

# 1. PENDAHULUAN

## 1.1. Latar Belakang

Dalam beberapa tahun terakhir, industri kafe di Bandung mengalami pertumbuhan signifikan, seiring dengan meningkatnya minat masyarakat terhadap pengalaman kuliner yang tidak hanya mengutamakan kualitas makanan dan minuman, tetapi juga suasana yang ditawarkan. Faktor-faktor seperti kenyamanan, dekorasi interior, dan kebersihan memainkan peran penting dalam menentukan pilihan pelanggan [1]. Dengan banyaknya pilihan kafe yang tersedia, konsumen sering menghadapi kesulitan dalam menemukan kafe yang sesuai dengan preferensi mereka. Dalam konteks ini, diusulkan penggunaan sistem rekomendasi untuk membantu pengguna mendapatkan rekomendasi kafe yang relevan berdasarkan preferensi suasana[2]. Aspek suasana memiliki peran penting dalam membentuk pengalaman pengguna di kafe. Penelitian oleh Rukmana et al ,menunjukkan bahwa atmosfer kafe seperti eksterior, interior, tampilan penjualan, dan tata letak berpengaruh signifikan terhadap keputusan pembelian, khususnya pada konsumen Generasi Z[3]. Temuan ini menegaskan bahwa suasana bukan sekadar elemen pendukung, tetapi merupakan faktor penentu dalam menarik dan mempertahankan pelanggan.

Kemajuan teknologi informasi telah mendorong pengembangan sistem rekomendasi yang lebih interaktif dan adaptif dalam membantu pengguna mengambil keputusan, termasuk dalam memilih kafe. Salah satu pendekatan yang mulai banyak digunakan adalah *Conversational Recommender System (CRS)*, yang memungkinkan interaksi dua arah antara pengguna dan sistem untuk menggali preferensi secara bertahap. Pendekatan ini dinilai mampu meniru percakapan alami antara pengguna dan sistem seperti layaknya dukungan penjual profesional, sehingga preferensi pengguna dapat diekspresikan dengan cara yang lebih fleksibel dan kontekstual [4]. Selain itu, pendekatan *Case-Based Reasoning (CBR)* juga mulai diterapkan dalam sistem rekomendasi untuk memanfaatkan data kasus sebelumnya dalam memberikan rekomendasi yang sesuai dengan preferensi pengguna saat ini. Dengan membandingkan masukan pengguna baru terhadap basis

kasus yang telah ada, sistem dapat menyarankan kafe yang paling sesuai berdasarkan pengalaman pengguna lain yang memiliki preferensi serupa. Integrasi antara CRS dan CBR memberikan keunggulan dalam hal personalisasi, efisiensi eksplorasi preferensi, serta kemampuan adaptasi terhadap pengguna yang belum memiliki preferensi eksplisit sebelumnya [5]

Analisis sentimen berbasis aspek (*Aspect-Based Sentiment Analysis*, ABSA) juga menjadi metode yang semakin populer dalam memahami opini pengguna terhadap elemen-elemen spesifik dari sebuah layanan atau produk. Pendekatan ABSA memungkinkan ekstraksi opini berdasarkan aspek tertentu, seperti kualitas layanan atau suasana, sehingga memberikan wawasan yang lebih terarah untuk pengambilan keputusan[6], [7]. Dengan menggabungkan analisis sentimen berbasis aspek (*Aspect-Based Sentiment Analysis* / ABSA) dan pendekatan *Conversational Recommender System* berbasis *Case-Based Reasoning*, sistem dapat memahami opini pengguna secara lebih mendalam berdasarkan aspek suasana yang disebutkan dalam ulasan. Informasi ini kemudian digunakan untuk mencocokkan preferensi pengguna dengan pengalaman pengguna lain yang memiliki kebutuhan serupa. Pendekatan ini memungkinkan sistem memberikan rekomendasi kafe yang sesuai dengan konteks preferensi suasana pengguna, seperti “tenang untuk kerja” atau “ramai untuk nongkrong”, tanpa bergantung pada pencocokan kata secara langsung. Dengan demikian, rekomendasi yang dihasilkan lebih tepat sasaran dan sesuai dengan ekspektasi pengguna.

Penelitian sebelumnya telah menggabungkan *semantic clustering* dan *sentiment analysis* untuk merekomendasikan wisata berdasarkan konteks seperti cuaca dan lokasi, namun belum mempertimbangkan aspek suasana yang bisa meningkatkan kenyamanan pengguna[8]. Studi lain menggunakan *sentiment analysis* berbasis *machine learning*, namun mengalami kesulitan dalam menangani kata bipolar yang maknanya tergantung konteks[9]. Pada sistem rekomendasi kendaraan, pendekatan *hybrid* dengan *NLP* berhasil meningkatkan akurasi, tetapi masih menghadapi masalah *cold-start*[10]. Sementara itu, sistem berbasis *conversational* dan *ontology* terbatas dalam menangkap preferensi baru di luar struktur yang sudah didefinisikan[11].

Untuk mengatasi keterbatasan penelitian sebelumnya, studi ini mengusulkan sistem rekomendasi kafe berbasis *Conversational Recommender System* (CRS), *Case-Based Reasoning* (CBR), dan *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA). Aspek suasana yang sering diabaikan diakomodasi melalui ulasan pengguna, agar sistem dapat menyesuaikan rekomendasi dengan pengalaman emosional yang diharapkan[1]. ABSA digunakan untuk memahami opini secara lebih akurat, terutama dalam menghadapi kata bipolar yang sulit diinterpretasi[6], [7]. Sementara itu, prinsip CBR diterapkan untuk mengatasi *cold-start problem* dengan memanfaatkan preferensi dari kasus serupa[12]. Sistem juga mengadopsi pendekatan *critiquing* di dalam CRS guna menangkap preferensi baru secara lebih fleksibel dan adaptif selama interaksi. Kombinasi pendekatan ini diharapkan mampu menghasilkan rekomendasi yang lebih relevan, kontekstual, dan responsif terhadap kebutuhan pengguna[13], [14].

Integrasi antara pendekatan Case-Based Reasoning (CBR), *critiquing-based recommendation*, dan *aspect-based sentiment analysis* (ABSA) dalam sistem ini bertujuan untuk memberikan rekomendasi yang bersifat adaptif, responsif, dan lebih sesuai dengan preferensi pengguna yang kompleks. CBR berfungsi untuk menyajikan rekomendasi awal berdasarkan kasus-kasus serupa yang telah tersimpan dalam basis data. Ketika hasil awal belum memenuhi kebutuhan pengguna secara spesifik, mekanisme *critiquing* memungkinkan pengguna menyampaikan masukan eksplisit, misalnya menolak suasana yang terlalu ramai atau kurang nyaman, sehingga sistem dapat mengarahkan pencarian ke opsi yang lebih sesuai.

Komponen ABSA digunakan untuk mengekstraksi aspek suasana dari ulasan pengguna di platform seperti Google Maps. Dengan mengidentifikasi sentimen terhadap aspek tertentu seperti tempat, pelayanan, atau keramaian, sistem dapat menyusun basis kasus CBR yang tidak hanya deskriptif, tetapi juga kaya akan makna emosional. Pendekatan ini meningkatkan ketepatan sistem dalam memahami konteks subjektif pengguna, yang sangat krusial dalam domain gaya hidup seperti pemilihan kafe. Penelitian oleh Zhang dan Chen (2018) menunjukkan bahwa sistem rekomendasi yang mampu memberikan penjelasan dan menerima

umpan balik pengguna secara langsung memiliki potensi besar dalam meningkatkan rasa kepemilikan dan kontrol dalam proses pengambilan keputusan [15].

Lebih lanjut, model yang diusulkan selaras dengan pendekatan *conversational recommender system modern* yang menekankan pentingnya interaktivitas dan penggalian preferensi secara bertahap. Sistem seperti ini terbukti dapat mengurangi beban kognitif pengguna dan meningkatkan kenyamanan dalam proses eksplorasi pilihan, sebagaimana diungkap dalam studi oleh Lu et al. (2022) melalui kasus aplikasi TravelMate [5]. Dengan menggabungkan ketiga pendekatan ini yaitu CBR, critiquing, dan ABSA, diharapkan sistem dapat memberikan rekomendasi yang lebih personal, informatif, dan sesuai dengan pengalaman serta ekspektasi pengguna.

Penelitian ini diharapkan dapat membantu warga lokal maupun tourist yang sedang mencari rekomendasi kafe di Bandung. Karena, penelitian ini menyediakan rekomendasi sebuah kafe di Bandung dengan menggunakan sentimen suasana yang dapat membantu masyarakat untuk mencari kafe secara personal, sesuai dengan suasana yang diinginkan oleh Masyarakat. Penelitian ini juga berpotensi untuk dikembangkan sebagai aplikasi yang dapat membantu masyarakat terutama yang berfokus di sektor pariwisata terutama kafe di Bandung.

## **1.2. Batasan Masalah**

Agar ruang lingkup pengolahan dataset lebih terfokus pada suasana kafe dan lokasi berada di Indonesia terutama di Bandung agar hasil penelitian lebih relevan, penelitian ini dibatasi hanya pada pengolahan data ulasan kafe yang berada di Bandung ditambah dengan aspek sentimen suasana. Hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa hasil rekomendasi tetap relevan.

## **1.3. Perumusan Masalah**

1. Bagaimana mengatasi keterbatasan sistem rekomendasi kafe dalam memahami aspek suasana menggunakan pendekatan *Conversational Recommender System (CRS)*, *Case-Based Reasoning (CBR)*, dan *aspect-based sentiment analysis (ABSA)*?
2. Seberapa baik sistem *Conversational Recommender System (CRS)*, *Case-*

*Based Reasoning* (CBR), dan *aspect-based sentiment analysis* (ABSA) dapat memberikan rekomendasi kafe yang sesuai dengan preferensi pengguna?

#### **1.4. Tujuan**

1. Membangun sistem rekomendasi kafe yang fleksibel dan personal dengan menggunakan pendekatan *Conversational Recommender System* (CRS), *Case-Based Reasoning* (CBR), dan *aspect-based sentiment analysis* (ABSA).
2. Melakukan evaluasi terhadap rekomendasi sistem dengan menilai sejauh mana rekomendasi tersebut sesuai dengan preferensi pengguna melalui pengukuran tingkat kepuasan.

#### **1.5. Rencana Kegiatan**

- 1) Studi Literatur, Melakukan studi literatur untuk memahami konsep sistem rekomendasi *Case-Based Reasoning* (CBR), *Conversational Recommender System* (CRS), dan *aspect-based sentiment analysis* (ABSA) serta pengaplikasiannya dalam domain ulasan kafe.
- 2) Pengumpulan Data, Mengumpulkan data ulasan kafe dari Google Maps yang relevan dengan suasana dan lokasi kafe di Bandung untuk dianalisis lebih lanjut.
- 3) Data Preprocessing, Melakukan Preprocessing pada data ulasan yang telah dikumpulkan, termasuk pembersihan data, tokenisasi, serta penanganan kata-kata bipolar, intensifikasi, dan negasi.
- 4) Penerapan Pendekatan dan Pengembangan Sistem Rekomendasi, Mengintegrasikan pendekatan *Case-Based Reasoning* (CBR) dengan *aspect-based sentiment analysis* untuk membangun sistem rekomendasi kafe berdasarkan suasana yang diinginkan pengguna.
- 5) Evaluasi dan Validasi, Melakukan pengujian akurasi dan relevansi sistem rekomendasi yang dikembangkan, dengan membandingkan hasil rekomendasi terhadap preferensi pengguna.
- 6) Analisis Hasil, Melakukan analisis terhadap hasil pengujian untuk menilai efektivitas sistem dalam memahami preferensi pengguna dan memberikan

rekomendasi yang personal serta relevan.

