

**KOMBINASI ALGORITMA COLLABORATIVE FILTERING
DAN CONTENT BASED FILTERING UNTUK
REKOMENDASI LAGU**

SKRIPSI

DISUSUN OLEH

RIAN ANDIKA

NPM. 2109020098



UMSU

Unggul | Cerdas | Terpercaya

**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**

MEDAN

2026

**KOMBINASI ALGORITMA COLLABORATIVE
FILTERING DAN CONTENT BASED FILTERING UNTUK
REKOMENDASI LAGU**

SKRIPSI

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana
Komputer (S.Kom) dalam Program Studi Teknologi Informasi pada
Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas
Muhammadiyah Sumatera Utara**

**Rian Andika
NPM. 2109020098**

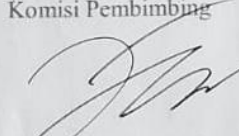
**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
MEDAN**

2026

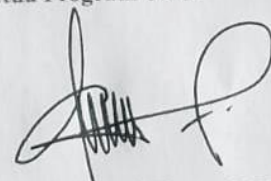
LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : KOMBINASI ALGORITMA COLLABORATIVE
FILTERING DAN CONTENT BASED FILTERING
UNTUK REKOMENDASI LAGU
Nama Mahasiswa : RIAN ANDIKA
NPM : 2109020098
Program Studi : TEKNOLOGI INFORMASI

Menyetujui
Komisi Pembimbing


(Ferry Riza, S.T.M.Kom)
NIDN. 0103068901

Ketua Program Studi


(Fatma Sari Hutagalung, S.Kom., M.Kom)
NIDN. 0117019301

Dekan


(Assoc. Prof. Dr. Al-Khowarizmi,
S.Kom., M.Kom.)
NIDN. 0127099201

PERNYATAAN ORISINALITAS

**KOMBINASI ALGORITMA COLLABORATIVE FILTERING DAN CONTENT
BASED FILTERING UNTUK REKOMENDASI LAGU**

SKRIPSI

Saya menyatakan bahwa karya tulis ini adalah hasil karya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing disebutkan sumbernya.

Medan, Juni 2026

Yang membuat pernyataan



Rian Andika

NPM. 2109020098

**PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN
AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademika Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, saya bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Rian Andika
NPM : 2109020098
Program Studi : Teknologi Informasi
Karya Ilmiah : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif (*Non-Exclusive Royalty free Right*) atas penelitian skripsi saya yang berjudul:

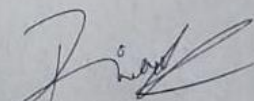
**KOMBINASI ALGORITMA COLLABORATIVE FILTERING DAN
CONTENT BASED FILTERING UNTUK REKOMENDASI LAGU**

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif ini, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara berhak menyimpan, mengalih media, memformat, mengelola dalam bentuk database, merawat dan mempublikasikan Skripsi saya ini tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis dan sebagai pemegang dan atau sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya.

Medan, Juni 2026

Yang membuat pernyataan



Rian Andika

NPM. 2109020098

RIWAYAT HIDUP

DATA PRIBADI

Nama Lengkap : Rian Andika
Tempat dan Tanggal Lahir : Langkat, 31 Mei 2003
Alamat Rumah : Padang brahrang - dusun tanjung hulu
Telepon/Faks/HP : 081266764784
E-mail : rianandika31052003@gmail.com
Instansi Tempat Kerja : -
Alamat Kantor : -

DATA PENDIDIKAN

SD : SD Negeri 028069 Binjai TAMAT: 2015
SMP : SMP Negeri 10 Binjai TAMAT: 2018
SMA : SMK Putra Anda Binjai TAMAT: 2021

KATA PENGANTAR



Pendahuluan

Penulis tentunya berterima kasih kepada berbagai pihak dalam dukungan serta doa dalam penyelesaian skripsi. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Akrim, M.Pd., Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (UMSU)
2. Bapak Assoc. Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom. Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU.
3. Ibu Firahmi Rizky, S.Kom.,M.Kom. Wakil Dekan Bidang Akademik Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi.
4. Bapak Mhd.Basri, S.Si, M.Kom. Wakil Dekan Bidang Kemahasiswaan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi.
5. Ibu Fatma Sari Hutagalung, S.Kom., M.Kom Ketua Program Studi Teknologi Informasi.
6. Bapak Okvi Nugroho, S.Kom., M.Kom Sekretaris Program Studi Teknologi Informasi.
7. menyampaikan rasa hormat dan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Bapak Ferdy Riza, S.T,M.Kom dosen pembimbing skripsi yang telah meluangkan waktu, tenaga, dan pikiran dalam memberikan bimbingan, arahan, serta saran kepada penulis selama proses penyusunan skripsi ini hingga selesai.Kedua orang tua saya yang sudah mendukung saya dalam penyelesaian kuliah ini.
8. Saya mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada kedua orang tua tercinta yang selalu memberikan doa, dukungan, semangat, kasih sayang, serta motivasi kepada penulis selama proses perkuliahan hingga penyusunan skripsi ini dapat diselesaikan dengan baik.
9. Mengucapkan terima kasih kepada teman-teman Terutama Rizky Hidayat Hasibuan, Wahyu Ardiansyah yang telah memberikan dukungan, bantuan,

semangat, serta menemani penulis dalam proses penyusunan skripsi ini baik secara langsung maupun tidak langsung.

10. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada seseorang tidak bias kita sebutkan Namanya yang selalu memantu dalam pengerjaan skripsi memberikan dukungan, semangat, perhatian, serta menemani penulis dalam menghadapi berbagai proses dan tantangan selama penyusunan skripsi ini.
11. Terakhir, penulis mengucapkan terima kasih kepada diri sendiri yang telah mampu bertahan, berjuang, dan terus melangkah hingga sampai pada tahap ini. Terima kasih karena tidak menyerah dalam menghadapi berbagai tantangan, tekanan, rasa lelah, serta berbagai proses panjang selama menjalani perkuliahan dan penyusunan skripsi ini. Terima kasih karena tetap berusaha memberikan yang terbaik, belajar dari setiap kesalahan, serta terus bangkit dalam setiap keadaan. Semua proses yang telah dilalui menjadi pengalaman berharga yang memberikan banyak pelajaran, kedewasaan, dan kekuatan bagi penulis. Semoga segala usaha, pengorbanan, dan kerja keras yang telah dilakukan dapat menjadi awal yang baik untuk langkah berikutnya di masa depan.

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada kedua orang tua tercinta yang selalu memberikan doa, dukungan, semangat, kasih sayang, serta motivasi kepada penulis selama proses perkuliahan hingga penyusunan skripsi ini dapat diselesaikan dengan baik. Semua pihak yang terlibat langsung ataupun tidak langsung yang tidak dapat penulis ucapkan satu-persatu yang telah membantu penyelesaian skripsi ini.

KOMBINASI ALGORITMA COLLABORATIVE FILTERING DAN CONTENT BASED FILTERING UNTUK REKOMENDASI LAGU

ABSTRAK

musik menghasilkan banjir informasi sehingga pengguna kesulitan menemukan lagu sesuai preferensi. Penelitian ini mengusulkan sistem rekomendasi hybrid yang menggabungkan Content-Based Filtering (CBF) dan Item-Based Collaborative Filtering (CF) dengan pendekatan *weighted hybrid*. CBF memanfaatkan fitur audio lagu (genre, tempo, energy, dll.), sedangkan CF menggunakan pola interaksi pengguna melalui matriks user-item dan cosine similarity. Sistem diimplementasikan dalam bentuk web dengan simulasi dataset lagu dan preferensi pengguna. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode hybrid memberikan performa lebih baik dibandingkan metode tunggal. Metrik evaluasi Precision, Recall, dan RMSE menunjukkan peningkatan akurasi dan mengatasi masalah cold-start serta overspecialization. Sistem ini diharapkan dapat menjadi solusi personalisasi rekomendasi musik pada platform skala kecil-menengah.

Kata kunci: sistem rekomendasi, collaborative filtering, content-based filtering, hybrid filtering, rekomendasi lagu

COMBINATION OF COLLABORATIVE FILTERING AND CONTENT-BASED FILTERING ALGORITHMS FOR SONG REKOMMENDATION

ABSTRACT

The rapid growth of music streaming platforms has created information overload, making it difficult for users to find songs that match their preferences. This study proposes a hybrid recommendation system that combines Content-Based Filtering (CBF) and Item-Based Collaborative Filtering (CF) using a weighted hybrid approach. CBF utilizes audio features of songs (genre, tempo, energy, etc.), while CF leverages user interaction patterns through user-item matrix and cosine similarity. The system was implemented as a web application with simulated song datasets and user preferences. Evaluation results show that the hybrid method outperforms single methods. Precision, Recall, and RMSE metrics indicate improved accuracy and effectively address cold-start and overspecialization problems. This system is expected to serve as a personalization solution for music recommendation on small-to-medium scale platforms.

Keywords: *recommendation system, collaborative filtering, content-based filtering, hybrid filtering, music recommendation*

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	i
PERNYATAAN ORISINALITAS.....	ii
KATA PENGANTAR.....	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Rumusan Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian.....	4
1.5 Manfaat Penelitian.....	5
BAB II LANDASAN TEORI	7
2.1 Sistem Rekomendasi	7
2.1.1 Komponen Sistem Rekomendasi.....	8
2.1.2 Jenis-Jenis Sistem Rekomendasi	10
2.2 Content Based Filtering.....	12
2.2.1 Content Based Filtering	13
2.2.2 Pengukuran Kemiripan dengan Cosine Similarity	14
2.2.3 Kelebihan dan Keterbatasan Content Based Filtering....	15
2.3 Collaborative Filtering.....	16
2.3.1 Jenis Collaborative Filtering.....	17
2.3.2 User-Item Matrix	18
2.3.3 Pengukuran Kemiripan pada Collaborative Filtering.....	18
2.3.4 Kelebihan dan Keterbatasan Collaborative Filtering.....	19
2.4 Hybrid Filtering	20
2.4.1 Pendekatan Hybrid Filtering.....	20
2.4.2 Perhitungan Score Hybrid	21

2.5	Evaluasi Sistem Rekomendasi.....	21
2.5.1	Precision	22
2.5.2	Recall.....	22
2.5.3	Root Mean Square Error (RMSE)	23
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		24
3.1	Jenis dan Pendekatan Penelitian.....	24
3.2	Desain Penelitian	26
3.2.1	Alur Penelitian.....	27
3.2.2	Tahap Penelitian	27
3.3	Datasate dan Simulasi Prefensi Pengguna.....	30
3.4	Implementasi Sistem	32
3.4.1	Lingkungan Pembangunan Sistem	32
3.4.2	Implementasi Content-Based Filtering.....	32
3.4.3	Implementasi Collaborative Filtering.....	33
3.4.4	Implementasi Hybrid Filtering	34
3.4.5	Hasil Implementasi Sistem	34
3.5	Evaluasi Sistem	34
3.5.1	Use Case Diagram	36
3.5.2	Activity Diagram.....	37
3.5.3	Sequence Diagram.....	38
3.5.4	Flowchart Sistem	38
3.5.5	Class Diagram.....	39
3.6	Perancangan dan Implementasi Sistem	40
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		45
4.1	Gambaran Umum Pengujian Sistem	45
4.2	Hasil Implementasi Content-Based Filtering (CBF)	46
4.2.1	Representasi Data Lagu dalam Bentuk Vektor.....	46
4.2.2	Penentuan Lagu Preferensi Pengguna	47
4.2.3	Pembentukan Profil Preferensi Pengguna	49
4.2.4	Perhitungan Similarity Menggunakan	51
4.2.5	Hasil Rekomendasi Lagu Menggunakan CBF	54
4.3	Implementasi Collaborative Filtering.....	54

4.3.1 Deskripsi Data Interaksi	54
4.3.2 User Item-Matrix	55
4.3.3 Item-User Matrix	57
4.3.4 Similaritas Antara Lagu (Cosine Similarity)	57
4.3.5 Perhitungan CF score Dan Rankin Rekomendasi.....	58
4.4 Hybrid Recommendation (Content-Based Filtering dan Collaborative Filtering)	61
4.4.1 Konsep Metode Hybrid	61
4.4.2 Mekanisme Penggabungan CBF dan CF.....	62
4.4.3 Perhitungan Hybrid score	62
4.4.4 Hasil Rekomendasi Metode Hybrid	64
4.5 Evaluasi Sistem Rekomendasi (Hybrid).....	65
4.5.1 Tujuan Evaluasi	65
4.5.2 Metode Evaluasi	65
4.5.3 Precesion.....	66
4.5.4 Recall	66
4.5.5 Hasil Evaluasi Sistem Hybrid.....	67
4.5.6 Hasil Analisa Evaluasi.....	67
4.6 Evaluasi Tampilan dan Antarmuka Sitem Web	69
4.6.1 Tujuan Evaluasi Tampilan.....	69
4.6.2 Evaluasi Halaman Login dan Register	69
4.6.3 Halaman Pemilihan Lagu Favorit (User Baru).....	71
4.6.4 Menu Utama Home	72
4.6.5 Menu Cari Lagu (Search)	74
4.6.6 Menu Evaluasi Hybrid Rekomendation Sistem	75
4.6.7 Logout.....	76
4.6.8 Kesimpulan Evaluasi Tampilan.....	77
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	79
5.1 Kesimpulan.....	79
5.2 Saran	80
DAFTAR PUSTAKA	81
Lampiran	84

