungkan keunggulan metode *Content-Based Filtering* dan *Collaborative Filtering*. Kerangka pemikiran ini juga memanfaatkan kerangka kerja *CRISP-DM* sebagai panduan dalam proses pengembangan, mulai dari pemahaman konteks hingga evaluasi model.



Gambar 1.1 Kerangka Pemikiran

1.7.1 Fakta

1. Penggunaan aplikasi layanan kuliner digital terus meningkat seiring dengan pertumbuhan gaya hidup masyarakat yang serba instan dan berbasis teknologi.
2. Pengguna kesulitan menemukan item yang relevan dengan selera pribadi ketika jumlah item dalam sistem sangat banyak.

3. Kurangnya keberagaman dalam rekomendasi seringkali membuat pengguna merasa bosan dan tidak tertarik untuk melakukan pembelian, yang pada akhirnya dapat menurunkan pendapatan restoran.

1.7.2 Teori

1. *Content Based Filtering* merupakan metode yang merekomendasikan item kuliner, seperti kafe atau menu, berdasarkan karakteristik konten yang mirip dengan item yang sebelumnya disukai oleh pengguna. Teknik ini memanfaatkan representasi teks seperti *TF-IDF* dan pengukuran *cosine similarity* untuk menghitung kemiripan antar item .
2. *Collaborative Filtering* adalah pendekatan yang mengidentifikasi pola preferensi pengguna berdasarkan perilaku pengguna lain yang memiliki kesamaan karakteristik atau interaksi. *CF* efektif dalam menangkap preferensi kolektif, meskipun memiliki keterbatasan saat data interaksi masih sedikit (*data sparsity*) dan pengguna atau *item* baru (*cold start*).
3. *Hybrid Filtering* menggabungkan kelebihan kedua metode untuk mengatasi masalah *low diversity* , *cold start* dan *data sparsity*, serta menghasilkan rekomendasi yang lebih akurat dan personal.
4. *CRISP-DM* merupakan kerangka kerja sistematis dalam pengembangan sistem berbasis *machine learning*. Tahapan utamanya mencakup *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, dan *Evaluation*, yang digunakan untuk membangun sistem rekomendasi yang efektif dan terukur.

1.7.3 Masalah

1. *Cold start* masih menjadi tantangan utama, karena sistem kesulitan memberikan rekomendasi yang tepat untuk pengguna atau item baru yang belum memiliki riwayat interaksi.
2. *Data sparsity* menghambat kinerja metode *Collaborative Filtering*, terutama ketika sebagian besar pengguna hanya berinteraksi dengan sedikit item.

3. Rekomendasi yang dihasilkan cenderung homogen (*low diversity*), sehingga pengguna hanya melihat item-item yang mirip dan kurang terdorong untuk mengeksplorasi pilihan lain.

1.7.4 Solusi

1. Mengembangkan sistem rekomendasi *hybrid* yang menggabungkan *Content-Based Filtering* dan *Collaborative Filtering* dengan pendekatan *Weighted Hybrid Filtering* untuk mengatasi masalah *cold start*, *sparsity*, dan meningkatkan *diversity*.
2. Menerapkan metodologi *CRISP-DM* sebagai kerangka kerja pengembangan sistem rekomendasi yang sistematis, mulai dari pemahaman bisnis hingga evaluasi model.
3. Menggunakan kombinasi algoritma *TF-IDF*, *Cosine Similarity*, *K-Nearest Neighbors (KNN)*, dan *Singular Value Decomposition (SVD)* untuk mengatasi masalah data *sparsity* dan meningkatkan keberagaman (*diversity*) hasil rekomendasi.

1.7.5 Metode

1. Penelitian mengikuti alur metodologi *CRISP-DM* yang meliputi *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, dan *Evaluation* untuk memastikan pengembangan sistem yang sistematis.
2. Data yang digunakan berasal dari aplikasi Tantri QR Menu termasuk data pengguna, Kafe, menu, rating, ulasan, dan riwayat transaksi sebagai dasar untuk membangun model rekomendasi.
3. Implementasi dan pengujian sistem menggunakan evaluasi metrik *Precision*, *Recall*, *F1-score*, dan *Intra-List Diversity*

1.7.6 Hasil

1. Penelitian ini menghasilkan sistem rekomendasi *hybrid* yang mampu memberikan rekomendasi menu kuliner secara lebih akurat dan personal

dibandingkan pendekatan tunggal seperti *Content-Based Filtering* atau *Collaborative Filtering*.

2. Model yang dikembangkan terbukti mampu mengatasi permasalahan *cold start*, *data sparsity*, dan menghasilkan rekomendasi yang lebih beragam (*diverse*), sesuai dengan preferensi pengguna..
3. Penerapan metodologi *CRISP-DM* terbukti efektif sebagai kerangka kerja pengembangan sistem rekomendasi, serta dapat dijadikan acuan untuk penelitian sejenis di masa mendatang.

1.8 Sistematika Penulisan

Setiap penulisan yang disajikan dibagi ke dalam 5 bab. Adapun sistematika penulisannya sebagai berikut:

BAB I: Pendahuluan

Berisi latar belakang, rumusan masalah, tujuan, manfaat, batasan masalah, metodologi penelitian, kerangka pemikiran, dan sistematika penulisan. Bab ini memberikan dasar awal untuk memahami urgensi dan arah penelitian pengembangan sistem rekomendasi pada aplikasi Tantri App.

BAB II: Tinjauan Pustaka

Membahas teori-teori yang relevan dengan penelitian, seperti sistem rekomendasi, *Content Based Filtering*, *Collaborative Filtering*, *Hybrid Filtering*, metodologi *CRISP-DM*, serta kajian literatur dari penelitian terdahulu yang menjadi acuan dalam merancang pendekatan sistem rekomendasi hybrid.

BAB III: Metodologi Penelitian

Membahas pendekatan yang digunakan dalam penelitian dengan mengacu pada tahapan *CRISP-DM*, yang terdiri dari: *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, dan *Evaluation*. Penelitian ini mencakup proses pengumpulan dan pemahaman data, *preprocessing*, serta pengembangan model sistem rekomendasi menggunakan pendekatan *Weighted*

Hybrid Filtering yang menggabungkan *Content-Based Filtering* dan *Collaborative Filtering*.

BAB IV: Hasil dan Pembahasan

Bab ini berfokus pada hasil evaluasi model sistem rekomendasi yang dikembangkan. Evaluasi dilakukan terhadap tiga pendekatan, yaitu *Content-Based Filtering*, *Collaborative Filtering*, dan *Weighted Hybrid Filtering*, dengan menggunakan metrik *Precision*, *Recall*, *F1-score*, dan *Intra-List Diversity*. Hasil yang diperoleh disajikan dalam bentuk visualisasi dan tabel, serta dianalisis untuk menilai efektivitas dan keberagaman rekomendasi yang dihasilkan.

BAB V: Kesimpulan dan Saran

Berisi kesimpulan dari hasil penelitian mengenai efektivitas sistem rekomendasi *hybrid* dan penerapan metodologi *CRISP-DM*, serta saran untuk pengembangan lebih lanjut, baik untuk penelitian mendatang maupun implementasi praktis dalam aplikasi rekomendasi kuliner dan *marketplace* digital