- 7) Penulisan Laporan, Menyusun laporan penelitian yang mencakup latar belakang, metodologi, hasil, dan analisis penelitian, serta menyiapkan presentasi untuk sidang tugas akhir.

### 1.6. Jadwal Kegiatan

Jadwal pelaksanaan dibuat berdasarkan rencana kegiatan. Bar-chart bisa dibuat per bulan atau per minggu. Contoh bar-chart:

Tabel 1 Jadwal Kegiatan

| Kegiatan                        | Bulan |   |   |   |   |   |
|---------------------------------|-------|---|---|---|---|---|
|                                 | 1     | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
| Studi Literature                |       |   |   |   |   |   |
| Pengumpulan Data                |       |   |   |   |   |   |
| Analisis dan perancangan Sistem |       |   |   |   |   |   |
| Implementasi Hasil              |       |   |   |   |   |   |
| Analisis Hasil Implementasi     |       |   |   |   |   |   |
| Penulisan Laporan Akhir         |       |   |   |   |   |   |

## 2. KAJIAN PUSTAKA

### 2.1. Penelitian Terkait

Beberapa pendekatan telah dikembangkan dalam sistem rekomendasi untuk meningkatkan relevansi dan personalisasi hasil, terutama dalam domain yang melibatkan preferensi subjektif seperti wisata atau restoran. Penelitian-penelitian sebelumnya telah mengeksplorasi integrasi antara *Case-Based Reasoning* (CBR), *Conversational Recommender System* (CRS), *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA), dan *lexicon-based sentiment analysis*, namun masing-masing pendekatan masih memiliki keterbatasan yang menjadi celah dalam penelitian ini.

Penelitian oleh Vahdat-Nejad et al. (2021) mengusulkan sistem rekomendasi pariwisata dengan memanfaatkan *semantic clustering* dan analisis sentimen untuk mencocokkan preferensi wisatawan dengan destinasi berdasarkan konteks seperti waktu, lokasi, dan cuaca. Meski efektif dalam meningkatkan personalisasi, studi ini tidak mempertimbangkan suasana sebagai bagian dari konteks emosional, padahal faktor ini berperan penting dalam kepuasan pengguna terhadap tempat yang direkomendasikan [8]. Penelitian ini menjawab keterbatasan tersebut dengan memasukkan aspek suasana sebagai komponen kontekstual utama yang diekstraksi langsung dari ulasan pengguna[1].

Asani et al. (2020) menggunakan pendekatan *machine learning* untuk analisis sentimen terhadap ulasan produk di Amazon, dengan hasil akurasi yang tinggi. Namun, mereka mengidentifikasi kelemahan signifikan dalam menangani kata bipolar—kata seperti “panas”, “dingin”, atau “ramai” yang maknanya berubah tergantung konteks kalimat [9]. Studi Zhao et al. (2022) yang menggunakan ABSA dengan sintaks dan semantik juga menemukan bahwa ketidakmampuan memahami nuansa makna kata bipolar dapat menurunkan akurasi sistem secara keseluruhan [6]. Penelitian ini merespons tantangan tersebut dengan menggabungkan ABSA dan *lexicon-based sentiment analysis* agar sistem mampu memahami sentimen dengan mempertimbangkan struktur kalimat dan makna kontekstual[6], [7].

Penelitian yang menggunakan CBR sebagai metode utama rekomendasi, seperti yang dilakukan oleh AlQadi et al. (2021), menghadapi tantangan ketika

sistem harus menangani pengguna baru yang belum memiliki histori preferensi. Masalah ini dikenal sebagai *cold-start*, yang menyebabkan sistem kesulitan menghasilkan rekomendasi yang relevan tanpa referensi kasus serupa [10]. Dalam penelitian ini, CBR tetap digunakan, namun ditingkatkan dengan integrasi preferensi pengguna secara eksplisit melalui dialog interaktif, serta penggunaan ABSA untuk membangun basis kasus yang lebih kaya makna[12].

Studi oleh Zhang dan Chen (2018) menunjukkan bahwa sistem rekomendasi yang mengandalkan pola percakapan statis atau berbasis form sering kali gagal menangkap dinamika preferensi pengguna secara real-time [11]. Sementara itu, Lu et al. (2022) mengembangkan sistem rekomendasi percakapan TravelMate, yang meskipun lebih fleksibel, masih terbatas dalam hal menyesuaikan opsi rekomendasi berdasarkan masukan pengguna yang berkembang selama dialog [5]. Penelitian ini menawarkan pendekatan baru melalui penggabungan conversational recommender system dan critiquing, memungkinkan sistem untuk menerima koreksi dan saran dari pengguna sehingga rekomendasi yang diberikan semakin tepat sasaran[6], [13].

Berdasarkan tinjauan terhadap penelitian-penelitian sebelumnya, dapat disimpulkan bahwa pendekatan *Conversational Recommender System* (CRS), *Case-Based Reasoning* (CBR), *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA), dan analisis sentimen berbasis leksikon masing-masing memiliki keunggulan dan tantangan tersendiri. CRS memberikan kemampuan untuk menggali preferensi pengguna secara interaktif melalui percakapan yang bersifat dinamis, sedangkan CBR memungkinkan sistem memberikan rekomendasi berdasarkan kasus-kasus sebelumnya yang memiliki kemiripan preferensi. ABSA memberikan kekuatan dalam memahami opini pengguna terhadap aspek-aspek tertentu seperti suasana atau pelayanan, sementara pendekatan leksikal mampu menangani kompleksitas ekspresi bahasa, termasuk intensifikasi dan negasi yang mempengaruhi makna sentimen. Dengan menggabungkan keempat pendekatan tersebut, penelitian ini bertujuan membangun sistem rekomendasi kafe yang mampu memberikan hasil yang lebih akurat, adaptif terhadap konteks, serta sesuai dengan suasana yang diinginkan oleh pengguna.

## 2.2. Sistem Rekomendasi

Dengan banyaknya pilihan informasi yang tersedia, pengguna sering mengalami kesulitan dalam menemukan tempat yang sesuai dengan preferensinya. Oleh karena itu, dibutuhkan sistem rekomendasi yang mampu menyaring dan menyajikan informasi yang paling relevan bagi pengguna secara otomatis. Sistem rekomendasi bekerja dengan memanfaatkan data preferensi dan kebutuhan pengguna untuk menghasilkan saran yang sesuai [14]. Terdapat berbagai jenis sistem rekomendasi, di antaranya adalah knowledge-based dan conversational recommender system.

Dalam konteks penelitian ini, sistem rekomendasi digunakan untuk membantu pengguna dalam menemukan kafe yang sesuai dengan preferensi mereka, seperti suasana tempat, jenis makanan atau minuman yang tersedia, serta kenyamanan untuk aktivitas tertentu seperti bekerja atau bersantai [5].

## 2.3. *Knowledge-based Recommender Systems*

Pendekatan knowledge-based merupakan salah satu metode dalam sistem rekomendasi yang bekerja dengan memanfaatkan pengetahuan eksplisit mengenai karakteristik item dan preferensi pengguna, seperti fitur-fitur spesifik yang dimiliki suatu item [16]. Dalam pendekatan ini terdapat beberapa metode turunan, dan penelitian ini secara khusus berfokus pada penggunaan metode case-based reasoning.

Salah satu metode yang umum digunakan dalam pendekatan ini adalah *Case-Based Reasoning* (CBR), yaitu metode yang merekomendasikan solusi berdasarkan pengalaman atau kasus serupa dari masa lalu. CBR bekerja dengan menyimpan kasus-kasus sebelumnya dalam basis pengetahuan dan mencocokkannya dengan kasus baru berdasarkan tingkat kemiripan.

Menurut teori CBR yang umum digunakan, proses ini terdiri dari empat tahap utama:

1. **Retrieve** – Menemukan satu atau beberapa kasus yang paling mirip dengan masalah saat ini dari basis kasus.

2. **Reuse** – Mengadaptasi solusi dari kasus yang ditemukan untuk menyelesaikan masalah baru.
3. **Revise** – Mengevaluasi solusi yang diadaptasi, dan melakukan penyesuaian jika diperlukan.
4. **Retain** – Menyimpan kasus baru beserta solusi yang berhasil ke dalam basis kasus sebagai pengalaman baru.

Keempat tahap ini membentuk siklus belajar sistem yang memungkinkan sistem rekomendasi untuk terus memperkaya basis pengetahuannya. Proses dalam case-based reasoning berlangsung secara siklus, dimulai dari pemahaman terhadap kasus baru, pencarian kasus serupa dari pengalaman sebelumnya, pencocokan solusi, hingga penyimpanan kasus dan solusi tersebut sebagai referensi untuk penyelesaian kasus di masa mendatang [17].

Dalam tahap *retrieve*, sistem memerlukan metode untuk mengukur kemiripan antara kasus baru dan kasus-kasus yang tersimpan. Salah satu metode yang umum digunakan adalah *cosine similarity*. Metode ini mengukur kedekatan antara dua vektor dalam ruang berdimensi banyak, dengan menghitung nilai sudut di antara keduanya.. Rumus *cosine similarity* dijelaskan pada persamaan[18].

$$\text{Cosine Similarity}(A,B) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} \quad (1)$$

Dimana:

A : Nilai vektor dari kasus terdahulu/data yang tersedia di dalam sistem

B : Nilai vektor dari kasus baru / input preferensi pengguna

$A \cdot B$  : *Dot product* antara vektor kasus A dan vektor kasus B

$\|A\|$  dan  $\|B\|$ : Panjang dari vektor A dan B

Nilai yang dihasilkan dari perhitungan cosine similarity dimanfaatkan dalam proses case-based reasoning untuk mengukur tingkat kecocokan antara preferensi pengguna dan kasus-kasus yang tersimpan dalam sistem [19]. Baik preferensi pengguna maupun data historis akan direpresentasikan dalam bentuk vektor numerik, kemudian dibandingkan menggunakan cosine similarity guna menemukan kasus dengan tingkat kemiripan tertinggi yang selanjutnya dijadikan dasar dalam pemberian rekomendasi yang paling sesuai

## 2.4. Conversational Recommender System

Pada proses pemberian rekomendasi, memungkinkan tidak terjadi hanya sekali iterasi saja. Terkadang pengguna akan meminta rekomendasi lanjutan yang lebih spesifik dari rekomendasi sebelumnya. Maka dari itu, *conversational recommender system* hadir untuk memberikan fitur iterasi rekomendasi yang menyesuaikan dengan preferensi tambahan dari penggunanya. Cara kerja dari sistem ini adalah memberikan rekomendasi awal, menerima *feedback* dari pengguna, memberikan rekomendasi lanjutan yang lebih spesifik dari *feedback*, dan akan terus terjadi hingga rekomendasi berhasil memenuhi kepuasan pengguna [5].

Pada *conversational recommender system*, terdapat beberapa metode yang tersedia dan salah satunya adalah *critique-based conversational recommender system*. *Critique-based* bekerja dengan cara menyimpan dan mengolah preferensi pengguna yang digunakan untuk mengarahkan rekomendasi selanjutnya menuju hasil yang lebih sesuai [20]. Bentuk *critique-based* yang akan diimplementasikan adalah *system-suggested critiquing*, dimana sistem akan memberikan banyak pilihan kritik kepada pengguna yang akan dikirimkan kembali ke sistem sebagai preferensi tambahan [20].

Konsep yang digunakan dalam penggunaan *system-suggested critiquing* adalah *feedback loop*, dimana konsep ini akan mengharuskan sistem untuk bisa menangkap masukan preferensi pengguna yang baru setelah hasil rekomendasi awal, mengubah preferensi pengguna dengan versi masukan terbaru, lalu memberikan rekomendasi yang lebih sesuai dari preferensi yang baru [21]. Dengan penggunaan konsep ini, akan terjadi iterasi perubahan preferensi oleh pengguna hingga hasil rekomendasi dirasa sudah memenuhi kepuasan pengguna.