Turnitin	86
-----------------------	-----------

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Tabel penelitian.....	
Tabel 4.1 Lagu Pengguna.....	
Tabel 4.2 Lagu Preferensi Pengguna (Hasil Normalisasi)	
Tabel 4.3 Profil Preferensi Pengguna (Mean Value)	
Tabel 4.4 Hasil Perhitungan Similarity CBF	
Tabel 4.5 Data Lagu CF	
Tabel 4.6 Total Like per-User	
Tabel 4.7 Matriks Item-User	
Tabel 4.8 Similaritas Antar User (Cosine Similarity)	
Tabel 4.9 CBF Score Tiap Lagu.....	
Tabel 4.10 Vektor User 1	
Tabel 4.11 Vektor User 3	
Tabel 4.12 Hasil Rekomendasi CF.....	
Tabel 4.13 Tabel Hasil CBF.....	
Tabel 4.14 Tabel Hasil CF.....	
Tabel 4.15 Hasil Perhitungan Hybrid Score dan Peringkat Rekomendasi	

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Content-Based Filtering.....	
Gambar 2.2 Collaborative Filtering.....	
Gambar 3.1 Alur Penelitian	
Gambar 3.2 Use Case Diagram	
Gambar 3.3 Activity Diagram	
Gambar 3.4 Sequence Diagram.....	
Gambar 3.5 Flowchart Sistem	
Gambar 3.6 Class Diagram.....	
Gambar 3.7 Desain Login.....	
Gambar 3.8 Desain Tampilan Utama	
Gambar 3.9 Desain Tampilan Evaluasi	
Gambar 4.1 Halaman Login/Register.....	
Gambar 4.2 Bagian awal user baru.....	
Gambar 4.3 Menu Utama Home.....	
Gambar 4.4 Cari Lagu (Search).....	
Gambar 4.5 Tabel Evaluasi	

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Rumusan Masalah

Perkembangan teknologi informasi yang semakin pesat telah mendorong pertumbuhan berbagai platform digital, termasuk layanan streaming musik. Platform seperti Spotify menyediakan jutaan lagu dari berbagai genre, artis, dan bahasa yang dapat diakses dengan mudah oleh pengguna. Banyaknya pilihan lagu tersebut memberikan keuntungan dari sisi variasi, namun di sisi lain juga menimbulkan kesulitan bagi pengguna dalam menemukan lagu yang sesuai dengan preferensi mereka.

Sistem rekomendasi menjadi salah satu solusi penting untuk membantu pengguna dalam memilih konten yang relevan secara cepat dan personal. Menurut Lim, Haw, Ng, dan Anaam (2023), sistem rekomendasi berfungsi untuk menyaring informasi dan memberikan saran otomatis berdasarkan data interaksi pengguna. Saranya, Sharma, dan Harish (2023) juga menjelaskan bahwa sistem rekomendasi mampu meningkatkan efisiensi pencarian informasi dan pengalaman pengguna melalui personalisasi konten.

Dalam sistem rekomendasi musik, metode yang umum digunakan adalah Content-Based Filtering dan Collaborative Filtering. Content-Based Filtering bekerja dengan merekomendasikan lagu berdasarkan kemiripan karakteristik item seperti genre, artist, tempo, danceability, energy, dan fitur audio lainnya.

Saputra dan Hidayat (2023) menyatakan bahwa pendekatan ini efektif digunakan karena mampu memanfaatkan atribut lagu secara langsung untuk menghasilkan rekomendasi yang relevan. Namun, metode ini memiliki kelemahan

berupa overspecialization, yaitu sistem cenderung hanya merekomendasikan lagu yang sangat mirip dengan preferensi sebelumnya sehingga variasi rekomendasi menjadi terbatas.

Collaborative Filtering merupakan metode rekomendasi yang memanfaatkan pola interaksi pengguna terhadap item untuk menghasilkan rekomendasi. Pada penelitian ini, pendekatan collaborative filtering yang digunakan adalah Item-Based Collaborative Filtering, yaitu metode yang menghitung tingkat kemiripan antar lagu berdasarkan pola interaksi pengguna terhadap lagu-lagu tersebut. Wijaya dan Santoso (2023) menjelaskan bahwa pendekatan ini lebih stabil pada dataset besar karena hubungan antar item cenderung lebih konsisten dibanding hubungan antar pengguna. Siregar dan Sihombing (2024) juga menyatakan bahwa metode collaborative filtering sangat efektif digunakan pada sistem rekomendasi musik karena mampu menemukan preferensi tersembunyi dari histori pemutaran dan playlist pengguna.

Meskipun kedua metode tersebut memiliki kelebihan masing-masing, penggunaan metode tunggal masih memiliki keterbatasan. Content-Based Filtering lemah dalam memberikan variasi rekomendasi, sedangkan Collaborative Filtering sering mengalami masalah cold-start dan sparsity ketika data interaksi pengguna masih terbatas. Untuk mengatasi kelemahan tersebut,

digunakan Hybrid Recommender System yang menggabungkan dua atau lebih metode rekomendasi.

Sabiri, Khtira, El Asri, dan Rhanoui (2025) menjelaskan bahwa hybrid recommender system mampu meningkatkan akurasi rekomendasi serta mengurangi kelemahan metode tunggal seperti cold-start problem dan

overspecialization. Rajpoot, Tiwari, dan Vishwakarma (2026) juga menyatakan bahwa sistem hybrid menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan penggunaan metode tunggal karena mampu menggabungkan kekuatan dari beberapa algoritma rekomendasi.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan pembangunan sistem rekomendasi lagu menggunakan kombinasi Content-Based Filtering dan Item-Based Collaborative Filtering dengan pendekatan weighted hybrid. Sistem ini diharapkan mampu memberikan rekomendasi lagu yang lebih akurat, relevan, dan personal sesuai dengan preferensi pengguna.

1.2 Rumusan Masalah

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

1. Bagaimana penerapan metode Collaborative Filtering dan Content-Based Filtering dalam membangun sistem rekomendasi lagu berbasis preferensi pengguna?
2. Bagaimana kinerja masing-masing metode, yaitu Collaborative Filtering dan Content-Based Filtering, dalam menghasilkan rekomendasi lagu yang relevan berdasarkan data fitur lagu dan interaksi pengguna?
3. Apakah pendekatan Hybrid Filtering yang menggabungkan Collaborative Filtering dan Content-Based Filtering mampu meningkatkan kualitas rekomendasi lagu dibandingkan dengan penggunaan metode tunggal

1.3 Batasan Masalah

Penelitian ini memiliki beberapa batasan agar fokus dan dapat diselesaikan sesuai dengan waktu dan sumber daya yang tersedia. Batasan-batasan tersebut adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya mengimplementasikan sistem rekomendasi hybrid yang menggabungkan Content-Based Filtering (CBF) dan Item-Based Collaborative Filtering (CF) dengan pendekatan *weighted hybrid*. Metode rekomendasi lain seperti User-Based Collaborative Filtering, Matrix Factorization, atau pendekatan deep learning tidak dibahas dan diimplementasikan.
2. Sistem hanya memanfaatkan sebagian fitur audio lagu, yaitu *energy*, *valence*, *tempo*, dan *genre*. Fitur audio lain yang lebih lengkap (seperti *danceability*, *acousticness*, *loudness*, *speechiness*, dll.) serta analisis lirik lagu tidak digunakan.
3. Sistem rekomendasi dibangun dalam bentuk aplikasi web sederhana dengan fitur dasar (login, pemilihan lagu favorit, rekomendasi, search, dan evaluasi).

Dengan adanya batasan-batasan tersebut, penelitian ini diharapkan tetap dapat mencapai tujuan secara terukur dan mendalam dalam lingkup yang telah ditentukan.

1.4 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk:

1. Membangun sistem rekomendasi lagu yang mampu memberikan rekomendasi secara personal berdasarkan preferensi pengguna.
2. Mengimplementasikan metode Collaborative Filtering dan Content- Based Filtering dalam sistem rekomendasi lagu berbasis data fitur audio dan interaksi pengguna,

3. Menganalisis kelebihan dan keterbatasan masing-masing metode rekomendasi dalam konteks rekomendasi musik digital.
4. Mengimplementasikan pendekatan Hybrid Filtering sebagai upaya untuk meningkatkan akurasi dan relevansi rekomendasi lagu.
5. Mengevaluasi kinerja sistem rekomendasi menggunakan metrik evaluasi seperti Precision, Recall, dan Root Mean Square Error (RMSE) guna menilai kualitas rekomendasi yang dihasilkan.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Manfaat Teoritis

- a. Memberikan kontribusi terhadap pengembangan kajian system rekomendasi, khususnya dalam penerapan dan penggabungan metode Collaborative Filtering dan Content-Based Filtering pada domain musik digital.
- b. Menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya yang mengkaji sistem rekomendasi berbasis hybrid filtering dengan memanfaatkan fitur audio lagu dan data interaksi pengguna.

2. Manfaat Praktis

- a. Memberikan gambaran implementasi sistem rekomendasi lagu yang dapat digunakan sebagai dasar pengembangan aplikasi musik digital berbasis personalisasi.
- b. Menjadi alternatif solusi bagi platform streaming musik skala kecil hingga menengah dalam menerapkan sistem rekomendasi tanpa bergantung pada data pengguna dalam jumlah besar.

c. Memberikan masukan bagi pengembang sistem informasi dalam memilih dan mengombinasikan metode rekomendasi yang sesuai dengan karakteristik data dan kebutuhan pengguna.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Sistem Rekomendasi

Sistem Sistem rekomendasi merupakan salah satu bagian penting dalam sistem informasi modern yang digunakan untuk membantu pengguna menemukan item yang paling relevan berdasarkan kebutuhan dan preferensinya. Dalam era digital dengan jumlah informasi yang sangat besar, pengguna sering mengalami kesulitan dalam memilih produk, layanan, maupun konten yang sesuai. Oleh karena itu, sistem rekomendasi berperan sebagai alat bantu dalam proses pengambilan keputusan.

Menurut Lim, Haw, Ng, dan Anaam (2023), sistem rekomendasi berfungsi untuk menyaring informasi dan memberikan saran personal secara otomatis kepada pengguna berdasarkan data interaksi yang tersedia. Saranya, Sharma, dan Harish (2023) juga menjelaskan bahwa sistem rekomendasi mampu meningkatkan efisiensi pencarian informasi serta pengalaman pengguna melalui personalisasi konten.

Perkembangan sistem rekomendasi semakin pesat seiring dengan kemajuan machine learning dan artificial intelligence. Sabiri, Khtira, El Asri, dan Rhanoui (2025) menyatakan bahwa sistem hybrid modern mampu mengolah data besar secara lebih personal dan akurat. Sami, El Adrousy, Sarhan, dan Elmougy (2024) menambahkan bahwa pendekatan deep learning pada sistem

rekomendasi dapat meningkatkan kemampuan sistem dalam memahami pola preferensi pengguna. Selain itu, Zhang, Lu, dan Jin (2021) menegaskan bahwa

kecerdasan buatan memiliki peran penting dalam meningkatkan kualitas hasil rekomendasi

2.1.1 Komponen Sistem Rekomendasi

Sistem Secara umum, sistem rekomendasi terdiri dari beberapa komponen utama, yaitu pengguna (user), item, data interaksi, dan algoritma rekomendasi. Pengguna merupakan pihak yang menerima rekomendasi, sedangkan item adalah objek yang direkomendasikan seperti lagu, film, produk, atau artikel. Data interaksi berupa rating, klik, pembelian, atau riwayat pemutaran digunakan sebagai dasar dalam menentukan preferensi pengguna.

Menurut Zhang et al. (2021), kualitas sistem rekomendasi sangat bergantung pada kelengkapan data interaksi antara pengguna dan item. Sabiri et al. (2025) juga menjelaskan bahwa algoritma rekomendasi bertugas memproses data tersebut untuk menghasilkan prediksi dan rekomendasi yang relevan.

1. Pengguna (User)

Pengguna merupakan entitas utama dalam sistem rekomendasi yang berperan sebagai penerima rekomendasi. Data pengguna dapat berupa identitas

pengguna, preferensi, serta riwayat interaksi terhadap item, seperti histori pemutaran lagu, pemberian rating, atau frekuensi akses. Informasi ini digunakan oleh sistem untuk memahami pola minat dan perilaku pengguna.

2. Item

Item merupakan objek yang direkomendasikan oleh sistem kepada pengguna. Dalam konteks sistem rekomendasi musik, item dapat berupa lagu, album, atau artis. Setiap item memiliki karakteristik tertentu yang dapat dimanfaatkan oleh sistem rekomendasi, seperti genre, tempo, dan fitur audio lainnya. Karakteristik item berperan penting terutama pada pendekatan Content- Based Filtering.

3. Data Interaksi

Data interaksi adalah data yang menggambarkan hubungan antara pengguna dan item. Data ini dapat bersifat eksplisit, seperti rating dan ulasan, maupun implisit, seperti jumlah pemutaran, durasi mendengarkan, dan frekuensi interaksi. Data interaksi digunakan sebagai dasar dalam menganalisis preferensi pengguna dan membangun pola kesamaan antar pengguna atau item.