### 2.4.1. Definisi Case dalam Case-Based Reasoning

Dalam pendekatan *Case-Based Reasoning* (CBR), case merupakan unit pengetahuan yang menyimpan permasalahan yang pernah terjadi di masa lalu beserta solusi yang diterapkan. Case menjadi komponen kunci dalam proses pencarian solusi baru dengan membandingkan kemiripan terhadap kasus yang sudah ada.

Mengacu pada penelitian oleh Nugraheni dan Sari, case dapat dibentuk dari sejumlah atribut yang mewakili kondisi tertentu. Contohnya dalam sistem deteksi COVID-19, gejala-gejala yang dirasakan pasien dikombinasikan menjadi satu kesatuan case, dan hasil diagnosis sebelumnya digunakan sebagai referensi. Case tersebut kemudian digunakan untuk mengidentifikasi kemungkinan diagnosis pada gejala baru melalui pengukuran kesamaan menggunakan cosine similarity[19].

Dalam konteks sistem rekomendasi, case merepresentasikan sekumpulan preferensi pengguna dan hasil rekomendasi yang dihasilkan sebelumnya. Sistem akan membandingkan preferensi pengguna baru dengan case yang sudah ada untuk menemukan kemiripan, lalu menyarankan rekomendasi berdasarkan pengalaman pengguna lain yang memiliki preferensi serupa.

## 2.5. Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA)

*Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) adalah metode yang fokus pada analisis sentimen terhadap aspek-aspek spesifik dalam sebuah ulasan atau teks. Berbeda dengan analisis sentimen pada level dokumen atau kalimat, ABSA memisahkan opini berdasarkan aspek tertentu, seperti suasana, layanan, atau kualitas produk, sehingga memberikan wawasan yang lebih mendalam. ABSA memungkinkan identifikasi sentimen yang terkait langsung dengan setiap aspek tertentu dari sebuah entitas, misalnya "makanan enak tetapi pelayanannya buruk" akan dipisah sesuai aspek. Dijelaskan dengan gambar 2.1 [7].



Gambar 2. 5 Pemilihan kata sentimen

ABSA juga efektif untuk menangani opini dalam data ulasan pengguna, di mana terdapat banyak dimensi atau elemen dari suatu layanan atau produk. Pendekatan ini dapat menggunakan metode berbasis *Word2vec dengan algoritma Continuous Bag-of-Words Model(CBOW)*, untuk meningkatkan akurasi analisis [6], [22]. Namun, ABSA menghadapi tantangan dalam menangani kata-kata bipolar, yang maknanya dapat berubah tergantung konteks, seperti kata "panas" yang dapat merujuk pada suhu atau suasana hati. Tantangan ini diatasi dengan pendekatan adaptif yang memanfaatkan representasi konteks untuk meningkatkan akurasi analisis sentimen [7] Formula yang dipakai CBOW adalah:

$$p(w_{t-k}, \dots, w_{t+k}) = \frac{\exp(v_w = h)}{\sum_{w'} \exp(v_{w'} = h)} \quad (1)$$

Dimana:

- $v_w$ , adalah vektor representasi untuk kata target  $w$ .
- $h$ , adalah rata-rata dari vektor kata-kata konteks (kata-kata sekitar  $w_t$ ).
- $v_{w'}$ , adalah vektor kata untuk kata  $w'$ .
- $w_{t-k}, \dots, w_{t+k}$ , adalah kata-kata kontekstual di sekitar kata target  $w_t$ .
- $\exp$ , adalah fungsi eksponensial yang digunakan untuk mengubah nilai skalar menjadi bentuk yang lebih besar (untuk meningkatkan proporsi kata yang lebih sering muncul).

## 2.6. Lexicon-Based Sentiment Analysis

Analisis sentimen berbasis leksikon adalah metode yang menggunakan daftar kata (*lexicon*) untuk menentukan sentimen suatu teks menggunakan *SentiWordNet*. Kata-kata dalam teks diberi nilai sentimen (positif, negatif, atau netral) berdasarkan kamus yang telah didefinisikan sebelumnya. Metode ini sering digunakan dalam pengolahan teks ulasan untuk menilai aspek spesifik seperti suasana atau kualitas layanan [6].

Keunggulan pendekatan ini adalah kesederhanaannya dalam implementasi dan kemampuannya untuk menangani data dalam berbagai bahasa dengan penyesuaian leksikon. Namun, pendekatan ini menghadapi keterbatasan dalam

menangani intensifikasi (seperti "sangat baik") dan negasi (seperti "tidak baik") tanpa aturan tambahan. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa integrasi aturan tambahan untuk menangani kasus seperti ini dapat meningkatkan akurasi analisis sentimen [7]. Untuk teks berbahasa Indonesia, proses *preprocessing* dilakukan melalui tahapan *case folding*, *tokenization*, *stopword removal*, dan *stemming* menggunakan Sastrawi untuk mengubah kata menjadi bentuk dasarnya sebelum dipetakan ke kamus sentimen atau leksikon yang relevan[23]. Sementara itu, untuk teks berbahasa Inggris, proses *preprocessing* umumnya mencakup *tokenization*, *stopword removal*, dan *lemmatization*, kemudian kata-kata tersebut dipetakan ke SentiWordNet untuk memperoleh skor positif, negatif, dan netral berdasarkan *synset* yang sesuai [24]. Dengan demikian, analisis sentimen berbasis leksikon dapat memberikan hasil yang mendalam dan kontekstual jika dikombinasikan dengan pendekatan lain, seperti ontologi atau ABSA. Rumus yang dipakai dalam *sentiword net*:

a. Perhitungan Skor Sentimen:

$$Sentiment\ Score(w) = PosScore(w) - NegScore(w) \quad (2)$$

Dimana:

- ***PosScore(w)*** adalah skor positif untuk kata *w* dari ***SentiWordNet***.
- ***NegScore(w)*** adalah skor negatif untuk kata *w* dari ***SentiWordNet***.
- Skor sentimen yang lebih tinggi menandakan sentimen yang lebih positif, dan skor yang lebih rendah menunjukkan sentimen yang lebih negatif.

b. Skor Aspek dengan *SentiWordNet*:

Untuk menganalisis sentimen berdasarkan aspek, kita dapat menjumlahkan skor sentimen dari kata-kata yang termasuk dalam aspek tersebut. Jika kita mempertimbangkan sebuah aspek (misalnya, "suasana") dalam suatu ulasan, kita dapat menghitung skor sentimen dari semua kata dalam aspek tersebut sebagai berikut:

$$Sentiment\ Score_{Aspek} = \sum_{w \in Aspek} Sentiment\ Score(w) \quad (3)$$

Dimana:

- $w$  adalah kata dalam aspek "suasana".
- $Sentiment\ Score(w)$  adalah skor sentimen dari kata  $w$  yang dihitung dengan rumus di atas.

## 2.7. Evaluasi Sistem Rekomendasi Berbasis Pengalaman Pengguna

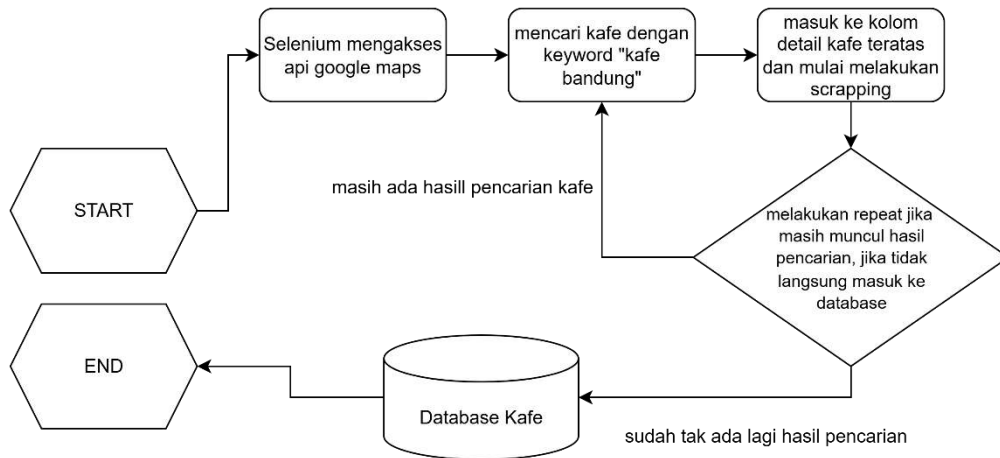
Evaluasi dalam sistem rekomendasi memiliki peran penting untuk menilai kemampuan sistem dalam menyajikan rekomendasi yang mendekati preferensi pengguna. Dalam konteks sistem yang mengandalkan interaksi dua arah, seperti pada penelitian ini, pendekatan evaluasi yang digunakan lebih berorientasi pada pengguna, bukan pada hasil yang absolut.

Alih-alih menggunakan metrik klasifikasi atau ground truth, evaluasi dilakukan dengan cara memahami pengalaman langsung pengguna dalam berinteraksi dengan sistem. Penilaian berfokus pada bagaimana pengguna merespons saran yang diberikan, serta sejauh mana mereka merasa hasil rekomendasi tersebut sesuai dengan ekspektasi awal mereka [11].

Pada pelaksanaannya, evaluasi dilakukan melalui uji coba langsung dengan melibatkan partisipan yang diminta untuk menyampaikan preferensi mereka, menerima hasil rekomendasi, dan jika diperlukan, melakukan penyempurnaan atau perubahan preferensi. Hasil dari proses interaktif ini digunakan untuk meninjau keakuratan sistem dalam menyesuaikan diri terhadap kebutuhan pengguna, serta menilai efektivitas fitur interaksi yang tersedia dalam menghasilkan rekomendasi yang bersifat personal, relevan, dan memuaskan[25].

### 3. PERANCANGAN SISTEM

#### 3.1. Dataset



Gambar 3.1 Scrapping Dataset

Data yang digunakan adalah data review kafe yang berada di Bandung, Indonesia. Sumber data didapatkan melalui scraping dari Google Maps untuk mendapatkan review Kafe yang berada di Bandung, Indonesia.

Berikut adalah jenis data yang diambil dan diproses pada Gambar 3.2:

1. Data Ulasan Pengguna: Ulasan yang mengandung opini tentang suasana kafe, seperti komentar tentang kenyamanan, kebersihan, keramahan staf, dan lainnya. Data ini biasanya berupa teks dalam bentuk kalimat atau paragraf yang menggambarkan pengalaman pengguna di kafe tersebut.
2. Aspek-Aspek yang Dikategorikan: Data ulasan ini akan dibagi ke dalam beberapa kategori atau aspek yang relevan, seperti:
  - o Suasana: Pengalaman pengguna mengenai kenyamanan, ketenangan, kebersihan, dan dekorasi interior.

#### Fitur-Fitur :

1. Informasi Reviewer:
  - o Nama pengguna (username).
2. Detail Review:
  - o Teks ulasan (review\_text).
  - o Rating (rating) - 1 hingga 5.