4. Algoritma Rekomendasi

Algoritma rekomendasi merupakan metode yang digunakan untuk mengolah data pengguna dan item guna menghasilkan rekomendasi. Algoritma ini dapat berupa Collaborative Filtering, Content-Based Filtering, maupun pendekatan hybrid yang mengombinasikan keduanya. Pemilihan algoritma yang tepat sangat memengaruhi kualitas rekomendasi yang dihasilkan oleh sistem.

5. Output Rekomendasi

Output rekomendasi adalah hasil akhir yang disajikan kepada pengguna dalam bentuk daftar item yang direkomendasikan. Output ini biasanya disusun berdasarkan skor relevansi atau tingkat kemiripan

tertentu. Kualitas output rekomendasi dapat diukur menggunakan metrik evaluasi seperti precision dan recall untuk menilai kesesuaian rekomendasi terhadap preferensi pengguna).

2.1.2 Jenis-Jenis Sistem Rekomendasi

Sistem Secara umum terdapat tiga jenis utama sistem rekomendasi, yaitu Content-Based Filtering, Collaborative Filtering, dan Hybrid Recommender System. Content-Based Filtering memberikan rekomendasi berdasarkan kemiripan karakteristik item, sedangkan Collaborative Filtering menggunakan pola perilaku pengguna lain yang memiliki preferensi serupa. Hybrid Recommender System merupakan kombinasi dari dua atau lebih metode rekomendasi untuk meningkatkan akurasi hasil.

Menurut Lim et al. (2023), penggunaan metode hybrid semakin banyak diterapkan karena mampu mengatasi kelemahan metode tunggal. Chaudhari, Sharma, dan Singh (2024) juga menyatakan bahwa hybrid recommendation menjadi pendekatan yang efektif dalam meningkatkan kualitas personalisasi sistem rekomendasi.

a. Rekomendasi Non-Personalisasi

Rekomendasi non-personalisasi merupakan sistem rekomendasi yang menyajikan item secara umum tanpa mempertimbangkan preferensi individu pengguna. Rekomendasi ini biasanya didasarkan pada popularitas, tren, atau peringkat tertentu.

Contoh penerapan rekomendasi non-personalisasi dalam platform musik digital adalah daftar lagu terpopuler atau tangga

lagu mingguan. Meskipun mudah diimplementasikan, pendekatan ini memiliki keterbatasan karena tidak mampu memenuhi kebutuhan spesifik masing-masing.

b. Rekomendasi Personalisasi

Rekomendasi personalisasi adalah sistem rekomendasi yang menghasilkan saran item berdasarkan preferensi, karakteristik, dan riwayat interaksi pengguna. Pendekatan ini memungkinkan sistem memberikan rekomendasi yang berbeda untuk setiap pengguna sesuai dengan minat masing-masing.

Rekomendasi personalisasi

umumnya diterapkan menggunakan teknik Collaborative Filtering dan Content-Based Filtering untuk meningkatkan relevansi rekomendasi.

c. Collaborative Filtering

Collaborative Filtering merupakan pendekatan rekomendasi yang bekerja dengan menganalisis kesamaan pola preferensi antar

pengguna atau antar item. Rekomendasi dihasilkan berdasarkan asumsi bahwa pengguna dengan preferensi yang serupa cenderung menyukai item yang sama. Pendekatan ini efektif dalam menangkap preferensi kolektif pengguna, namun memiliki keterbatasan seperti permasalahan cold-start dan data sparsity ketika jumlah data interaksi terbatas.

d. Content-Based Filtering

Content-Based Filtering adalah pendekatan rekomendasi yang berfokus pada karakteristik atau fitur dari item yang sebelumnya disukai oleh pengguna. Sistem merekomendasikan item yang memiliki kemiripan dengan item yang pernah diakses atau disukai oleh pengguna. Dalam konteks musik, pendekatan ini memanfaatkan fitur audio lagu seperti genre, tempo, dan energi. Meskipun mampu menghasilkan rekomendasi yang relevan, pendekatan ini cenderung menghasilkan rekomendasi yang kurang bervariasi (overspecialization).

e. Hybrid Filtering

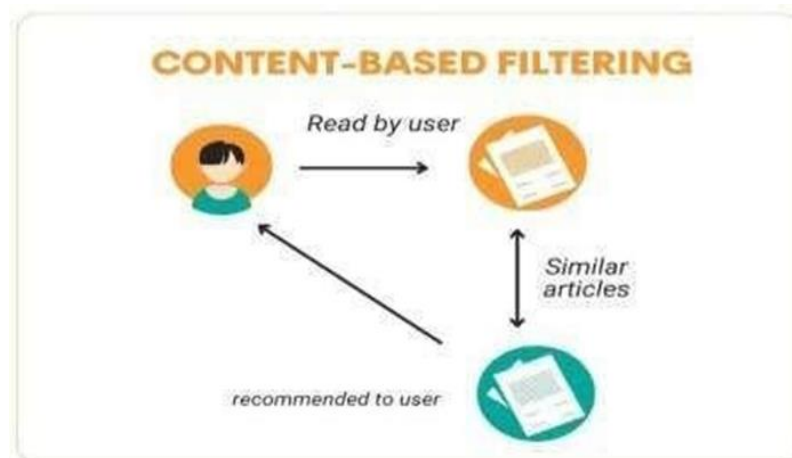
Hybrid Filtering merupakan pendekatan yang menggabungkan dua atau lebih metode rekomendasi, seperti Collaborative Filtering dan Content-Based Filtering. Pendekatan ini bertujuan untuk mengatasi keterbatasan masing-masing metode tunggal serta meningkatkan kualitas rekomendasi. Penelitian oleh menunjukkan bahwa pendekatan hybrid mampu menghasilkan rekomendasi yang lebih akurat dan stabil dibandingkan dengan penggunaan metode tunggal.

2.2 Content Based Filtering

Content-Based Filtering (CBF) merupakan metode rekomendasi yang memberikan saran berdasarkan kemiripan karakteristik item dengan item yang sebelumnya disukai oleh pengguna. Sistem akan mempelajari profil preferensi pengguna dari histori interaksi, kemudian mencari item lain yang memiliki atribut serupa.

Menurut Saputra dan Hidayat (2023), Content-Based Filtering bekerja dengan memanfaatkan atribut item seperti genre, artis, tempo, energy, danceability, dan fitur lainnya untuk menentukan tingkat kemiripan antar item. Dalam sistem rekomendasi musik, pendekatan ini sangat efektif karena lagu memiliki banyak fitur audio yang dapat dianalisis secara matematis.

Lestari dan Putra (2024) menjelaskan bahwa selain fitur audio, analisis lirik lagu juga dapat digunakan untuk memperkuat hasil rekomendasi berbasis konten. Dengan demikian, sistem dapat memberikan rekomendasi yang lebih personal sesuai dengan preferensi pengguna.



Gambar 2.1 Content-Based Filtering

2.2.1 Content Based Filtering

Proses Content-Based Filtering dimulai dari ekstraksi fitur item. Setelah fitur diperoleh, sistem membangun user profile berdasarkan item yang pernah disukai pengguna. Selanjutnya dilakukan perhitungan tingkat kemiripan antara item baru dengan user profile menggunakan metode similarity seperti cosine similarity.

Menurut Saputra dan Hidayat (2023), proses ini memungkinkan sistem menghasilkan rekomendasi tanpa harus bergantung pada data

pengguna lain. Hal ini membuat metode CBF sangat berguna pada kondisi data interaksi pengguna masih terbatas.

a. Representasi Item

Setiap lagu direpresentasikan dalam bentuk vektor fitur yang mencerminkan karakteristik audio lagu, seperti genre dan fitur numerik audio. Representasi ini bertujuan untuk memudahkan proses perhitungan kemiripan antar lagu.

b. Pembentukan Profil Pengguna

Profil pengguna dibangun berdasarkan fitur lagu yang pernah disukai atau sering diputar oleh pengguna. Profil ini mencerminkan preferensi pengguna terhadap karakteristik lagu tertentu.

c. Perhitungan Kemiripan

Kemiripan antara profil pengguna dan item dihitung menggunakan metode pengukuran tertentu, seperti Cosine Similarity, untuk menentukan tingkat kesesuaian antara pengguna dan lagu.

d. Pemberian Rekomendasi

Lagu dengan tingkat kemiripan tertinggi akan direkomendasikan kepada pengguna sebagai hasil akhir sistem rekomendasi.

2.2.2 Pengukuran Kemiripan dengan Cosine Similarity

Cosine Similarity merupakan metode yang digunakan untuk mengukur tingkat kemiripan antara dua vektor berdasarkan sudut di

antaranya. Semakin kecil sudut yang terbentuk, maka semakin tinggi tingkat kemiripan kedua item tersebut.

Metode ini banyak digunakan pada Content-Based Filtering karena mampu menghitung kesamaan antar fitur item secara efektif. Menurut Saputra dan Hidayat (2023), cosine similarity sangat sesuai digunakan dalam sistem rekomendasi musik karena mampu membandingkan karakteristik audio antar lagu secara numerik. Zhang et al. (2021) juga menyebutkan bahwa pendekatan similarity-based menjadi dasar penting dalam banyak sistem rekomendasi modern.

Rumus Cosine Similarity ditunjukkan pada Persamaan berikut:

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

Keterangan:

A = vektor fitur lagu atau profil pengguna

B = vektor fitur lagu

$\|A\|$ = panjang vektor A

$\|B\|$ = panjang vektor B

Penggunaan Cosine Similarity pada Content-Based Filtering bertujuan untuk menentukan tingkat kesesuaian antara preferensi pengguna dan karakteristik lagu, sehingga sistem dapat merekomendasikan lagu yang paling relevan.

2.2.3 Kelebihan dan Keterbatasan Content Based Filtering

Content-Based Filtering memiliki beberapa kelebihan, antara lain mampu memberikan rekomendasi yang sesuai dengan preferensi pengguna secara individual serta tidak bergantung pada data pengguna lain.

Pendekatan ini juga efektif dalam mengatasi permasalahan cold- start pada pengguna baru yang telah memiliki data interaksi awal.

Namun, Content-Based Filtering juga memiliki keterbatasan, seperti kecenderungan menghasilkan rekomendasi yang terlalu spesifik atau berulang (overspecialization), sehingga variasi rekomendasi menjadi terbatas. Selain itu, kualitas rekomendasi sangat bergantung pada kelengkapan dan kualitas fitur item yang digunakan.

2.3 Collaborative Filtering

Collaborative Filtering (CF) merupakan salah satu metode yang banyak digunakan dalam sistem rekomendasi karena kemampuannya dalam memanfaatkan data kolektif pengguna. Namun, metode ini masih menghadapi beberapa tantangan seperti sparsity dan cold-start. Menurut Chaudhari et al. (2024), pengembangan model hybrid menjadi solusi untuk mengatasi keterbatasan tersebut dengan menggabungkan berbagai pendekatan rekomendasi.

Dalam sistem rekomendasi musik, Collaborative Filtering memanfaatkan data interaksi pengguna, seperti histori pemutaran lagu, rating, atau frekuensi mendengarkan. Data tersebut digunakan untuk membentuk pola kesamaan antar pengguna atau antar lagu, sehingga sistem dapat merekomendasikan lagu yang belum pernah didengarkan oleh pengguna tetapi disukai oleh pengguna lain dengan preferensi yang serupa.



Gambar 2.1 Diagram Collaborative Filtering: User-Based dan Item-Based

Gambar 2.2 Collaborative Filtering

2.3.1 Jenis Collaborative Filtering

Collaborative Filtering terbagi menjadi dua jenis utama, yaitu User-Based Collaborative Filtering dan Item-Based Collaborative Filtering. User-Based Collaborative Filtering mencari pengguna lain yang memiliki pola kesukaan serupa, sedangkan Item-Based Collaborative Filtering mencari item yang memiliki pola interaksi serupa.

Menurut Rahman dan Hidayat (2023), Item-Based Collaborative Filtering lebih stabil digunakan pada dataset besar karena hubungan antar item cenderung lebih konsisten dibanding hubungan antar pengguna. Oleh karena itu, pendekatan ini sering digunakan dalam sistem rekomendasi modern.

1. User-Based Collaborative Filtering

User-Based Collaborative Filtering menghasilkan rekomendasi dengan cara mencari pengguna lain yang memiliki pola preferensi yang mirip dengan pengguna target. Setelah tingkat kemiripan antar pengguna

dihitung, sistem akan merekomendasikan item yang disukai oleh pengguna yang paling mirip tersebut. Pendekatan ini efektif ketika jumlah pengguna cukup besar, namun dapat mengalami penurunan kinerja ketika data interaksi bersifat jarang (sparse).

2. Item-Based Collaborative Filtering

Item-Based Collaborative Filtering bekerja dengan menghitung tingkat kemiripan antar item berdasarkan pola interaksi pengguna. Rekomendasi diberikan dengan memilih item yang memiliki kemiripan tinggi dengan item yang pernah disukai oleh pengguna. Pendekatan ini cenderung lebih stabil dibandingkan user-based ketika jumlah item lebih kecil daripada jumlah pengguna.

2.3.2 User-Item Matrix

User-Item Matrix merupakan representasi data yang menggambarkan hubungan antara pengguna dan item dalam bentuk matriks. Baris menunjukkan pengguna, sedangkan kolom menunjukkan item. Nilai pada matriks menunjukkan tingkat interaksi seperti rating atau frekuensi penggunaan.

Menurut Wijaya dan Santoso (2023), user-item matrix menjadi dasar utama dalam proses perhitungan similarity pada Collaborative Filtering karena memungkinkan sistem mengidentifikasi pola preferensi secara terstruktur.

2.3.3 Pengukuran Kemiripan pada Collaborative Filtering

Pengukuran kemiripan pada Collaborative Filtering bertujuan untuk menentukan tingkat kesamaan antara pengguna atau item. Salah satu metode yang umum digunakan adalah Cosine Similarity, yang menghitung

sudut antara dua vektor interaksi pengguna atau item. Nilai kemiripan yang lebih tinggi menunjukkan tingkat kesamaan preferensi yang lebih besar (Arwidarasto & Fitriati, 2023).

Rumus Cosine Similarity yang digunakan pada Collaborative Filtering adalah sebagai berikut:

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

Keterangan:

A = vektor fitur lagu atau profil pengguna

B = vektor fitur lagu

$\|A\|$ = panjang vektor A

$\|B\|$ = panjang vektor B

Hasil perhitungan kemiripan ini digunakan sebagai dasar dalam menentukan rekomendasi lagu yang paling relevan bagi pengguna.

2.3.4 Kelebihan dan Keterbatasan Collaborative Filtering

Collaborative Filtering memiliki kelebihan, antara lain mampu menangkap preferensi kolektif pengguna dan menghasilkan rekomendasi yang bervariasi. Pendekatan ini juga tidak memerlukan informasi fitur item secara detail.

Namun, Collaborative Filtering memiliki beberapa keterbatasan, seperti permasalahan cold-start pada pengguna atau item baru serta kondisi data sparsity ketika jumlah interaksi pengguna terhadap item relatif sedikit. Keterbatasan ini dapat memengaruhi akurasi rekomendasi yang dihasilkan (Putri & Wibowo (2022)).

2.4 Hybrid Filtering

Hybrid Filtering menjadi salah satu pendekatan yang paling banyak dikembangkan dalam penelitian sistem rekomendasi modern. Lim et al. (2023) menyatakan bahwa kombinasi antara Collaborative Filtering dan Content-Based Filtering mampu meningkatkan akurasi serta keberagaman rekomendasi yang dihasilkan. Selain itu, penelitian oleh Lawal (2023) menunjukkan bahwa integrasi kecerdasan buatan dalam sistem hybrid dapat meningkatkan performa sistem secara signifikan.

Dalam sistem rekomendasi musik, Content-Based Filtering mampu menghasilkan rekomendasi yang sesuai dengan preferensi individu pengguna berdasarkan karakteristik lagu, sedangkan Collaborative Filtering mampu menangkap pola preferensi kolektif antar pengguna. Dengan mengombinasikan kedua pendekatan tersebut, sistem rekomendasi hybrid diharapkan dapat menghasilkan rekomendasi yang lebih akurat, relevan, dan bervariasi dibandingkan dengan penggunaan metode tunggal (Arwidarasto & Fitriati, 2023).

2.4.1 Pendekatan Hybrid Filtering

Terdapat beberapa pendekatan dalam penerapan Hybrid Filtering, antara lain weighted hybrid, switching hybrid, dan mixed hybrid. Pada penelitian ini, pendekatan yang digunakan adalah weighted hybrid, yaitu penggabungan skor rekomendasi dari Content- Based Filtering dan Collaborative Filtering dengan menggunakan bobot tertentu.

Pendekatan weighted hybrid bekerja dengan cara mengombinasikan skor hasil perhitungan masing-masing metode,

sehingga rekomendasi akhir ditentukan berdasarkan kontribusi dari kedua metode tersebut. Pendekatan ini dipilih karena relatif sederhana untuk diimplementasikan serta efektif dalam mengintegrasikan hasil rekomendasi dari berbagai sumber (Putri & Wibowo (2022)).

2.4.2 Perhitungan Score Hybrid

Skor rekomendasi hybrid diperoleh dengan menggabungkan skor dari Content-Based Filtering dan Collaborative Filtering menggunakan persamaan sebagai

berikut:

$$\text{Skor Hybrid} = \alpha \times \text{Skor CBF} + (1 - \alpha) \times \text{Skor CF}$$

Keterangan:

Skor CBF = skor rekomendasi dari Content-Based Filtering

Skor CF = skor rekomendasi dari Collaborative Filtering

α = nilai bobot dengan rentang $0 \leq \alpha \leq 1$

Nilai bobot α digunakan untuk mengatur tingkat kontribusi masing-masing metode dalam menghasilkan rekomendasi akhir. Semakin besar nilai α , maka pengaruh Content-Based Filtering terhadap rekomendasi semakin dominan, sedangkan nilai α yang lebih kecil menunjukkan dominasi Collaborative Filtering.

2.5 Evaluasi Sistem Rekomendasi

Evaluasi sistem rekomendasi Diimplementasi sistem rekomendasi, Cosine Similarity sering digunakan sebagai metode untuk mengukur tingkat kemiripan antar data. Menurut LeBlanc et al. (2023), metode ini efektif dalam menangani

data berdimensi tinggi dan banyak digunakan dalam berbagai aplikasi sistem rekomendasi karena kemampuannya dalam mengukur kesamaan secara efisien.

Dalam penelitian ini, evaluasi sistem rekomendasi dilakukan dengan membandingkan hasil rekomendasi dari metode Content- Based Filtering, Collaborative Filtering, dan Hybrid Filtering. Pengukuran kinerja sistem dilakukan menggunakan metrik evaluasi yang umum digunakan dalam sistem rekomendasi, yaitu Precision, Recall, dan Root Mean Square Error (RMSE).

2.5.1 Precision

Precision merupakan metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan rekomendasi yang diberikan oleh sistem. Precision menunjukkan proporsi item yang relevan terhadap seluruh item yang direkomendasikan oleh sistem. Nilai precision yang tinggi menunjukkan bahwa sebagian besar rekomendasi yang diberikan sesuai dengan preferensi pengguna.

Rumus Precision ditunjukkan sebagai berikut:

$$\text{Precision} = \frac{\text{Jumlah Rekomendasi Relevan}}{\text{Jumlah Total Rekomendasi}}$$

2.5.2 Recall

Recall merupakan metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur kemampuan sistem dalam menemukan seluruh item yang relevan bagi pengguna. Recall menunjukkan proporsi item relevan yang berhasil direkomendasikan oleh sistem dibandingkan dengan seluruh item relevan yang tersedia. Nilai recall yang tinggi menunjukkan bahwa sistem mampu mencakup sebagian besar item yang sesuai dengan preferensi pengguna.

Rumus Recall ditunjukkan sebagai berikut:

$$\text{Recall} = \frac{\text{Jumlah Rekomendasi Relevan}}{\text{Jumlah Item Relevan}}$$

2.5.3 Root Mean Square Error (RMSE)

Root Mean Square Error (RMSE) merupakan metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi sistem rekomendasi. RMSE menghitung selisih antara nilai prediksi dan nilai aktual yang diberikan oleh pengguna, kemudian dirata-ratakan dan diakarkan. Nilai RMSE yang lebih kecil menunjukkan bahwa prediksi sistem semakin mendekati nilai aktual.

Rumus RMSE ditunjukkan sebagai berikut:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (r_i - \hat{r}_i)^2}$$

Keterangan:

r_i = nilai aktual

\hat{r}_i = nilai prediksi

n = jumlah data

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Jenis dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan eksperimental yang berfokus pada pengembangan dan pengujian sistem rekomendasi lagu menggunakan kombinasi algoritma Content-Based Filtering (CBF) dan Collaborative Filtering (CF) dalam pendekatan Weighted Hybrid Filtering. Pendekatan ini dipilih untuk mengukur kinerja sistem rekomendasi secara objektif berdasarkan data numerik dan hasil perhitungan algoritma.

Pendekatan kuantitatif digunakan karena penelitian ini melibatkan pengolahan data numerik, baik berupa fitur audio lagu maupun data interaksi pengguna yang disimulasikan. Data tersebut dianalisis menggunakan perhitungan matematis dan statistik untuk menghasilkan rekomendasi lagu serta mengevaluasi tingkat akurasi dan relevansi rekomendasi yang dihasilkan.

Penelitian ini Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode Hybrid Recommender System, yaitu pendekatan yang menggabungkan dua teknik rekomendasi, yaitu Content-Based Filtering dan Collaborative Filtering. Pendekatan ini dipilih karena mampu mengatasi kelemahan masing-masing metode tunggal, seperti masalah cold-start dan kurangnya variasi rekomendasi. Pemilihan metode hybrid juga didukung oleh penelitian Sabiri et al. (2025) dan Sami et al. (2024) yang menyatakan bahwasistem hybrid mampu meningkatkan akurasi dan kualitas rekomendasi secara signifikan dibandingkan metode tunggal. Proses pengembangan sistem rekomendasi didasarkan pada konsep similarity-based recommendation, di mana perhitungan kemiripan dilakukan menggunakan

metode Cosine Similarity sebagaimana telah dibahas pada Bab II. Hasil rekomendasi kemudian dievaluasi menggunakan metrik Precision, Recall, dan Root Mean Square Error (RMSE) untuk menilai tingkat ketepatan, kelengkapan, dan kesalahan prediksi sistem rekomendasi lagu yang dibangun.

No	Komponen Penelitian	Deskripsi
1	Judul Penelitian	Perbandingan dan Kombinasi Algoritma Collaborative Filtering dan Content-Based Filtering untuk Sistem Rekomendasi Lagu Berbasis Referensi
2	Jenis Penelitian	Penelitian kuantitatif eksperimental dengan pendekatan machine learning untuk pengembangan sistem rekomendasi lagu.
3	Pendekatan Metode	Weighted Hybrid Filtering, penggabungan Collaborative Filtering (CF) dan Content-Based Filtering (CBF) dengan pembobotan dinamis.
4	Tujuan Penelitian	Menghasilkan sistem rekomendasi lagu yang lebih personal, akurat, dan relevan terhadap preferensi pengguna.
5	Objek Penelitian	Data lagu dari Spotify Tracks Dataset (Kaggle) dengan fitur tempo, valence, energy, danceability, dan genre.
6	Subjek Penelitian	Simulasi pengguna sebanyak 10 profil fiktif dengan preferensi musik yang berbeda (pop, jazz, rock, EDM, dll).

7	Variabel Penelitian	Variabel Bebas: Algoritma CF, CBF, dan bobot kombinasi hybrid (α dan β). Variabel Terikat: Akurasi sistem rekomendasi (Precision, Recall, RMSE).
8	Sumber Data	Data sekunder dari dataset publik Spotify; preferensi pengguna disimulasikan secara manual menggunakan Python.
9	Teknik Pengumpulan Data	Mengambil data dari Kaggle, preprocessing (normalisasi, encoding), dan pembuatan user-item matrix.
10	Alat Penelitian	Laptop Ryzen 5/i5, RAM \geq 8GB, SSD 256GB; Software: Python, Colab, Pandas, Scikit-learn, Surprise.
11	Teknik Analisis Data	Menggunakan metrik evaluasi Precision, Recall, RMSE, dan MAE.

Tabel 3.1 Tabel penelitian

3.2 Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen untuk membangun sistem rekomendasi lagu menggunakan Hybrid Recommender System. Metode hybrid yang digunakan merupakan kombinasi antara Content-Based Filtering dan Collaborative Filtering untuk menghasilkan rekomendasi lagu yang lebih akurat dan relevan sesuai preferensi pengguna.

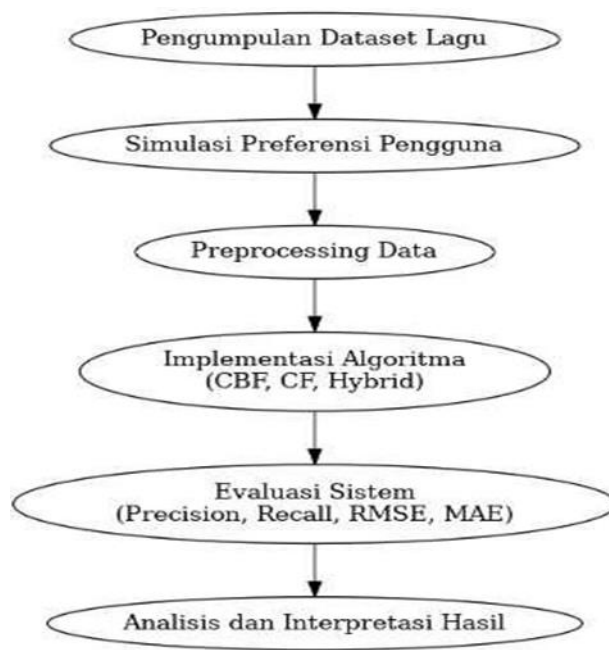
Tahapan penelitian dimulai dari pengumpulan dataset lagu Spotify, preprocessing data, simulasi preferensi pengguna, penerapan Content-Based

Filtering, penerapan Item-Based Collaborative Filtering, penggabungan skor rekomendasi menggunakan weighted hybrid, hingga evaluasi performa sistem menggunakan precision, recall, dan Root Mean Square Error (RMSE).

Pendekatan ini dipilih karena mampu mengatasi kelemahan metode tunggal, seperti cold-start problem pada collaborative filtering dan overspecialization pada content-based filtering.