### 3. Metadata Lokasi:

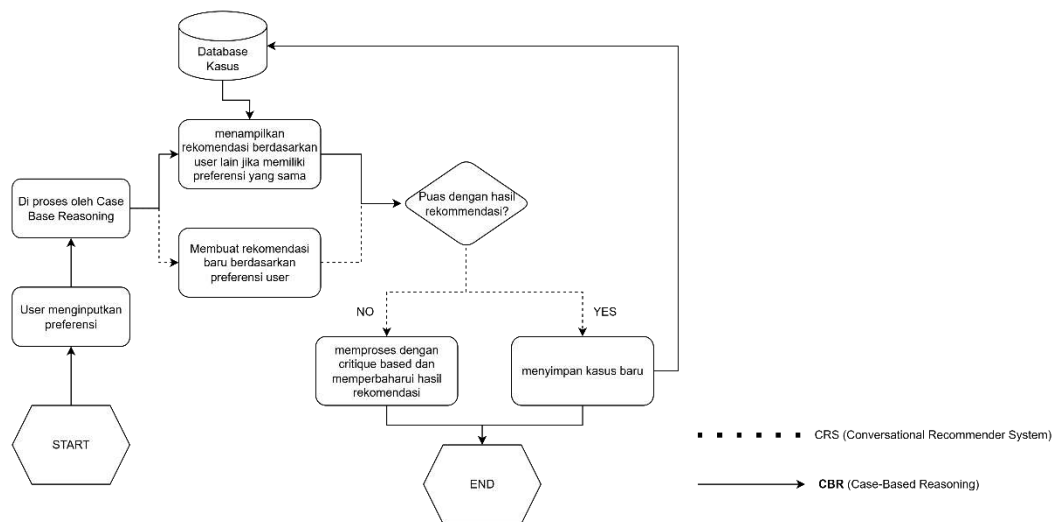
- Nama kafe (cafe\_name).
- Kategori kafe (e.g., coffee shop, dessert shop).

### 4. Kata Kunci Ulasan:

- Kata kunci positif/negatif yang sering muncul dalam ulasan (e.g., "enak," "murah," "ramah," "lama").

## 3.2. Proses Perancangan Sistem

Perancangan sistem ini bertujuan membangun sistem rekomendasi kafe berbasis suasana dengan pendekatan *Conversational Recommender System* yang menggabungkan *Case-Based Reasoning* dan *Aspect-Based Sentiment Analysis*. Proses utama meliputi ekstraksi preferensi pengguna, pemrosesan ulasan menggunakan Word2Vec, analisis sentimen berbasis aspek, serta pencocokan preferensi dengan kasus terdahulu menggunakan cosine similarity. Sistem dirancang untuk bekerja secara interaktif dengan fitur penyempurnaan preferensi, dan dievaluasi melalui uji kepuasan pengguna. Tahapan sistem secara umum ditampilkan pada Gambar 3.2.



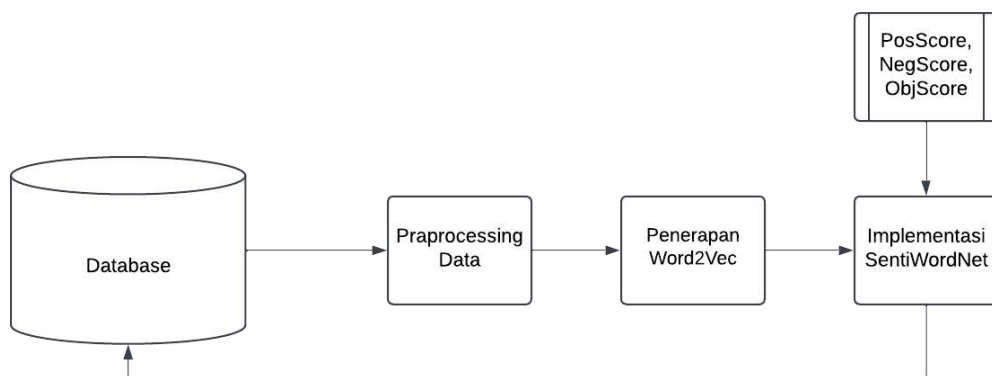
Gambar 3.2 Alur Proses Perancangan Sistem

**Gambar 3.2** menunjukkan alur sistem rekomendasi kafe berbasis suasana. Proses dimulai dari input preferensi suasana oleh pengguna, kemudian diproses menggunakan pendekatan Case-Based Reasoning (CBR). Jika ditemukan kasus

dengan preferensi serupa, sistem akan menampilkan rekomendasi berdasarkan data pengguna sebelumnya. Jika tidak, sistem akan menghasilkan rekomendasi baru menggunakan cosine similarity dari hasil analisis ABSA dan Word2Vec. Setelah rekomendasi diberikan, pengguna diminta memberikan respon. Jika puas, kasus akan disimpan; jika belum, sistem masuk ke tahap *critiquing* dan menawarkan opsi penyempurnaan preferensi hingga rekomendasi dirasa sesuai.

### 3.2.1. *Preprocessing Data*

Pada tahap pertama, data teks berupa ulasan dari pengguna (misalnya, ulasan tentang kafe atau restoran) akan diproses menggunakan algoritma *Word2Vec* untuk memperoleh representasi vektor kata. *Word2Vec* menggunakan model arsitektur utama yaitu *Continuous Bag of Words (CBOW)*. Untuk kasus ini, kita akan menggunakan CBOW, yang lebih efisien dalam menangani konteks kata yang lebih luas dalam ulasan.



Gambar 3.3 Praprocessing Data

1. Preprocessing Data: Mengolah data berupa teks mentah, yang meliputi:
  - Penghapusan tanda baca, angka, dan kata-kata yang tidak relevan.
  - Tokenisasi teks menjadi kata-kata atau frasa.
  - Normalisasi kata (stemming dan lemmatization).
2. Penerapan *Word2Vec*: Menggunakan data yang sudah diproses untuk membangun model *Word2Vec* menggunakan model arsitektur utama yaitu

*Continuous Bag of Words* (CBOW): Model ini akan menghasilkan representasi vektor untuk setiap kata berdasarkan konteksnya dalam kalimat. Dalam penelitian ini konteks yang dipakai adalah suasana.

3. Pemberian Leksikon dan Analisis Sentimen Setelah tahap *preprocessing* selesai dan representasi kata diperoleh, langkah selanjutnya adalah menganalisis sentimen dengan pendekatan *lexicon-based*.
  - Untuk teks berbahasa Indonesia, proses *stemming* dilakukan menggunakan *Sastrawi* agar kata berada dalam bentuk dasarnya, kemudian kata-kata tersebut dipetakan ke leksikon sentimen untuk memperoleh skor sentimen.
  - Untuk teks berbahasa Inggris, kata-kata dipetakan ke *SentiWordNet* berdasarkan *synset* yang sesuai.

Baik pada leksikon Bahasa Indonesia maupun SentiWordNet, setiap entri kata memiliki skor:

- **PosScore**: tingkat kepositifan kata.
- **NegScore**: tingkat kenegatifan kata.
- **ObjScore**: tingkat objektivitas kata.

Tahapan analisis ditunjukkan pada Gambar 3.2.1 sebagai berikut:

1. Pemetaan kata ke leksikon – Setiap kata hasil ekstraksi dipetakan ke entri yang sesuai di leksikon (untuk Bahasa Indonesia setelah *stemming* dengan *Sastrawi*, untuk Bahasa Inggris menggunakan *SentiWordNet*) guna memperoleh nilai *PosScore*, *NegScore*, dan *ObjScore*.
2. Analisis sentimen per aspek – Untuk setiap aspek yang relevan (misalnya aspek *suasana*), skor sentimen dihitung berdasarkan nilai *PosScore* dan *NegScore* dari kata-kata yang terkait.
  - Jika nilai *PosScore* lebih tinggi, aspek dianggap memiliki sentimen positif. Contoh: kata “*adem*” (suasana sejuk).

- Jika nilai *NegScore* lebih tinggi, aspek dianggap memiliki sentimen negatif. Contoh: kata “*panas*” (suasana terik).

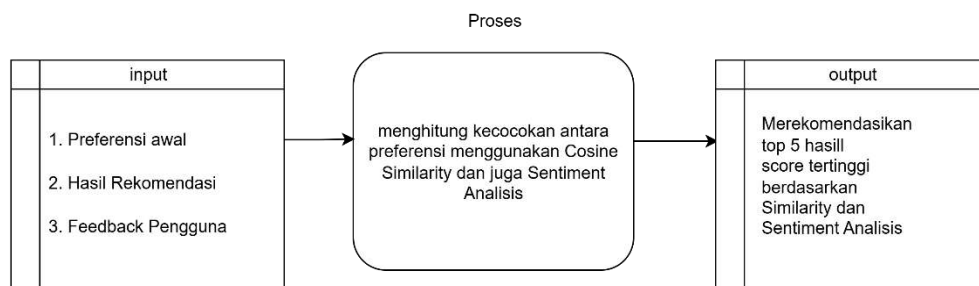
### 3.2.2. Implementasi Pendekatan Pada Sistem Rekomendasi

Sistem rekomendasi yang dikembangkan dalam penelitian ini menggabungkan dua pendekatan utama, yaitu *case-based recommendation* sebagai bagian dari sistem berbasis pengetahuan, *conversational recommender system* berbasis kritik (*critiquing*), juga sedikit tambahan Sentiment Analisis. Ketiganya digunakan secara terpadu untuk menciptakan sistem yang mampu menghasilkan rekomendasi kafe berdasarkan suasana yang diinginkan pengguna, dengan sifat yang fleksibel dan interaktif.

#### a. Pendekatan Case-Based Reasoning (CBR)

Pada pendekatan ini, sistem menyimpan preferensi pengguna sebelumnya dan hasil rekomendasinya sebagai kasus. Ketika pengguna baru memberikan input suasana yang diinginkan, sistem akan mencocokkannya dengan kasus-kasus yang sudah tersimpan menggunakan metode *cosine similarity*. Representasi dari preferensi dan ulasan disusun dalam bentuk vektor menggunakan model Word2Vec.

Sebelumnya, sistem menganalisis ulasan kafe dari Google Maps menggunakan *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) untuk mengidentifikasi opini pengguna terhadap aspek-aspek suasana seperti kenyamanan, ketenangan, atau kebersihan. Hanya aspek-aspek dengan sentimen positif yang digunakan sebagai dasar pencocokan. Cosine similarity kemudian digunakan untuk menghitung tingkat kemiripan antara preferensi pengguna dengan hasil analisis aspek dari setiap kafe. Semakin tinggi nilai similarity-nya (mendekati 1), maka semakin besar kemungkinan kafe tersebut cocok dengan keinginan pengguna.



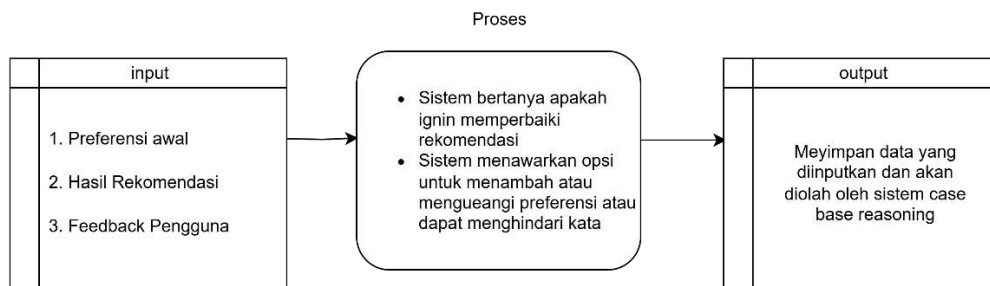
Gambar 3.4 Implementasi Pendekatan CBR

Rekomendasi yang paling relevan akan ditampilkan berdasarkan skor similarity tertinggi. Proses ini membuat sistem tetap dapat memberikan saran bahkan untuk preferensi yang tidak umum, tanpa bergantung pada jumlah pengguna sebelumnya.

### b. Pendekatan Conversational Recommender System (CRS)

Untuk menghadapi situasi di mana hasil rekomendasi awal belum memuaskan pengguna, sistem dilengkapi dengan fitur interaktif berbasis *critiquing*. Pendekatan ini menerapkan *feedback loop*, yaitu logika umpan balik yang memungkinkan pengguna memperbarui preferensi mereka secara langsung setelah melihat rekomendasi.