3.2.1 Alur Penelitian

Secara umum, alur pelaksanaan penelitian terdiri dari langkah-langkah berikut:



Gambar 3.1 Alur Penelitian

3.2.2 Tahap Penelitian

a. Pengumpulan Data

Data penelitian diperoleh dari dataset publik Spotify Tracks Dataset yang tersedia pada platform Kaggle. Dataset ini memuat informasi lagu berupa metadata dan fitur audio

numerik, seperti danceability, energy, valence, tempo, loudness, dan atribut lainnya.

Karena tidak tersedia data preferensi pengguna secara langsung, maka dilakukan simulasi preferensi pengguna dengan membentuk 10 profil pengguna fiktif, di mana setiap pengguna memiliki preferensi terhadap 10 lagu yang berbeda. Pendekatan simulasi ini bertujuan untuk menyediakan data interaksi pengguna yang dibutuhkan dalam penerapan metode Collaborative Filtering dan Hybrid Filtering.

b. Preprocessing

Data mentah yang diperoleh kemudian melalui tahap preprocessing untuk memastikan kualitas dan keseragaman data sebelum digunakan dalam proses rekomendasi. Tahapan preprocessing yang dilakukan meliputi:

1. Menghapus data duplikat dan nilai kosong untuk menjaga konsistensi data.
2. Normalisasi fitur numerik menggunakan metode Min-Max Scaling agar setiap fitur memiliki rentang nilai yang sama.
3. Encoding data kategorikal, seperti genre, ke dalam bentuk numerik.

4. Pembentukan user-item matrix sebagai dasar penerapan metode Collaborative Filtering.
5. Pembentukan vektor profil pengguna (user profile vector) sebagai representasi preferensi pengguna pada metode Content-Based Filtering.

c. Implementasi Algoritma

1. Content-Based Filtering

Rekomendasi lagu dilakukan dengan menghitung tingkat kemiripan antara profil pengguna dan fitur lagu menggunakan metode Cosine Similarity.

2. Collaborative Filtering

Metode Collaborative Filtering diterapkan dengan membentuk user-item matrix berdasarkan data interaksi pengguna. Tingkat kemiripan antar pengguna dihitung menggunakan metode Cosine Similarity untuk menghasilkan skor rekomendasi lagu.

3. Hybrid Filtering

Pendekatan Hybrid Filtering menggabungkan skor hasil Content-Based Filtering dan Collaborative Filtering menggunakan metode weighted hybrid, dengan ketentuan nilai bobot $\alpha + \beta = 1$. Penggabungan ini bertujuan untuk memanfaatkan kelebihan masing-masing metode rekomendasi.

d. Evaluasi Sistem

Evaluasi sistem dilakukan untuk menilai kinerja masing-masing metode rekomendasi yang diterapkan. Penelitian ini menggunakan metrik evaluasi sebagai berikut:

1. Precision, untuk mengukur proporsi rekomendasi yang relevan dari seluruh rekomendasi yang dihasilkan.
2. Recall, untuk mengukur kemampuan sistem dalam menemukan seluruh item relevan.
3. Root Mean Square Error (RMSE), untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi antara nilai prediksi dan nilai aktual.

Hasil evaluasi ini digunakan sebagai dasar dalam membandingkan efektivitas metode Content-Based Filtering, Collaborative Filtering, dan Hybrid Filtering.

3.3 Datasate dan Simulasi Prefensi Pengguna

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan dataset publik Spotify Tracks Dataset yang diperoleh dari platform Kaggle. Dataset ini berisi data lagu beserta metadata dan fitur audio numerik, seperti danceability, energy, valence, tempo, loudness, acousticness, dan atribut lainnya. Fitur-fitur audio tersebut merepresentasikan karakteristik lagu dan digunakan sebagai dasar dalam penerapan metode Content-Based Filtering, sebagaimana telah dijelaskan pada Bab II.

Dataset Spotify yang digunakan dalam penelitian ini tidak menyediakan data interaksi atau preferensi pengguna secara langsung, seperti riwayat pemutaran atau rating lagu. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan pendekatan simulasi preferensi pengguna untuk membentuk data interaksi yang dibutuhkan dalam penerapan metode Collaborative Filtering dan Hybrid Filtering. Pendekatan simulasi ini umum digunakan dalam penelitian sistem rekomendasi ketika data pengguna nyata tidak tersedia, serta bertujuan untuk memungkinkan evaluasi kinerja metode rekomendasi secara terukur dan sistematis.

Dalam penelitian ini dibentuk sebanyak 10 profil pengguna fiktif, di mana setiap pengguna diasumsikan memiliki preferensi terhadap 10 lagu yang berbeda dari dataset. Pemilihan lagu dilakukan secara terkontrol untuk merepresentasikan variasi preferensi musik antar pengguna. Setiap interaksi pengguna dengan lagu dianggap sebagai data relevan yang digunakan dalam proses perhitungan rekomendasi.

Data preferensi pengguna yang telah disimulasikan kemudian direpresentasikan dalam bentuk user-item matrix sebagai dasar penerapan metode Collaborative Filtering. Sementara itu, untuk metode Content-Based Filtering, profil preferensi pengguna dibentuk dalam bentuk vektor profil pengguna yang diperoleh dari rata-rata fitur audio lagu-lagu yang disukai oleh masing-masing pengguna. Representasi data ini selanjutnya digunakan dalam proses perhitungan kemiripan menggunakan metode Cosine Similarity dan menjadi dasar dalam penggabungan skor pada metode Hybrid Filtering.

Teknik pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan melalui pendekatan data sekunder, yaitu menggunakan dataset yang telah tersedia secara

publik, serta simulasi data primer untuk merepresentasikan interaksi pengguna. Pengumpulan data tidak dilakukan melalui survei atau observasi langsung, melainkan melalui akses terhadap sumber terbuka dan proses manipulasi data untuk kebutuhan penelitian.

3.4 Implementasi Sistem

Implementasi sistem rekomendasi pada penelitian ini dilakukan berdasarkan dataset lagu dan data preferensi pengguna yang telah dijelaskan pada Subbab 3.3. Data fitur audio lagu serta data preferensi pengguna yang telah disimulasikan digunakan sebagai masukan utama dalam proses pembentukan sistem rekomendasi. Implementasi sistem bertujuan untuk menghasilkan rekomendasi lagu menggunakan tiga pendekatan, yaitu Content- Based Filtering, Collaborative Filtering, dan Hybrid Filtering.

3.4.1 Lingkungan Pembangunan Sistem

Sistem rekomendasi dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan dukungan beberapa pustaka pengolahan data dan perhitungan numerik. Pustaka Pandas digunakan untuk mengelola dan memanipulasi dataset lagu serta data preferensi pengguna. NumPy dimanfaatkan dalam proses perhitungan numerik, sementara Scikit-learn digunakan untuk proses normalisasi data dan perhitungan Cosine Similarity. Implementasi sistem dilakukan dalam lingkungan Jupyter Notebook untuk memudahkan proses eksplorasi data dan analisis hasil.

3.4.2 Implementasi Content-Based Filtering

Implementasi metode Content-Based Filtering dilakukan dengan memanfaatkan fitur audio lagu sebagai representasi karakteristik item.

Berdasarkan data preferensi pengguna yang telah disimulasikan pada Subbab 3.3, sistem membentuk profil pengguna dalam bentuk vektor yang diperoleh dari rata-rata nilai fitur audio lagu- lagu yang disukai oleh masing-masing pengguna.

Selanjutnya, tingkat kemiripan antara profil pengguna dan seluruh lagu dalam dataset dihitung menggunakan metode Cosine Similarity. Nilai kemiripan yang dihasilkan digunakan untuk mengukur tingkat kesesuaian antara karakteristik lagu dengan preferensi pengguna. Lagu dengan nilai kemiripan tertinggi kemudian dipilih dan direkomendasikan kepada pengguna sebagai hasil dari metode Content- Based Filtering.

3.4.3 Implementasi Collaborative Filtering

Metode Collaborative Filtering yang digunakan dalam penelitian ini merupakan pendekatan user-based Collaborative Filtering. Implementasi metode ini dimulai dengan membentuk user- item matrix berdasarkan data preferensi pengguna yang telah disimulasikan pada Subbab 3.3. Matriks ini merepresentasikan hubungan antara pengguna dan lagu yang dianggap relevan.

Tingkat kemiripan antar pengguna dihitung menggunakan metode Cosine Similarity untuk mengidentifikasi pengguna-pengguna yang memiliki pola preferensi serupa. Berdasarkan hasil perhitungan tersebut, sistem menghasilkan rekomendasi lagu dengan memanfaatkan informasi dari pengguna lain yang memiliki tingkat kemiripan tinggi. Lagu-lagu yang belum pernah dipilih oleh pengguna target namun disukai oleh

pengguna serupa akan direkomendasikan sebagai hasil metode Collaborative Filtering.

3.4.4 Implementasi Hybrid Filtering

Pendekatan Hybrid Filtering diterapkan dengan menggabungkan hasil rekomendasi dari metode Content-Based Filtering dan Collaborative Filtering. Penggabungan dilakukan menggunakan pendekatan weighted hybrid, di mana setiap metode diberikan bobot tertentu dengan ketentuan jumlah bobot bernilai satu.

Skor rekomendasi akhir diperoleh dari hasil kombinasi skor Content-Based Filtering dan Collaborative Filtering. Pendekatan ini bertujuan untuk menggabungkan kelebihan masing-masing metode, sehingga sistem rekomendasi yang dihasilkan diharapkan memiliki tingkat akurasi dan relevansi yang lebih baik dibandingkan dengan penggunaan satu metode saja.

3.4.5 Hasil Implementasi Sistem

Hasil dari implementasi sistem rekomendasi berupa daftar lagu yang diurutkan berdasarkan nilai skor rekomendasi tertinggi untuk setiap pengguna. Daftar rekomendasi ini selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam proses evaluasi kinerja sistem rekomendasi pada Bab IV menggunakan metrik Precision, Recall, dan Root Mean Square Error (RMSE).

3.5 Evaluasi Sistem

Evaluasi sistem dilakukan untuk menilai kinerja sistem rekomendasi lagu yang telah diimplementasikan menggunakan metode Content-Based Filtering, Collaborative Filtering, dan Hybrid Filtering. Evaluasi bertujuan untuk mengetahui tingkat ketepatan dan kualitas rekomendasi yang dihasilkan oleh masing-masing metode, serta membandingkan performa antar metode berdasarkan metrik evaluasi yang telah ditetapkan.

Proses evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil rekomendasi yang dihasilkan sistem terhadap data preferensi pengguna yang telah disimulasikan. Lagu yang termasuk dalam preferensi pengguna dianggap sebagai data relevan, sedangkan lagu di luar preferensi pengguna dianggap sebagai data tidak relevan. Berdasarkan perbandingan tersebut, dilakukan perhitungan metrik evaluasi untuk setiap metode rekomendasi.

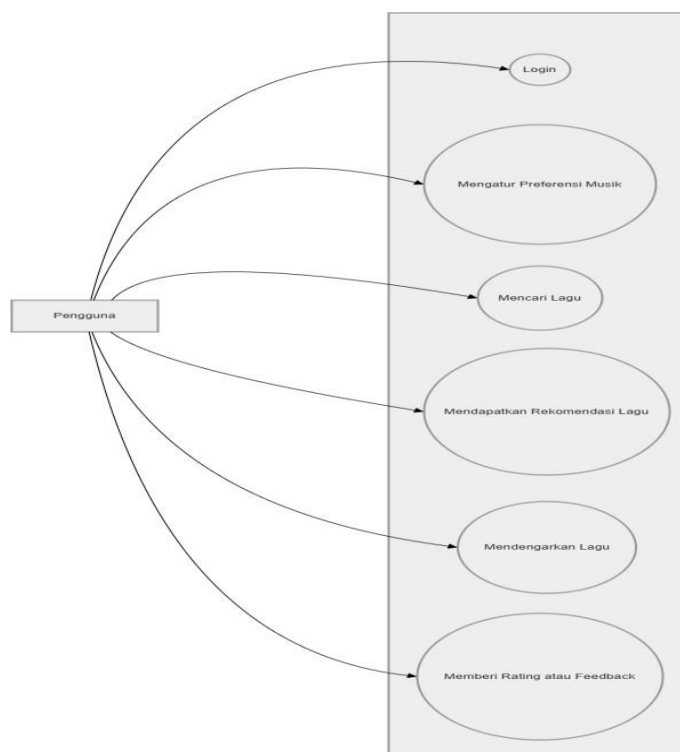
Precision digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan sistem rekomendasi dalam menghasilkan lagu yang relevan bagi pengguna. Metrik ini menunjukkan proporsi jumlah lagu relevan yang direkomendasikan dibandingkan dengan total lagu yang direkomendasikan oleh sistem. Semakin tinggi nilai precision, maka semakin baik kemampuan sistem dalam memberikan rekomendasi yang sesuai dengan preferensi pengguna.

Recall digunakan untuk mengukur kemampuan sistem rekomendasi dalam menemukan seluruh lagu yang relevan bagi pengguna. Metrik ini menunjukkan proporsi jumlah lagu relevan yang berhasil direkomendasikan dibandingkan dengan total lagu relevan yang dimiliki oleh pengguna. Nilai recall yang tinggi menunjukkan bahwa sistem mampu mencakup sebagian besar preferensi pengguna dalam hasil rekomendasi.

Root Mean Square Error (RMSE) digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi sistem rekomendasi. Metrik ini menghitung selisih antara nilai prediksi yang dihasilkan oleh sistem dengan nilai preferensi aktual pengguna. Nilai RMSE yang lebih kecil menunjukkan bahwa hasil prediksi sistem semakin mendekati nilai aktual, sehingga menandakan kinerja sistem yang lebih baik. Hasil perhitungan metrik Precision, Recall, dan RMSE dari masing- masing metode rekomendasi selanjutnya dianalisis dan dibandingkan pada Bab IV untuk menentukan metode yang menghasilkan kinerja terbaik dalam sistem rekomendasi lagu yang dibangun.

3.5.1 Use Case Diagram

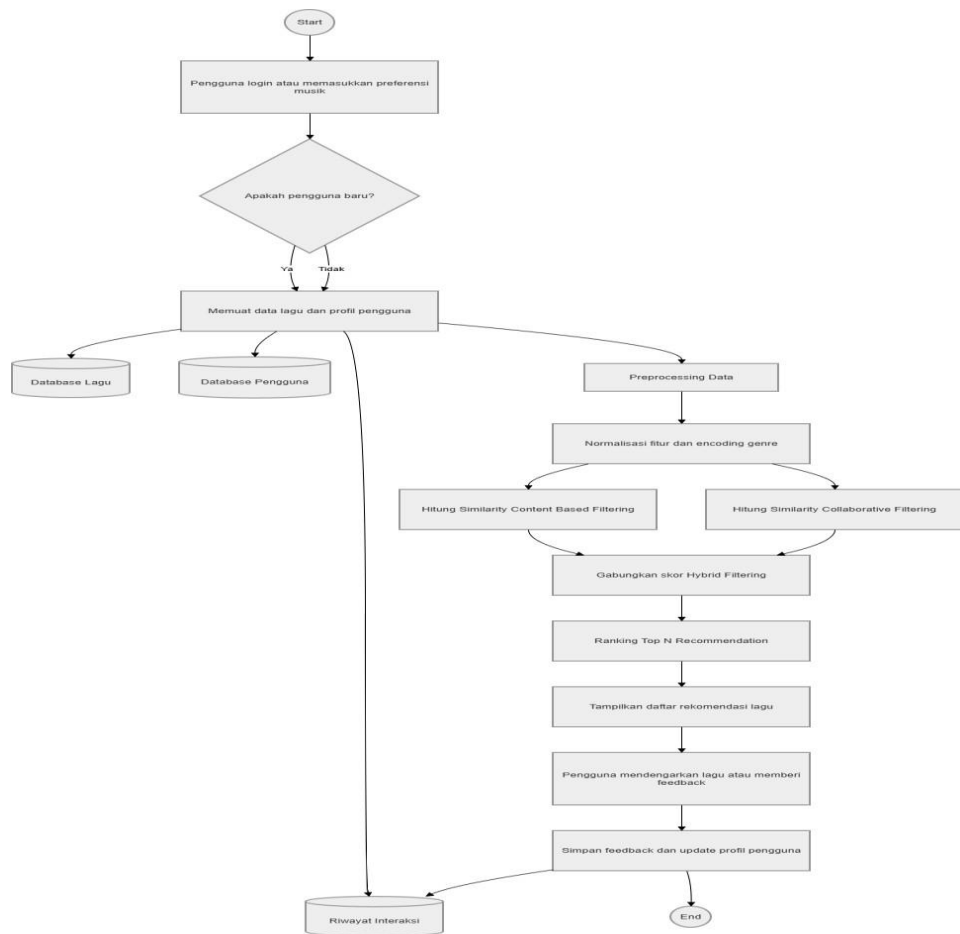
Use Case Diagram digunakan untuk menggambarkan interaksi antara aktor dengan fungsi-fungsi yang terdapat pada sistem rekomendasi lagu. Aktor utama dalam sistem ini adalah pengguna yang dapat melakukan beberapa aktivitas, antara lain: login, mengatur preferensi musik, mencari lagu, mendapatkan rekomendasi, mendengarkan lagu, dan memberikan feedback. Gambar berikut menunjukkan rancangan Use Case Diagram sistem rekomendasi lagu berbasis Hybrid Filtering:



Gambar 3.2 Use Case Diagram

3.5.2 Activity Diagram

Activity Diagram menggambarkan alur proses atau aktivitas yang terjadi dalam sistem, dimulai dari pengguna login atau memasukkan preferensi musik, sistem memuat data lagu dan profil pengguna,



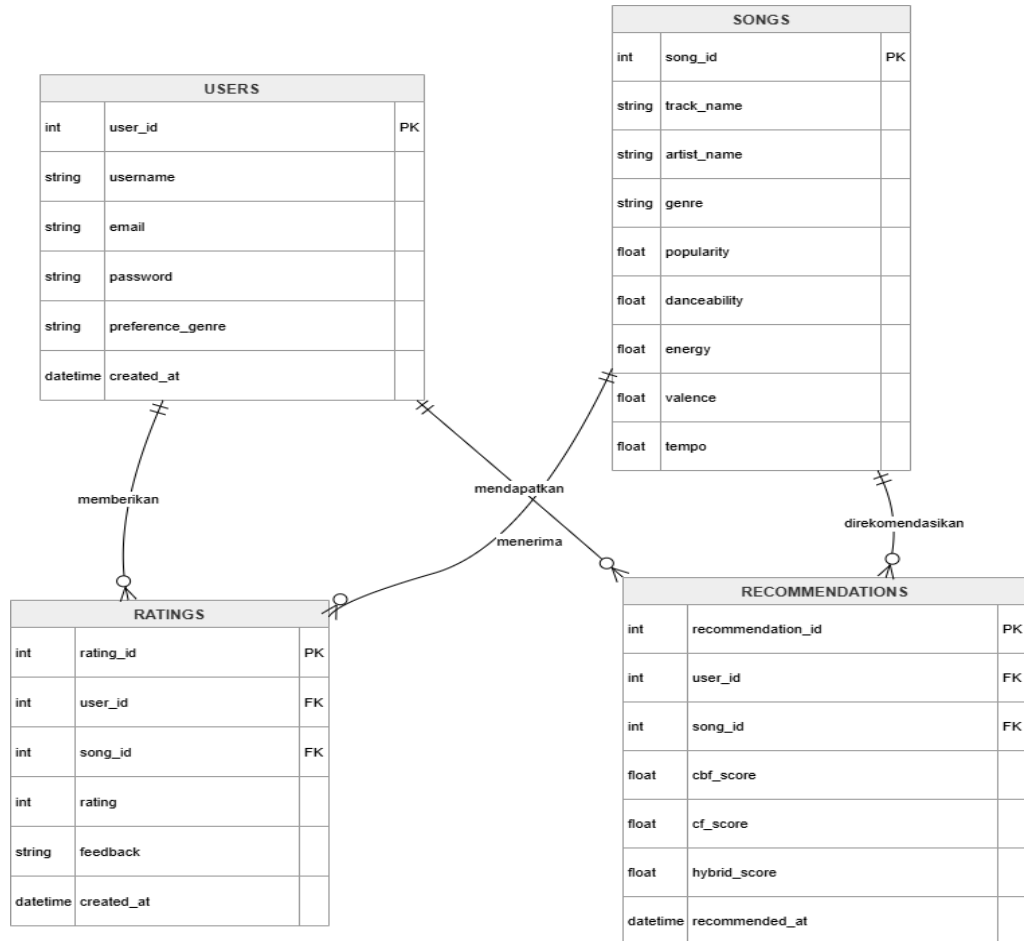
melakukan preprocessing data, menghitung skor rekomendasi menggunakan metode

Gambar 3.3 Activity Diagram

CBF dan CF, menggabungkan skor menggunakan Hybrid Filtering, hingga menampilkan rekomendasi lagu kepada pengguna.

3.5.3 Sequence Diagram

Sequence Diagram menunjukkan urutan interaksi antar komponen



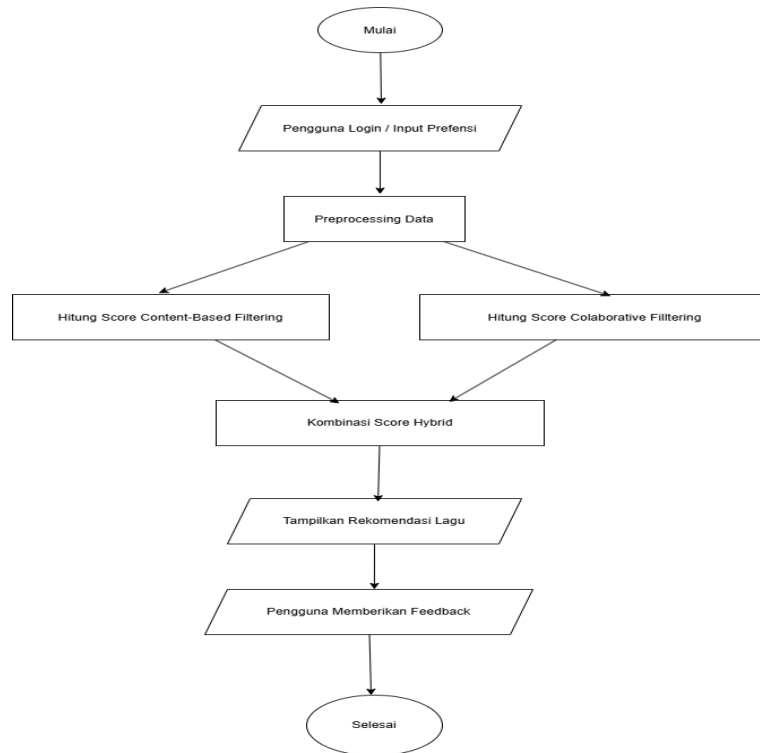
dalam sistem rekomendasi lagu. Diagram ini memperlihatkan aliran pesan dari pengguna ke sistem, sistem ke database, modul CBF, modul CF, Hybrid Engine, hingga kembali lagi ke pengguna dalam bentuk daftar rekomendasi lagu.

Gambar 3.4 *Sequence Diagram*

3.5.4 Flowchart Sistem

Flowchart digunakan untuk memvisualisasikan proses kerja sistem secara ringkas dan berurutan. Proses dimulai dari tahap pengguna masuk ke sistem, sistem memuat data lagu dan profil pengguna, melakukan

preprocessing data, menghitung skor rekomendasi dengan metode CBF dan CF, menggabungkan skor untuk menghasilkan rekomendasi terbaik, dan menampilkan daftar lagu yang sesuai dengan preferensi pengguna.



Gambar 3.5 Flowchart Sistem

3.5.5 Class Diagram

Class Diagram menggambarkan struktur kelas, atribut, metode, dan hubungan antar kelas pada sistem rekomendasi lagu. Beberapa kelas utama yang digunakan antara lain:

Song: menyimpan informasi lagu seperti id, title, artist, genre, dan atribut fitur lagu seperti tempo, energy, valence, dan danceability.

UserProfile: menyimpan data profil pengguna, daftar lagu yang disukai, dan preference vector yang merepresentasikan preferensi musik pengguna.

Recommendation: menyimpan hasil rekomendasi lagu, skor, dan metode yang digunakan.

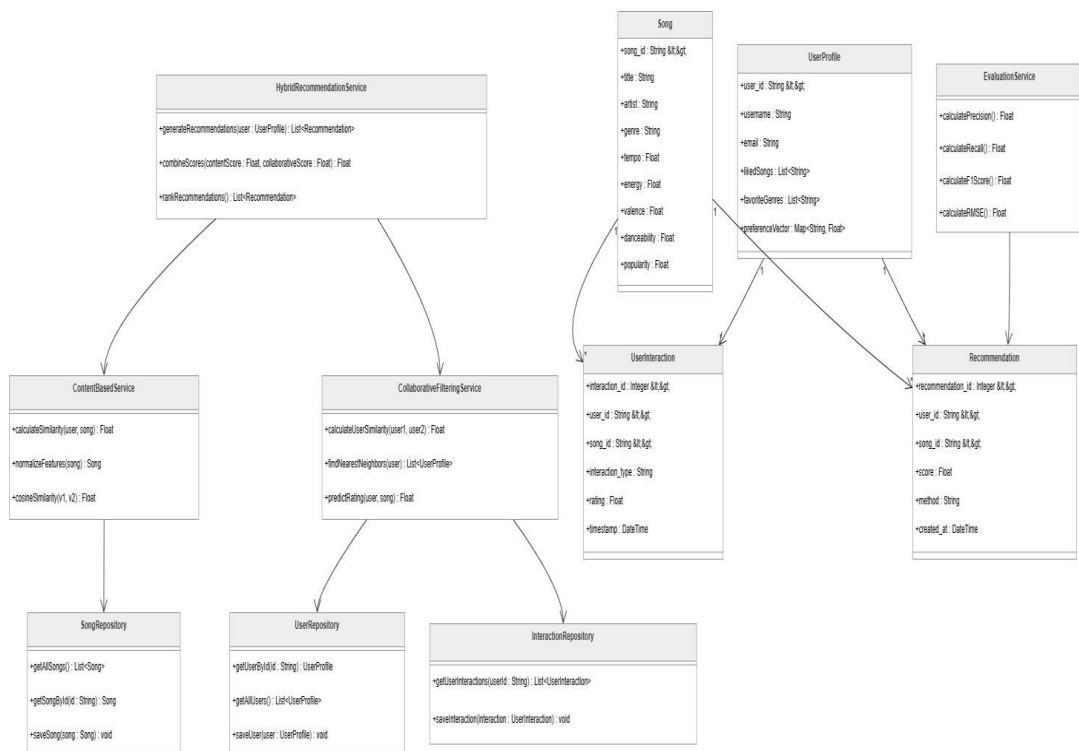
SongRepository: menyediakan akses ke data lagu, termasuk pengambilan data lagu berdasarkan ID atau seluruh daftar lagu.