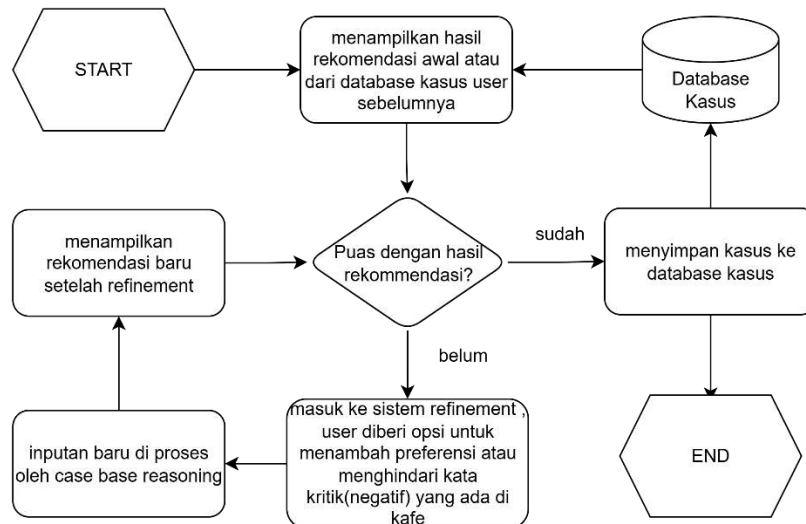
Pengguna akan diberikan beberapa pilihan kritik atau penyempurnaan (*refinement*), seperti menambahkan atau mengurangi preferensi suasana. Preferensi baru ini akan diolah kembali oleh CBR untuk menghasilkan rekomendasi baru yang lebih sesuai. Proses *refinement* dapat dilakukan berulang kali hingga pengguna menyatakan bahwa rekomendasi sudah sesuai dengan harapan. Setiap preferensi akhir yang telah divalidasi oleh pengguna kemudian disimpan sebagai kasus baru untuk memperkaya basis kasus sistem.



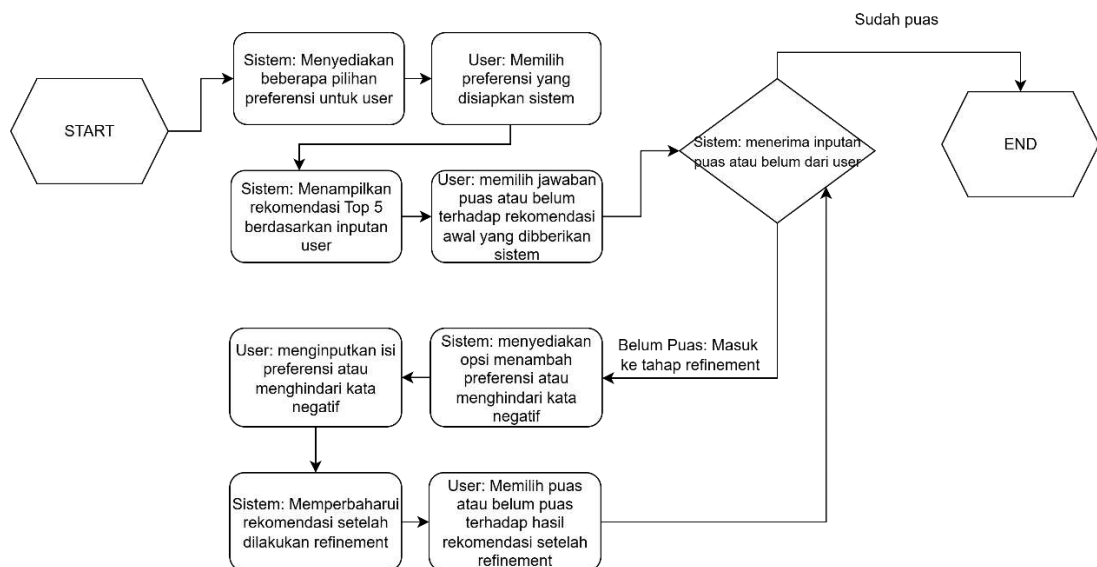
Gambar 3.5 Implementasi Pendekatan CRS

Fitur *refinement* dalam sistem rekomendasi ini dirancang untuk memberikan fleksibilitas tambahan kepada pengguna apabila hasil rekomendasi awal dirasa kurang memuaskan. Melalui proses *refinement*, pengguna dapat menyesuaikan preferensinya dengan menambahkan kata kunci baru yang lebih relevan atau menghindari kata-kata kritik yang muncul dalam ulasan kafe. Proses ini bersifat iteratif, memungkinkan pengguna untuk memperbaiki hasil

rekomendasi hingga sesuai dengan kebutuhan mereka. Namun, hasil evaluasi menunjukkan bahwa mayoritas pengguna sudah merasa puas dengan rekomendasi awal, sehingga fitur refinement hanya digunakan oleh sebagian kecil pengguna, yang menunjukkan bahwa sistem telah cukup efektif dalam memberikan hasil yang relevan sejak awal.



Gambar 3.6 Proses refinement



Gambar 3. 6 Mekanisme interaksi sistem dan pengguna

### 3.2.3. Tahapan Evaluasi Sistem Rekomendasi

Evaluasi sistem dilakukan untuk menilai efektivitas sistem rekomendasi dalam menghasilkan saran yang sesuai dengan preferensi pengguna. Metode

evaluasi yang digunakan bersifat langsung dan partisipatif, di mana pengguna diminta untuk mencoba aplikasi dan berinteraksi dengan seluruh fitur yang tersedia secara aktif.

Tahap evaluasi diawali ketika pengguna memasukkan preferensi suasana yang mereka inginkan dari sebuah kafe. Preferensi tersebut diproses oleh sistem melalui pendekatan Case-Based Reasoning (CBR), yang bekerja dengan mencocokkan input pengguna terhadap kumpulan kasus yang ada menggunakan perhitungan cosine similarity. Sebelum pencocokan dilakukan, sistem terlebih dahulu melakukan analisis terhadap ulasan-ulasan kafe menggunakan Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA). Analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan menilai sentimen pengguna terhadap aspek-aspek seperti kenyamanan, ketenangan, atau kebersihan, sehingga sistem hanya mempertimbangkan ulasan dengan sentimen positif saat memberikan rekomendasi.

Setelah rekomendasi awal ditampilkan, pengguna diberi opsi untuk menyatakan apakah hasil tersebut telah sesuai. Jika belum, sistem menyediakan fitur penyempurnaan melalui pendekatan critique-based, di mana pengguna dapat menyesuaikan kembali preferensi mereka. Sistem akan memproses ulang input tersebut dan menghasilkan rekomendasi baru yang lebih sesuai, hingga pengguna merasa puas.

Di akhir sesi pengujian, pengguna diminta untuk mengisi kuesioner sebagai bentuk evaluasi subjektif terhadap pengalaman mereka selama menggunakan sistem. Hasil dari survei ini akan dianalisis untuk mengukur tingkat kepuasan, relevansi rekomendasi, serta efektivitas integrasi analisis sentimen dalam proses pengambilan keputusan oleh sistem.

### **3.3. Sistem Perbandingan**

Sebagai perbandingan dalam proses evaluasi, sistem rekomendasi berbasis *query-based* digunakan untuk menilai performa pendekatan *conversational case-based reasoning* yang diusulkan dalam penelitian ini. Sistem query-based bekerja dengan cara mencocokkan input preferensi pengguna secara langsung terhadap data kafe melalui proses penyaringan eksplisit. Dengan pendekatan ini, hanya kafe yang

memiliki atribut yang benar-benar identik dengan preferensi pengguna yang akan ditampilkan sebagai rekomendasi.

Namun demikian, karena sistem ini hanya mengandalkan pencocokan langsung tanpa mempertimbangkan makna yang mendekati atau konteks emosional, sistem query-based tidak mampu memberikan hasil yang relevan ketika preferensi pengguna bersifat fleksibel atau tidak tersedia secara eksplisit dalam data.

Sistem ini digunakan sebagai acuan untuk memberikan perbandingan yang adil dalam pengujian, terutama dalam aspek kemudahan penggunaan, relevansi rekomendasi, dan kepuasan pengguna terhadap hasil yang diberikan. Dengan membandingkan kedua pendekatan secara langsung, responden dapat menilai efektivitas sistem berbasis percakapan dan analisis sentimen dalam menangkap preferensi suasana secara lebih adaptif dan kontekstual.

## 4. HASIL PERCOBAAN DAN ANALISIS

### 4.1. Skenario Pengumpulan Data Pengguna

Pengumpulan data dilakukan melalui uji coba langsung terhadap aplikasi sistem rekomendasi kafe, guna memperoleh respons nyata dari pengguna secara langsung. Sebanyak 63 responden berpartisipasi dalam proses ini, di mana mereka diminta untuk mencoba aplikasi dan memilih preferensi suasana atau kebutuhan kafe sesuai dengan keinginan masing-masing.

Aplikasi yang diuji mencakup dua pendekatan sistem rekomendasi yang berbeda, yaitu:

- Sistem berbasis Query, di mana pengguna memilih preferensi melalui checklist, dan sistem mencocokkannya secara langsung.
- Sistem berbasis Conversational Case-Based Reasoning (CRS-CBR), yang memungkinkan interaksi percakapan dan proses *refinement* untuk mengembangkan preferensi pengguna secara bertahap.

Setelah mencoba kedua sistem, responden diminta untuk mengisi kuesioner evaluasi, yang terdiri dari:

- Survei pengalaman terhadap sistem berbasis query
- Survei pengalaman terhadap sistem CRS-CBR
- Survei perbandingan untuk menentukan sistem mana yang dirasa lebih cocok atau disukai

Kuesioner ini digunakan untuk mengevaluasi tingkat kepuasan, kemudahan penggunaan, dan efektivitas sistem dalam memberikan rekomendasi kafe yang sesuai preferensi pengguna.

Data yang dikumpulkan dalam uji coba ini mencakup:

- Informasi identitas pengguna
- Preferensi pengguna pada sistem rekomendasi berbasis query

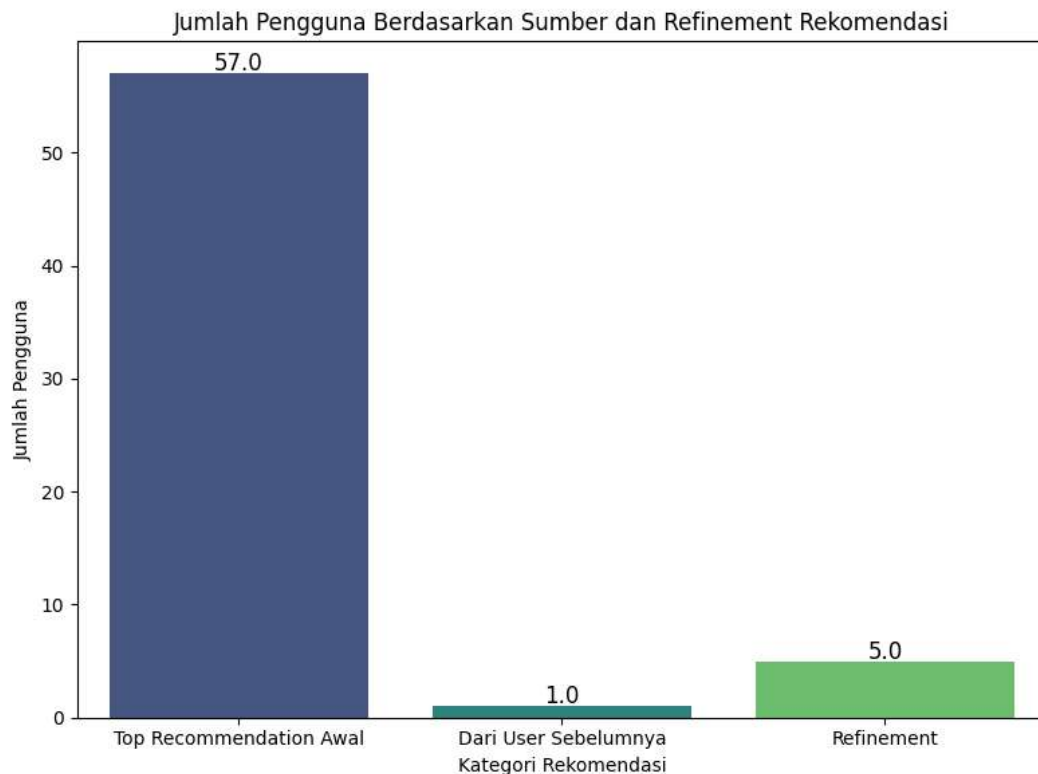
- Hasil rekomendasi dari sistem query-based
- Preferensi akhir pengguna pada sistem *conversational case-based reasoning*
- Hasil rekomendasi akhir dari sistem *conversational case-based reasoning*
- Preferensi pengguna setelah proses *refinement* (jika dilakukan)
- Jawaban kuesioner evaluasi dari pengguna

Seluruh data yang diperoleh akan digunakan untuk mengevaluasi aspek *akurasi, fleksibilitas, dan kepuasan pengguna* terhadap kedua pendekatan sistem rekomendasi yang diujikan. Uji coba dilakukan melalui aplikasi web berbasis Streamlit yang dapat diakses langsung melalui peramban (browser), sehingga memungkinkan partisipasi pengguna secara praktis dan tanpa instalasi tambahan.

Untuk memudahkan proses evaluasi, kuesioner disediakan secara terintegrasi di dalam aplikasi, dan akan muncul secara otomatis setelah pengguna menyelesaikan uji coba kedua sistem. Hal ini bertujuan untuk memastikan bahwa penilaian diberikan segera setelah pengalaman penggunaan, sehingga respons yang diberikan lebih relevan dan akurat.

## 4.2. Hasil Evaluasi Penggunaan Sistem

Sistem rekomendasi yang diusulkan menyediakan berbagai opsi interaksi bagi pengguna setelah rekomendasi awal diberikan. Setelah menerima daftar 5 rekomendasi kafe teratas, pengguna dapat memilih untuk menyimpan kafe terbaik menurut mereka (top-1), melakukan *refinement* untuk memperbaiki hasil rekomendasi, atau keluar dari aplikasi. Selain itu, sistem juga memberikan pilihan untuk menggunakan hasil rekomendasi yang sebelumnya telah dipilih oleh pengguna lain dengan preferensi yang serupa. Fleksibilitas ini memungkinkan sistem untuk menangkap preferensi yang lebih dinamis dan memperkuat personalisasi rekomendasi berdasarkan umpan balik pengguna secara langsung. Berikut adalah hasil evaluasi dari interaksi pengguna:



Gambar 4. 1 Barchart hasil testing antara Top-1, Mengambil dari casebase, dan Melakukan Refinement

Dari total 63 responden 5 atau sekitar 8% dari total responden melakukan refinement.

Survei pengalaman pengguna bertujuan untuk mengumpulkan informasi mengenai pengalaman responden selama menjalankan uji coba pada aplikasi sistem rekomendasi berbasis case-based. Pengumpulan data dilakukan melalui kuesioner yang berisi pernyataan-pernyataan, yang disusun dan dikelompokkan berdasarkan beberapa aspek dalam pengalaman pengguna. Aspek-aspek tersebut terdiri dari enam faktor utama pengalaman pengguna:

- PRQ: Perceived Quality of Recommendation
- PE: Perceived Efficiency
- TR: Trust
- INF: Informative
- ETU: Easy to Use/Usability
- EOU: Ease of Understanding

Berikut adalah isi pertanyaan kuesioner dari survey yang diberikan kepada pengguna:

Tabel 2 Pertanyaan Kuesioner

| <b>ID<br/>Pernyataan</b> | <b>ID</b> | <b>Faktor</b> | <b>Pernyataan</b>                                                                    |
|--------------------------|-----------|---------------|--------------------------------------------------------------------------------------|
| P1                       | Prq_1     | PRQ           | Saya sangat menyukai rekomendasi kafe yang saya dapatkan                             |
| P2                       | Prq_2     | PRQ           | Saya tidak menyukai cara interaksi dengan sistem ini.                                |
| P3                       | Pe_1      | PE            | Saya bisa menemukan kafe yang sesuai preferensi dengan cepat.                        |
| P4                       | Tr_1      | TR            | Saya benar-benar mempertimbangkan untuk mengunjungi kafe ini suatu saat nanti.       |
| P5                       | Tr_2      | TR            | Saya tertarik menggunakan sistem ini lagi di lain waktu.                             |
| P6                       | Inf_1     | INF           | Saya dapat dengan mudah menemukan informasi tentang kafe yang direkomendasikan.      |
| P7                       | Etu_1     | ETU           | Secara keseluruhan, saya kesulitan menemukan kafe yang sesuai dengan keinginan saya. |
| P8                       | Etu_2     | ETU           | Saya tidak mengalami kesulitan dalam menggunakan sistem ini.                         |
| P9                       | Eou_1     | EOU           | Pertanyaan dan pilihan yang diberikan sistem mudah dipahami.                         |
| P10                      | Eou_2     | EOU           | Saya memahami semua instruksi yang diberikan dalam sistem.                           |

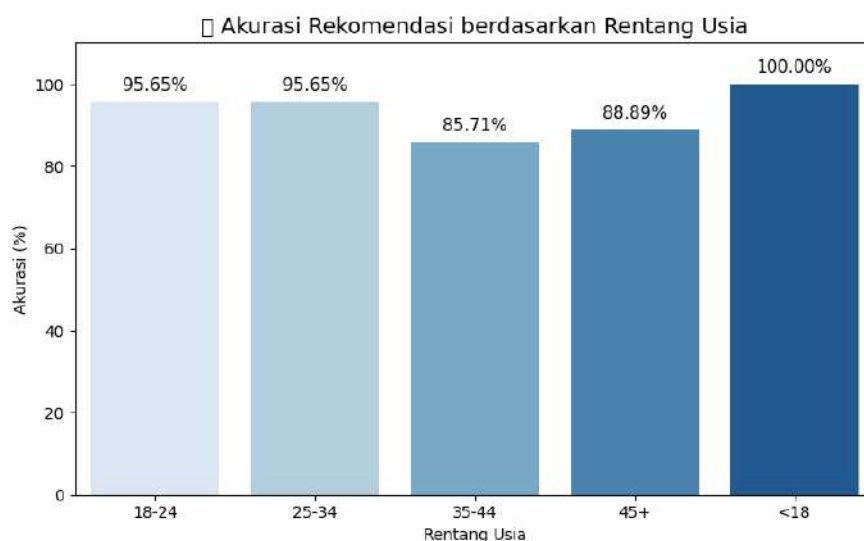
Total Responden yang mengisi semua survey yaitu sebanyak 58 orang. Berikut adalah hasil yang diperoleh dari survei uji coba penggunaan sistem, yang telah diklasifikasikan berdasarkan berbagai kategori demografis pengguna:

- ◆ Berdasarkan Rentang Usia:
  - 18-24 tahun: 18 orang
  - 25-34 tahun: 21 orang
  - 35-44 tahun: 6 orang
  - 45+ tahun: 12 orang
  - <18 tahun: 1 orang
- ◆ Berdasarkan Gender:
  - Laki-laki: 36 orang
  - Perempuan: 22 orang
- ◆ Berdasarkan Kepemahaman Pengguna:
  - Casual: 50 orang
  - Frequent: 8 orang

Untuk mengevaluasi akurasi rekomendasi, digunakan pernyataan prq\_1 (P1) yang berbunyi “saya sangat menyukai kafe yang saya pilih”. Pernyataan ini menjadi indikator utama dalam mengukur keberhasilan sistem rekomendasi yang diusulkan dalam penelitian. Melalui pernyataan tersebut, pendapat pengguna terhadap hasil rekomendasi dapat tercermin secara langsung, khususnya terkait sejauh mana pengguna merasa puas terhadap rekomendasi yang diberikan oleh sistem conversational case-based reasoning.

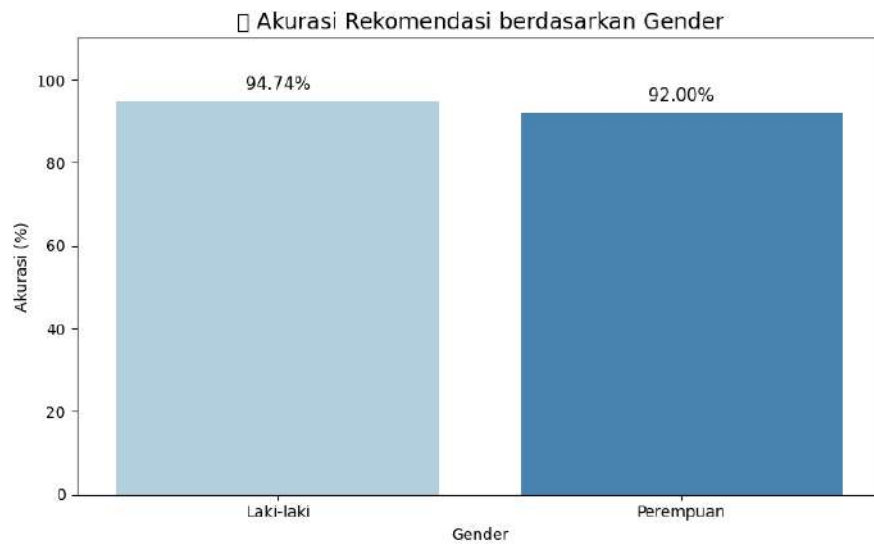
Berikut adalah grafik akurasi berdasarkan status demografis:

- Secara Rentang Usia:



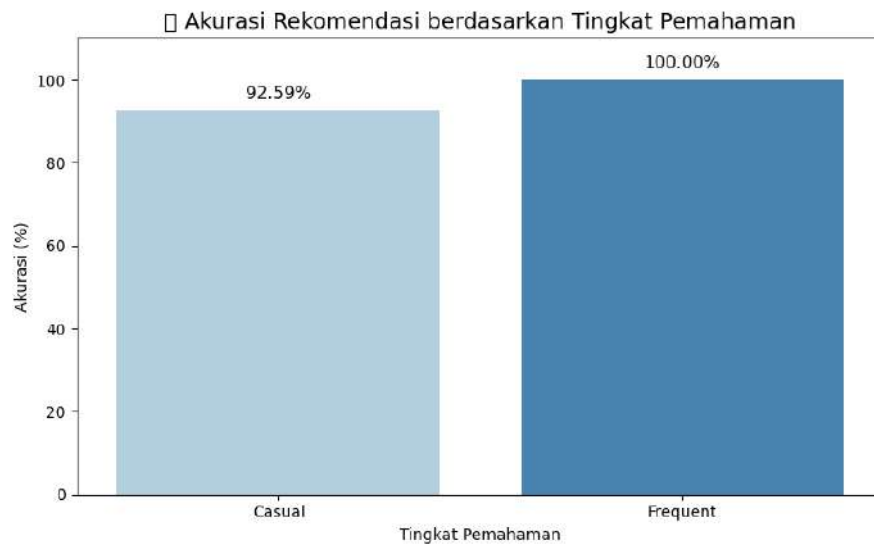
Gambar 4. 2 akurasi P1 berdasarkan rentang usia

- Secara Gender:



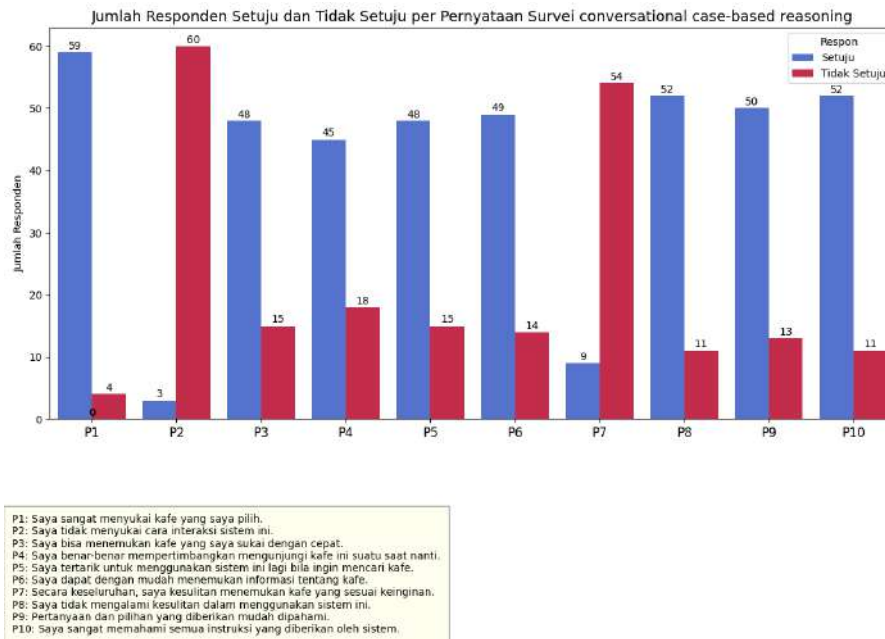
Gambar 4. 3 Akurasi P1 berdasarkan gender

- Secara Tingkat Pemahaman



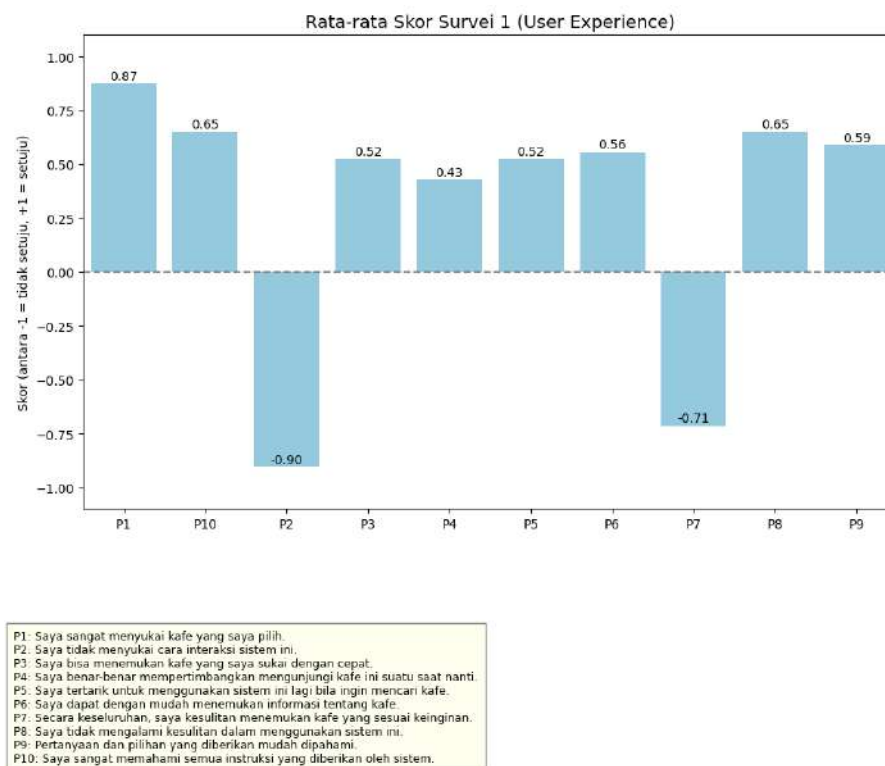
Gambar 4. 4 Akurasi berdasarkan tingkat pemahaman

- Berikut merupakan rangkuman tanggapan responden secara keseluruhan terhadap pengalaman mereka dalam melakukan uji coba pada aplikasi sistem rekomendasi berbasis conversational case-based reasoning:



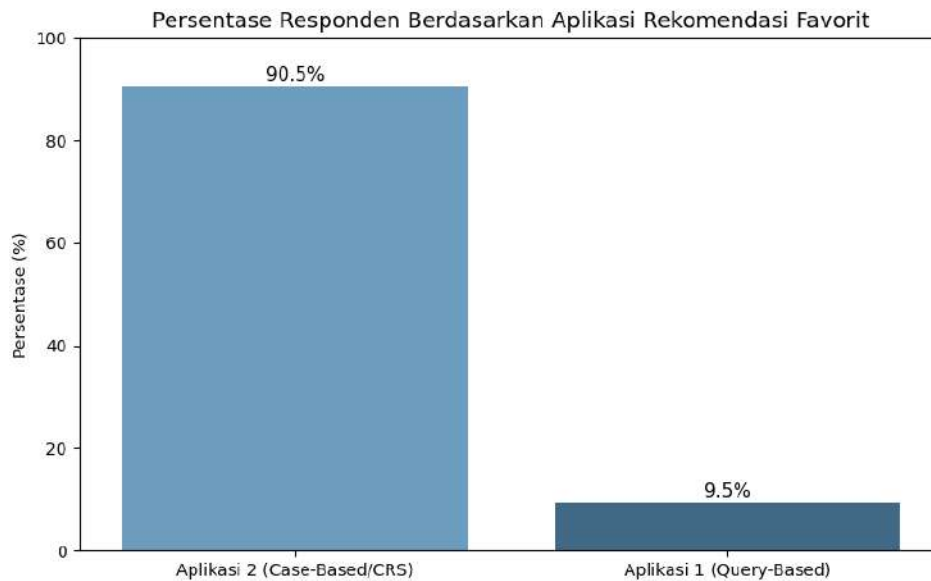
Gambar 4. 5 Barchart hasil survey

- Rangkuman survey dalam bentuk persentase:



Gambar 4. 6 Barchart hasil survey dalam bentuk persentase

- Berikut adalah grafik persentase responden berdasarkan pilihan favorit aplikasi mereka:



Gambar 4. 7 Barchart hasil survey favorite app

Hanya terdapat 5 user yang melakukan refinement untuk merubah hasil rekomendasinya ke hasil yang lebih relevant dengan preferensi user.

#### 4.3. Analisis Hasil Evaluasi Pengguna

Berdasarkan hasil evaluasi interaksi pengguna setelah memperoleh rekomendasi awal, mayoritas pengguna langsung merasa puas dengan rekomendasi top-1 yang diberikan oleh sistem, ditunjukkan oleh persentase sebesar 92% dari total responden. Sedangkan 8% lainnya memilih opsi refinement untuk menghindari kata kritik atau kata yang memiliki nilai negatif, juga dari 8% itu semua hanya melakukan iterasi sebanyak 1 kali tidak ada yang lebih dari 1 kali. Dari hasil tersebut dapat diambil kesimpulan bahwa sistem dalam penelitian ini sudah dapat memberikan user rekomendasi kafe yang relevan dengan preferensi yang user inginkan karena sedikitnya user yang menggunakan fitur refinement untuk merubah atau menyesuaikan hasil rekomendasi.

Berdasarkan hasil survei terhadap pengguna sistem rekomendasi kafe berbasis *conversational case-based reasoning*, secara umum mayoritas responden memberikan tanggapan positif terhadap sistem yang diuji. Hal ini terlihat dari tingginya jumlah responden yang setuju pada sebagian besar pernyataan positif dalam kuesioner. Namun demikian, masih terdapat sejumlah responden yang

menyatakan tidak setuju terhadap beberapa pernyataan positif, yang perlu dianalisis lebih lanjut sebagai bahan perbaikan sistem ke depan.

Pada pernyataan P3 mengenai kemudahan menemukan kafe sesuai preferensi dengan cepat, sebanyak 15 responden menyatakan tidak setuju. Hal ini dapat mengindikasikan bahwa sebagian pengguna merasa proses pencarian atau rekomendasi masih memakan waktu, kemungkinan akibat langkah interaktif seperti *critiquing* yang membutuhkan beberapa iterasi untuk mencapai hasil yang sesuai. Selain itu, pernyataan P4 dan P5 yang berkaitan dengan ketertarikan terhadap rekomendasi kafe dan minat menggunakan sistem kembali juga mendapat tanggapan tidak setuju dari 18 dan 15 responden. Hal ini dapat disebabkan oleh kualitas rekomendasi yang dirasa kurang relevan atau informasi tentang kafe yang ditampilkan belum cukup meyakinkan untuk mendorong keputusan kunjungan.

Selanjutnya, pada aspek informasi, pernyataan P6 tentang kemudahan menemukan informasi kafe masih mendapat 14 responden yang tidak setuju. Ini menunjukkan bahwa tampilan atau kelengkapan informasi kafe dalam sistem masih perlu ditingkatkan, baik dari segi detail ulasan, alamat, jam buka, hingga visualisasi kafe. Pada pernyataan P9 dan P10 yang menilai kejelasan pertanyaan dan instruksi sistem, sebanyak 13 dan 11 responden menyatakan tidak setuju. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun sistem bersifat interaktif, masih terdapat bagian dari antarmuka atau kalimat instruksi yang belum cukup mudah dipahami oleh semua pengguna.

Temuan ini menjadi masukan penting dalam pengembangan sistem selanjutnya, khususnya dalam menyederhanakan alur interaksi, memperkaya informasi rekomendasi, serta meningkatkan kejelasan instruksi dan pertanyaan yang ditampilkan kepada pengguna.

Yang selanjutnya akan membahas hasil kuesioner yang diisi oleh 58 user setelah menyelesaikan uji coba sistem rekomendasi. Kuesioner terdiri atas 10 pertanyaan berbentuk pilihan centang yang merepresentasikan sejauh mana tingkat kepuasan pengguna terhadap keseluruhan sistem rekomendasi yang diuji.

Berdasarkan hasil evaluasi, mayoritas responden memberikan tanggapan positif terhadap sistem rekomendasi yang diusulkan. Mengacu pada hasil pernyataan pertama (P1), sebanyak 87% pengguna menyatakan puas terhadap

akurasi rekomendasi yang diberikan oleh sistem conversational case-based reasoning. Hal ini menunjukkan bahwa sistem mampu memberikan hasil rekomendasi yang cukup akurat secara menyeluruh. Namun, apabila ditinjau berdasarkan tingkat pemahaman pengguna, sistem menunjukkan tingkat akurasi sebesar 100% pada pengguna dengan pemahaman teknis yang lebih tinggi (frequent user), dan 92,59% pada pengguna umum (casual). Hasil ini menunjukkan bahwa sistem rekomendasi dapat bekerja dengan sangat baik pada berbagai tingkat pemahaman pengguna, bahkan memberikan hasil yang paling akurat pada mereka yang memahami sistem lebih mendalam.

Lalu untuk hasil evaluasi yang diambil dari responden yang menggunakan fitur refinement, Dimana ada 5 user dari 63 yang menggunakan fitur tersebut. Dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa sebagian besar pengguna telah merasa puas dengan rekomendasi awal yang diberikan oleh sistem. Fitur refinement tetap disediakan sebagai opsi tambahan apabila hasil awal belum sepenuhnya sesuai dengan preferensi pengguna.

Tapi pada hasil akurasi berdasarkan gender, Dimana hasil hanya menunjukkan sedikit perbedaan, yang dapat disimpulkan kalau gender tidak terlalu mempengaruhi hasil dari rekomendasi kafe.