UserRepository: menyediakan akses ke data profil pengguna serta penyimpanan profil pengguna yang telah diperbarui.

ContentBasedService: menghitung skor kesamaan antara preferensi pengguna dengan lagu berdasarkan fitur konten.

CollaborativeFilteringService: menghitung skor kesamaan antara pengguna dengan pengguna lain atau antar lagu.

HybridRecommendationService: menggabungkan skor dari CBF dan CF untuk menghasilkan rekomendasi akhir.



Gambar 3.6 Class Diagram

3.6 Perancangan dan Implementasi Sistem

Perancangan sistem rekomendasi musik yang dibangun untuk membantu pengguna dalam menemukan lagu yang sesuai dengan preferensi mereka. Sistem dirancang berbasis web dan terdiri dari beberapa modul utama, yaitu modul autentikasi pengguna, modul rekomendasi musik, modul favorit, serta modul evaluasi sistem. Perancangan sistem ini bertujuan untuk menggambarkan alur kerja aplikasi secara menyeluruh, mulai dari pengguna melakukan login hingga sistem menampilkan rekomendasi lagu dan menyimpan feedback pengguna.

Secara umum, alur kerja sistem dimulai ketika pengguna melakukan login atau memasukkan preferensi musik. Setelah itu, sistem akan memuat data lagu dan profil pengguna dari basis data. Data yang diperoleh kemudian diproses melalui tahap preprocessing, yang meliputi normalisasi dan encoding data agar dapat digunakan dalam proses perhitungan rekomendasi. Tahap preprocessing ini penting untuk memastikan data berada dalam format yang sesuai dan dapat diolah dengan baik oleh algoritma rekomendasi.

Pada tahap selanjutnya, sistem menghitung skor rekomendasi menggunakan dua pendekatan, yaitu Content-Based Filtering (CBF) dan Collaborative Filtering (CF). Metode Content-Based Filtering digunakan untuk menghitung kesesuaian lagu berdasarkan karakteristik lagu dan preferensi pengguna, sedangkan Collaborative Filtering digunakan untuk memanfaatkan pola kesamaan antar pengguna dalam memberikan penilaian terhadap lagu.

Hasil dari kedua metode ini kemudian dikombinasikan menggunakan pendekatan Hybrid Filtering dengan pembobotan tertentu untuk menghasilkan skor akhir rekomendasi yang lebih akurat. Setelah skor hybrid diperoleh, sistem akan mengurutkan lagu berdasarkan nilai rekomendasi tertinggi dan

menampilkannya kepada pengguna dalam bentuk daftar rekomendasi musik. Pengguna dapat memutar lagu, menandai lagu sebagai favorit, atau memberikan rating dan feedback terhadap lagu yang didengarkan. Feedback dari pengguna ini kemudian disimpan ke dalam basis data dan akan digunakan kembali untuk memperbarui perhitungan rekomendasi pada proses selanjutnya, sehingga sistem dapat terus meningkatkan kualitas rekomendasinya.

Selain itu, sistem juga menyediakan halaman evaluasi untuk menampilkan hasil pengukuran kinerja sistem rekomendasi. Evaluasi dilakukan menggunakan beberapa metrik, seperti precision, recall, dan RMSE, yang ditampilkan dalam bentuk tabel dan grafik. Dengan adanya evaluasi ini, pengembang dapat mengetahui sejauh mana tingkat akurasi dan kinerja sistem rekomendasi yang telah dibangun.

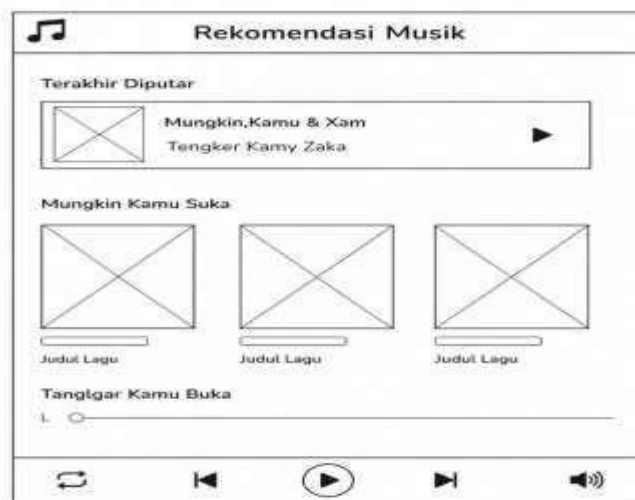
a. Desain Halaman Login

The image shows a wireframe for a login page. At the top, there is a header box containing the text "HALAMAN LOGIN". Below the header, there are three main sections. The first section is labeled "USERNAME" and contains a rectangular input field with the placeholder text "Masukkan Username". The second section is labeled "PASSWORD" and contains a rectangular input field with the placeholder text "Masukkan password". The third section is a rectangular button labeled "Masuk".

Gambar 3.7 Desain Login

Halaman login merupakan tampilan awal sistem yang digunakan pengguna untuk masuk ke aplikasi rekomendasi musik. Pada halaman ini terdapat dua field

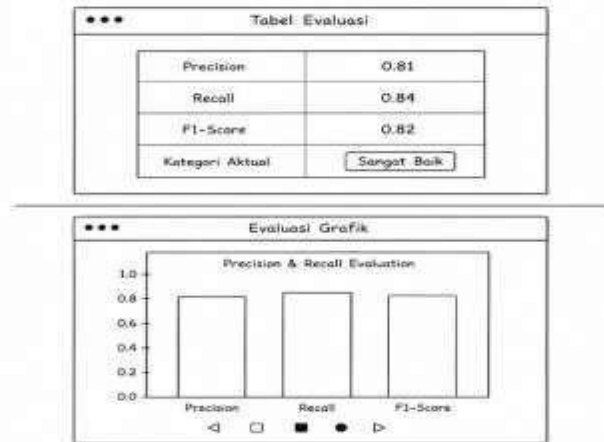
input yaitu username dan password yang berfungsi untuk proses autentikasi pengguna. Tombol Masuk digunakan untuk memverifikasi data login dan mengarahkan pengguna ke halaman utama sistem. Desain dibuat sederhana dan mudah dipahami agar pengguna dapat mengakses sistem dengan cepat dan nyaman.



b. Desain Tampilan Utama

Gambar 3.8 *Desain Tampilan Utama*

Halaman utama web merupakan tampilan utama sistem rekomendasi musik setelah pengguna berhasil login. Pada halaman ini ditampilkan lagu terakhir yang diputar, rekomendasi lagu pada bagian “Mungkin Kamu Suka”, serta kontrol pemutar musik seperti play, next, previous, dan volume. Sistem menampilkan rekomendasi berdasarkan preferensi pengguna menggunakan metode hybrid recommendation sehingga pengguna dapat menemukan lagu yang sesuai dengan minatnya dengan lebih mudah.



c. Desain Bagaian Evaluasi

Gambar 3.9 Desain Tampilan Evaluasi

Halaman evaluasi digunakan untuk menampilkan hasil pengukuran performa sistem rekomendasi musik. Pada bagian tabel evaluasi ditampilkan nilai Precision, Recall, dan F1-Score sebagai indikator akurasi sistem, serta kategori hasil akhir. Selain itu, grafik evaluasi digunakan untuk memvisualisasikan perbandingan nilai tersebut agar hasil analisis lebih mudah dipahami. Halaman ini membantu menunjukkan bahwa metode hybrid recommendation yang digunakan mampu memberikan rekomendasi yang baik dan relevan.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Gambaran Umum Pengujian Sistem

Bab ini membahas hasil dan pembahasan dari sistem rekomendasi lagu yang dibangun menggunakan kombinasi algoritma Collaborative Filtering dan Content- Based Filtering. Collaborative Filtering digunakan untuk menghasilkan rekomendasi berdasarkan pola kesamaan preferensi antar pengguna, sedangkan Content-Based Filtering digunakan untuk menganalisis kesesuaian antara preferensi pengguna dan karakteristik lagu berdasarkan fitur audio yang dimiliki. Penggabungan kedua metode ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas rekomendasi lagu dengan memanfaatkan kelebihan masing-masing algoritma serta mengurangi keterbatasan yang dimiliki, seperti keterbatasan variasi rekomendasi pada Content-Based Filtering dan permasalahan cold-start pada Collaborative Filtering. Hasil pengujian pada bab ini disajikan dalam bentuk perhitungan similarity, rekomendasi lagu, serta analisis kesesuaian hasil rekomendasi terhadap preferensi pengguna.

4.2 Hasil Implementasi Content-Based Filtering (CBF)

Sistem rekomendasi musik pada penelitian ini dibangun menggunakan metode Content-Based Filtering (CBF). Pengujian dilakukan untuk mengetahui tingkat kemiripan antara preferensi pengguna (user profile) dan karakteristik lagu berdasarkan fitur audio yang digunakan, yaitu, energy, valence, tempo. Metode cosine similarity digunakan untuk menghitung tingkat kemiripan antara vektor user profile dan setiap lagu dalam dataset. Hasil pengujian berupa nilai similarity yang digunakan sebagai dasar dalam menentukan rekomendasi lagu dengan tingkat kesesuaian tertinggi terhadap preferensi pengguna.

4.2.1 Representasi Data Lagu dalam Bentuk Vektor

Setiap lagu pada dataset direpresentasikan dalam bentuk vektor fitur numerik yang terdiri dari lima atribut audio, yaitu energy, valence, tempo. Representasi vektor ini bertujuan untuk memudahkan proses perhitungan tingkat kemiripan antara lagu dan preferensi pengguna.

Tabel 4.1 Lagu Pengguna

id	title	genre	energy	valence	tempo
1	Bukan Orangnya	Pop	0.20	0.70	60
2	Tampar	Pop	0.40	0.60	80
3	Menerima Luka	Pop	0.40	0.25	85
4	Not Cute Anymore	Pop	0.80	0.90	99
5	Magnetic	Pop	0.95	0.10	131

Secara matematis, vektor fitur lagu dinyatakan sebagai berikut:

$$I = (x_1, x_2, x_3)$$

dengan:

x_1 = nilai *energy*

x_2 = nilai *valance*

x_3 = nilai *tempo*

Seluruh nilai fitur telah dinormalisasi ke dalam rentang 0 hingga 1 agar setiap fitur memiliki skala yang sama dan tidak mendominasi proses perhitungan similarity.

4.2.2 Penentuan Lagu Preferensi Pengguna

Pada metode Content-Based Filtering, tahap awal yang dilakukan adalah menentukan lagu-lagu yang merepresentasikan preferensi pengguna. Dalam penelitian ini, preferensi pengguna disimulasikan dengan memilih beberapa lagu yang dianggap mencerminkan selera pengguna. Lagu-lagu tersebut selanjutnya digunakan untuk membentuk profil preferensi pengguna.

Tabel 4.2 Lagu Preferensi Pengguna (Hasil Normalisasi)

No	Judul Lagu	Energy	Valence	Tempo
1	Go	1.000000	0.588235	0.002112
2	Humble	0.733333	0.470588	0.833194
3	Mejikuhibiniu	0.866667	0.411764	0.002780
4	Now I Know	0.266667	0.470588	0.666389
5	Money	0.866667	0.529412	0.001946
6	Three Little Birds	0.400000	0.941176	0.822074
7	Indahnya Dunia	0.533333	0.823529	0.610787
8	Beraksi	1.000000	0.823529	0.833194
9	Go	1.000000	0.588235	0.002112
10	Jatuh Hati	0.400000	0.705882	0.001390
11	Teganya Kau	0.400000	0.235294	0.000556
12	Red-Red Wine	0.533333	0.705882	0.499583
13	Red-Red Wine	0.533333	0.705882	0.499583
14	Sembuh Kembali	0.266667	0.235294	0.000556
15	The Monster	0.666667	0.529412	0.000834
16	Zoom	0.533333	0.423529	0.000834
17	Believer	0.800000	0.588235	0.694190
18	Menerima Luka	0.266667	0.176471	0.471782
19	KANA-BOON	1.000000	0.823529	0.911037
20	MauiWowie	0.266667	0.823529	0.527384
21	Tampar	0.266667	0.588235	0.443981
22	Sembuh Kembali	0.266667	0.235294	0.000556