Secara Keseluruhan, sistem rekomendasi berbasis conversational case-based reasoning lebih disukai oleh mayoritas pengguna dibandingkan sistem query-based. Hal ini dapat dilihat dari hasil evaluasi yang menunjukkan bahwa 90,5% responden memilih sistem berbasis percakapan tersebut sebagai aplikasi favorit mereka. Bisa dilihat juga dari grafik dalam survey pertanyaan ke 6(P6) Dimana menyatakan tentang "Saya dapat dengan mudah menemukan informasi tentang kafe yang direkomendasikan" Dimana pada aplikasi kedua memiliki informasi kafe yang lebih mendetail dengan kekurangan yang dimiliki kafe tersebut.

## **5. KESIMPULAN DAN SARAN**

### **5.1. Kesimpulan**

Berdasarkan hasil evaluasi terhadap sistem rekomendasi berbasis conversational case-based reasoning (CRS), dapat disimpulkan bahwa sistem ini mampu memberikan rekomendasi yang relevan dan memuaskan bagi sebagian besar pengguna. Sebanyak 92% pengguna menyatakan puas dengan rekomendasi awal (top-1), dan hanya 8% yang menggunakan fitur refinement, yang semuanya hanya melakukan satu kali iterasi. Hal ini menunjukkan bahwa sistem sudah cukup efektif dalam menyesuaikan hasil rekomendasi dengan preferensi pengguna sejak awal.

Kuesioner evaluasi yang terdiri dari 10 pertanyaan juga menguatkan temuan ini, dengan 87% responden menyatakan puas terhadap akurasi rekomendasi (P1). Sistem juga menunjukkan performa yang konsisten di berbagai tingkat pemahaman pengguna, bahkan mencapai 100% akurasi kepuasan pada pengguna dengan pemahaman teknis tinggi (frequent user) dan 92,59% pada pengguna umum (casual).

Fitur refinement tetap berperan sebagai opsi tambahan untuk menyesuaikan hasil rekomendasi, meskipun hanya sedikit yang menggunakannya (5 dari 63 responden). Evaluasi berdasarkan gender menunjukkan tidak adanya perbedaan signifikan, yang mengindikasikan bahwa sistem bekerja konsisten terlepas dari jenis kelamin pengguna.

Secara keseluruhan, sistem rekomendasi berbasis CRS lebih diminati dibandingkan sistem query-based, dengan 90,5% responden memilih CRS sebagai aplikasi favorit. Hal ini diperkuat oleh temuan bahwa CRS memberikan informasi kafe yang lebih lengkap dan mendetail, termasuk menampilkan kekurangan dari masing-masing kafe secara transparan.

### **5.2. Saran**

Sebagai tindak lanjut dari hasil penelitian ini, terdapat beberapa hal yang dapat dijadikan acuan dalam pengembangan sistem rekomendasi di masa mendatang. Pertama, cakupan data ulasan yang digunakan dalam sistem masih terbatas pada sejumlah kafe tertentu. Oleh karena itu, pengembangan selanjutnya

dapat difokuskan pada perluasan data ulasan yang mencakup lebih banyak wilayah atau kota, serta melakukan pembaruan secara berkala agar informasi tetap relevan dan akurat. Kedua, kemampuan sistem dalam memahami masukan pengguna dapat ditingkatkan dengan memanfaatkan model Natural Language Understanding (NLU) yang lebih canggih, seperti BERT atau ChatGPT, sehingga sistem dapat mengenali konteks preferensi pengguna secara lebih dalam.

Selain itu, interaksi percakapan yang saat ini bersifat terbimbing dapat dikembangkan menjadi lebih responsif dan adaptif, misalnya dengan memberikan umpan balik langsung jika preferensi pengguna terdeteksi ambigu atau menyarankan pilihan pertanyaan lanjutan untuk memperjelas maksud pengguna. Integrasi data ulasan secara real-time, terutama dari media sosial atau platform ulasan publik, juga dapat menjadi strategi untuk membuat sistem rekomendasi lebih dinamis dan sesuai dengan kondisi terkini.

Dalam hal evaluasi, pengujian sebaiknya dilakukan dengan melibatkan lebih banyak kelompok pengguna dari latar belakang demografis yang beragam, seperti usia, tingkat pendidikan, dan wilayah geografis. Hal ini penting untuk menguji sejauh mana sistem mampu memberikan hasil yang optimal bagi berbagai tipe pengguna. Selain itu, evaluasi jangka panjang juga dapat dilakukan untuk mengetahui apakah rekomendasi yang diberikan benar-benar digunakan atau diikuti oleh pengguna, serta bagaimana tingkat kepuasan mereka setelah mengunjungi kafe yang direkomendasikan oleh sistem. Dengan berbagai arah pengembangan tersebut, sistem rekomendasi dapat terus disempurnakan agar semakin relevan dan bermanfaat bagi pengguna di dunia nyata.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Seyfi, C. M. Hall, and S. M. Rasoolimanesh, "Exploring memorable cultural tourism experiences," *Journal of Heritage Tourism*, vol. 15, no. 3, pp. 341–357, May 2020, doi: 10.1080/1743873X.2019.1639717.
- [2] L. Gamidullaeva, A. Finogeev, M. Kataev, and L. Bulysheva, "A Design Concept for a Tourism Recommender System for Regional Development," *Algorithms*, vol. 16, no. 1, Jan. 2023, doi: 10.3390/a16010058.
- [3] S. Budiman and R. Dananjoyo, "The Effect of Cafe Atmosphere on Purchase Decision: Empirical Evidence from Generation Z in Indonesia," *Journal of Asian Finance, Economics and Business*, vol. 8, no. 4, pp. 483–490, 2021, doi: 10.13106/jafeb.2021.vol8.no4.0483.
- [4] Z. K. A. Baizal, D. H. Widyanoro, and N. U. Maulidevi, "Computational model for generating interactions in conversational recommender system based on product functional requirements," *Data Knowl Eng*, vol. 128, Jul. 2020, doi: 10.1016/j.datak.2020.101813.
- [5] Y. L. Lu, Y. J. Lee, and K. W. Lien, "A Conversational Recommendation System Has Better Usability? a Case-Study of TravelMate," in *GCCE 2022 - 2022 IEEE 11th Global Conference on Consumer Electronics*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022, pp. 450–452. doi: 10.1109/GCCE56475.2022.10014388.
- [6] Z. Zhao, M. Tang, F. Zhao, Z. Zhang, and X. Chen, "Incorporating semantics, syntax and knowledge for aspect based sentiment analysis," *Applied Intelligence*, vol. 53, no. 12, pp. 16138–16150, Jun. 2023, doi: 10.1007/s10489-022-04307-4.
- [7] H. T. Ismet, T. Mustaqim, and D. Purwitasari, "Aspect Based Sentiment Analysis of Product Review Using Memory Network," *Scientific Journal of Informatics*, vol. 9, no. 1, pp. 73–83, May 2022, doi: 10.15294/sji.v9i1.34094.
- [8] Z. Abbasi-Moud, H. Vahdat-Nejad, and J. Sadri, "Tourism recommendation system based on semantic clustering and sentiment analysis," *Expert Syst Appl*, vol. 167, Apr. 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2020.114324.
- [9] S. Wassan, X. Chen, T. Shen, M. Waqar, and N. Z. Jhanjhi, "Amazon Product Sentiment Analysis using Machine Learning Techniques," *REVISTA ARGENTINA 2021*, vol. XXX, pp. 695–703, doi: 10.24205/03276716.2020.2065.
- [10] P. Boteju and L. Munasinghe, "Vehicle recommendation system using hybrid recommender algorithm and natural language processing approach," in *ICAC 2020 - 2nd International Conference on Advancements in Computing, Proceedings*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Dec. 2020, pp. 386–391. doi: 10.1109/ICAC51239.2020.9357156.
- [11] M. N. I. Wariesky and Z. K. A. Baizal, "Ontology-Based Conversational Recommender System for Motorcycle," in *2024 ASU International Conference in Emerging Technologies for Sustainability and Intelligent Systems, ICETIS 2024*,

Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2024, pp. 1673–1678. doi: 10.1109/ICETIS61505.2024.10459532.

- [12] *Product Recommendation in Case-based Reasoning*. IEEE, 2019.
- [13] Y. Wang and H. Yan, “A Context-Dependent Preference Model Based on Prospect Theory into Critique-Based Recommender System,” in *Proceedings - 2019 11th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, IHMSC 2019*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Aug. 2019, pp. 189–193. doi: 10.1109/IHMSC.2019.10140.
- [14] D. Antognini, C. Musat, and B. Faltings, “Interacting with Explanations through Critiquing,” Jan. 2022, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2005.11067>
- [15] Y. Zhang and X. Chen, “Explainable recommendation: A survey and new perspectives,” Mar. 11, 2020, *Now Publishers Inc.* doi: 10.1561/15000000066.
- [16] *Knowledge-Based Filtering Recommender System to Propose Design Elements of Serious Game*. IEEE, 2019.
- [17] I. Chourib, G. Guillard, M. Mestiri, B. Solaiman, and I. R. Farah, “Case-Based Reasoning: Problems and Importance of Similarity Measure,” *2020 International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing, ATSIP 2020*, Sep. 2020, doi: 10.1109/ATSIP49331.2020.9231755.
- [18] A. Ardeshiri and A. Vij, “A lifestyle-based model of household neighbourhood location and individual travel mode choice behaviours.”
- [19] M. Nugraheni and I. P. Sari, “A Case-Based Reasoning for Detection Coronavirus (Covid-19) Using Cosine Similarity,” 2022.
- [20] F. Abbas, N. Najjar, and D. Wilson, “Increasing Diversity through Dynamic Critique in Conversational Recipe Recommendations,” in *CEA 2021 - Proceedings of the 13th International Workshop on Multimedia for Cooking and Eating Activities*, Association for Computing Machinery, Inc, Aug. 2021, pp. 9–16. doi: 10.1145/3463947.3469237.
- [21] D. Kalimeris, S. Bhagat, S. Kalyanaraman, and U. Weinsberg, “Preference Amplification in Recommender Systems,” in *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, Association for Computing Machinery, Aug. 2021, pp. 805–815. doi: 10.1145/3447548.3467298.
- [22] E. M. Alshari, A. Azman, S. Doraisamy, N. Mustapha, and M. Alkesh, *Effective Method for Sentiment Lexical Dictionary Enrichment based on Word2Vec for Sentiment Analysis*. IEEE, 2018.
- [23] Y. Fauziah, B. Yuwono, and A. S. Aribowo, “Lexicon Based Sentiment Analysis in Indonesia Languages : A Systematic Literature Review,” *RSF Conference Series: Engineering and Technology*, vol. 1, no. 1, pp. 363–367, Dec. 2021, doi: 10.31098/cset.v1i1.397.

- [24] E. Miranda, M. Aryuni, R. Hariyanto, and E. S. Surya, "Sentiment Analysis using Sentiwordnet and Machine Learning Approach (Indonesia general election opinion from the twitter content)," in *Proceedings of 2019 International Conference on Information Management and Technology, ICIMTech 2019*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Aug. 2019, pp. 62–67. doi: 10.1109/ICIMTech.2019.8843734.
- [25] Z. Abdurahman Baizal and Y. Reditya Murti, *Evaluating Functional Requirements-Based Compound Critiquing on Conversational Recommender System*. 2017.

## LAMPIRAN

Rancangan program sistem rekomendasi yang diusulkan disimpan pada GitHub beserta file pendukung lainnya.

- Link GitHub: [https://github.com/DinIsMe03/CRSCBR\\_Kafe/tree/main](https://github.com/DinIsMe03/CRSCBR_Kafe/tree/main)