23	Peradaban	0.933333	0.235294	0.833194
24	Online	0.866667	0.705882	0.721991
25	Tampar	0.266667	0.588235	0.443981
26	Manusia Paling Bahagia	0.733333	1.000000	0.666389
27	Cinta Dan Rahasia	0.266667	0.470588	0.443981
28	Beraksi	1.000000	0.823529	0.833194
29	It's My Life	0.933333	0.705882	0.666389
30	Kasih Aba-Aba	0.666667	0.588235	0.555185
31	Menghujam Jantungku	0.866667	0.823529	0.666389
32	KANA-BOON	1.000000	0.823529	0.911037
33	Pernah DiCintai	0.400000	0.352941	0.000834
34	Mocking Bird	0.666667	0.235294	0.471782
35	Malapetaka	0.400000	0.352941	0.000834
36	Take Five	0.533333	0.705882	0.977759
37	Aku Udah Lupa	0.866667	0.764706	0.721991
38	Bintang5	0.400000	0.352941	0.001112
39	Cinta Dan Rahasia	0.266667	0.470588	0.443981
40	Bila Kau Tak Disampingku	0.800000	0.588235	0.001946
41	Now I Know	0.266667	0.470588	0.666389
42	Pulang	0.333333	0.470588	0.443981
43	Pulang	0.333333	0.470588	0.443981
44	Malu-Malu	0.800000	0.705882	0.694190
45	Pulang	0.333333	0.470588	0.443981
46	Plan	0.733333	0.294118	0.443981
47	Kucoba Lagi	0.200000	0.647059	0.499583
48	Manusia Paling Bahagia	0.733333	1.000000	0.666389
49	Menerima Luka	0.266667	0.176471	0.471782
50	Die On This Hill	0.266667	0.235294	0.000000
51	Plan	0.733333	0.294118	0.443981
52	Hot	0.666667	0.588235	0.710870
53	Beraksi	1.000000	0.823529	0.833194
54	Could You Beloved	0.933333	0.823529	0.582986
55	Bad	0.666667	0.588235	0.527384
56	Penyangkalan	0.800000	0.058824	0.777592
57	Not Cute Anymore	0.800000	0.941176	0.549625
58	Pernah DiCintai	0.400000	0.352941	0.000834
59	Cinta Dan Rahasia	0.266667	0.470588	0.443981
60	Tanda	0.266667	0.470588	0.599666
61	Mati Matian	0.333333	0.176471	0.165972
62	Merindu Lagi	0.800000	0.352941	0.002502
63	MauiWowie	0.266667	0.823529	0.527384
64	Tampar	0.266667	0.588235	0.443981
65	Tak Setara	0.400000	0.235294	0.001112
66	Bintang5	0.400000	0.352941	0.001112
67	Cinta Dan Rahasia	0.266667	0.470588	0.443981
68	One Love	0.533333	0.941176	0.443981

69	Fake Love	0.800000	0.235294	0.432861
70	Everything U Are	0.613333	0.917647	0.694190
71	Malu-Malu	0.800000	0.705882	0.694190
72	Dear God	0.533333	0.470588	0.777592
73	Dan	0.533333	0.352941	0.000000
74	Seberapa Pantas	0.733333	0.588235	0.002224
75	Rockstar	0.800000	0.705882	0.777592
76	With Out Me	0.666667	0.823529	0.699750
77	Zoom	0.533333	0.423529	0.000834
78	Not Cute Anymore	0.800000	0.941176	0.549625
79	Tampar	0.266667	0.588235	0.443981
80	Ash	0.933333	0.823529	0.666389
81	Semua Bisa Bilang	0.333333	0.705882	0.666389
82	Fearlss	0.773333	0.647059	0.000222
83	Not Cute Anymore	0.800000	0.941176	0.549625
84	Semua Bisa Bilang	0.333333	0.705882	0.666389
85	Mejikuhibiniu	0.866667	0.411764	0.002780
86	Aku Ingin	0.466667	0.764706	0.555185
87	Penyangkalan	0.800000	0.058824	0.777592
88	Merindu Lagi	0.800000	0.352941	0.002502
89	Fake Love	0.800000	0.235294	0.432861
90	Bang Bang Bang	1.000000	0.588235	0.749791
91	I'm A Loving Pauper	0.266667	0.588235	0.443981
92	Pulang	0.333333	0.470588	0.443981
93	The Monster	0.666667	0.529412	0.000834
94	Tanda	0.266667	0.470588	0.599666
95	So Asu	0.866667	0.764706	0.002502
96	Eee-A	1.000000	0.823529	0.777592
97	Now I Know	0.266667	0.470588	0.666389
98	Three Little Birds	0.400000	0.941176	0.822074
99	Dan	0.533333	0.352941	0.000000
100	Teganya Kau	0.400000	0.235294	0.000556

Tabel di atas menunjukkan lagu-lagu yang dipilih sebagai preferensi pengguna beserta nilai fitur audio yang telah dinormalisasi. Seluruh nilai berada pada rentang 0–1 sebagai hasil dari proses normalisasi menggunakan metode Min-Max Normalization. Normalisasi dilakukan agar setiap fitur memiliki skala yang sama dan tidak saling mendominasi dalam proses perhitungan selanjutnya.

4.2.3 Pembentukan Profil Preferensi Pengguna

Setelah lagu preferensi pengguna ditentukan, tahap selanjutnya adalah membentuk profil pengguna. Profil pengguna diperoleh dengan menghitung nilai rata-rata (mean) dari setiap fitur audio berdasarkan seluruh lagu preferensi pengguna.

Tabel 4.3 Profil Pengguna (Mean Value)

Feature	Nilai
Energy	0.587867
Valence	0.559412
Tempo	0.433634

Preferensi Value)

Nilai mean pada tabel di atas merepresentasikan kecenderungan karakteristik musik yang disukai pengguna. Nilai danceability dan tempo yang berada pada tingkat menengah menunjukkan bahwa pengguna

cenderung menyukai lagu dengan irama yang seimbang, sementara nilai energy dan valence yang relatif sedang menunjukkan preferensi terhadap lagu yang tidak terlalu agresif namun tetap memiliki nuansa emosional. Profil pengguna ini selanjutnya digunakan sebagai vektor acuan dalam proses perhitungan kemiripan dengan lagu lain dalam dataset.

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$$

Keterangan:

x_i = Nilai Fitur ke-i

n = Jumlah Lagu Preferensi Pengguna

Karena penelitian menggunakan 100 lagu preferensi pengguna, maka:

n=100

Perhitungan Manual Energy

$$\text{Energy} = \frac{1.000000+0.733333+0.866667+\dots+0.400000}{100}$$

Energy = 0.587867

Perhitungan Manual Valence

$$\text{Valence} = \frac{0.588235+0.470588+0.411764+\dots+0.235294}{100}$$

Valence=0.559412

Perhitungan Manual Tempo

$$\text{Tempo} = \frac{0.002112+0.8.33194+0.002780+\dots+0.000556}{100}$$

Tempo=0.433634

User profile
tersebut digunakan

untuk mencari tingkat kemiripan lagu menggunakan cosine similarity.

4.2.4 Perhitungan Similarity Menggunakan

Tahap berikutnya adalah menghitung tingkat kemiripan antara profil preferensi pengguna dan seluruh lagu dalam dataset. Metode yang digunakan adalah cosine similarity, karena mampu mengukur kesamaan arah antar vektor fitur tanpa dipengaruhi oleh perbedaan skala nilai.

Tabel 4.4 Hasil Perhitungan Similarity CBF

No	Judul Lagu	CBF Score
----	------------	-----------

1	Menghujam Jantungku	0.999842
---	---------------------	----------

<i>Feature</i>		<i>Nilai</i>
	<i>Energy</i>	0.933333
	<i>Valence</i>	0.823529
	<i>Tempo</i>	0.666388
2	Ash	0.999449
3	Bad	0.998467
4	Could You Beloved	0.998045
5	Pangeran Cinta	0.997325
6	Rumah Kita	0.997252
7	Hilang	0.997208
8	Kasih Aba-Aba	0.997197
9	Aku Udah Lupa	0.997187
10	Kopi Hitam	0.997014

Nilai CBF score menunjukkan tingkat kemiripan antara lagu dan profil preferensi pengguna. Lagu-lagu dengan nilai similarity mendekati angka 1 memiliki karakteristik audio yang sangat mirip dengan profil pengguna. Hal ini menunjukkan bahwa sistem berhasil menemukan lagu-lagu dengan pola fitur yang sesuai dengan selera pengguna.

Setelah profil pengguna diperoleh, langkah berikutnya adalah menghitung tingkat kemiripan antara profil pengguna dan lagu lain menggunakan cosine similarity.

Data Lagu ASH

User Profil

<i>Feature</i>	<i>Nilai</i>
----------------	--------------

<i>Energy</i>	0.587867
<i>Valence</i>	0.559412
<i>Tempo</i>	0.433634

Langkah 1 — Menghitung Dot Product

$$(0.587867 \times 0.933333) + (0.559412 \times 0.823529) + (0.433634 \times 0.666388)$$

$$= 0.548675 + 0.460691 + 0.288974$$

$$= 1.298340$$

Langkah 2 — Menghitung Panjang Vektor User

$$\|A\| = \sqrt{(0.587867)^2 + (0.559412)^2 + (0.433634)^2}$$

$$\sqrt{0.345587 + 0.312942 + 0.188038}$$

$$\sqrt{1.846567}$$

$$= 0.920091$$

Langkah 3 — Menghitung Panjang Vektor Lagu

$$\|B\| = \sqrt{(0.933333)^2 + (0.823529)^2 + (0.666388)^2}$$

$$\sqrt{0.871111 + 0.678201 + 0.444073}$$

$$\sqrt{1.993385}$$

$$= 1.411872$$

Langkah 4 — Menghitung Cosine Similarity

$$\text{Cosine Similarity} = \frac{1.298340}{1.299055}$$

$$0.920091 \times 1.411872$$

$$= 1.298340 \div 1.299055$$

$$= 0.999449$$

Hasil similarity lagu Ash adalah 0.999449.

Nilai cosine similarity yang mendekati 1 menunjukkan bahwa lagu Ash memiliki karakteristik audio yang sangat mirip dengan profil

preferensi pengguna. Oleh karena itu, lagu tersebut memperoleh peringkat tertinggi dalam hasil rekomendasi Content- Based Filtering.

4.2.5 Hasil Rekomendasi Lagu Menggunakan CBF

Berdasarkan hasil pengurutan nilai similarity, sistem menghasilkan daftar rekomendasi lagu yang memiliki karakteristik audio paling mendekati profil preferensi pengguna. Hasil ini menunjukkan bahwa metode Content-Based Filtering mampu memberikan rekomendasi yang relevan dengan mempertimbangkan kesesuaian fitur lagu terhadap preferensi pengguna tanpa bergantung pada preferensi pengguna lain.

4.3 Implementasi Collaborative Filtering

Metode Collaborative Filtering pada penelitian ini membahas hasil implementasi dan pengujian metode Collaborative Filtering berbasis pengguna (User-Based Collaborative Filtering) dalam memberikan rekomendasi lagu berdasarkan data interaksi pengguna Spotify. Pembahasan difokuskan pada tahapan perhitungan, analisis hasil, serta interpretasi rekomendasi yang dihasilkan sistem. Hasil pengujian, metode Content-Based Filtering berhasil memberikan rekomendasi lagu berdasarkan kemiripan karakteristik fitur lagu.

Lagu dengan nilai similarity tertinggi memiliki karakteristik yang paling mendekati preferensi pengguna berdasarkan fitur energy, valence, dan tempo. Penggunaan 100 data preferensi pengguna membuat user profile menjadi lebih stabil dan representatif sehingga hasil rekomendasi yang dihasilkan menjadi lebih valid dan akurat.

4.3.1 Deskripsi Data Interaksi

Data interaksi antara pengguna dan lagu yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data yang disimulasikan berdasarkan asumsi riwayat pemutaran lagu pada platform Spotify. Simulasi dilakukan karena dataset Spotify yang digunakan tidak menyediakan data interaksi pengguna secara langsung. Oleh karena itu, data interaksi dibentuk untuk merepresentasikan preferensi pengguna terhadap lagu tertentu guna mendukung penerapan metode Collaborative Filtering.

Tabel 4.5 Data Lagu CF

No	Judul Lagu	Genre	Energy	Valence	Tempo
1	Bukan Orangnya	Pop	0.20	0.70	60
2	Tampar	Pop	0.40	0.60	80
3	Menerima Luka	Pop	0.40	0.25	85
4	Not Cute Anymore	Pop	0.80	0.90	99
5	Magnetic	Pop	0.95	0.10	131
6	Ash	Pop	0.90	0.80	120
7	Beraksi	Rock	0.95	0.80	150
8	Believer	Rock	0.80	0.60	125
9	Fake Love	Hip-Hop	0.80	0.30	78
10	Pulang	Jazz	0.45	0.50	80

Tabel ini merupakan input utama dalam Collaborative Filtering karena seluruh proses perhitungan selanjutnya didasarkan pada pola interaksi yang terbentuk pada tabel ini.

4.3.2 User Item-Matrix

Pada tahap ini dilakukan perhitungan jumlah lagu yang disukai oleh masing-masing user virtual berdasarkan tabel interaksi user-item. Perhitungan ini bertujuan untuk mengetahui tingkat aktivitas setiap user serta menjadi dasar dalam proses normalisasi pada tahap selanjutnya dalam metode Collaborative Filtering.

Nilai Total Like diperoleh dengan menjumlahkan seluruh nilai interaksi bernilai 1 pada setiap baris user.

Tabel 4.6 Total Like per -ser

User	Bukan Orangnya	Tampar	Menerima Luka	Not Cute Anymore	Magnetic	Believer	Ash	Fake Love	Pulang	Beraksi
U1	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0
U2	0	1	0	1	1	1	0	0	1	0
U3	1	0	1	0	0	1	1	1	0	1
U4	0	0	1	1	0	1	1	0	1	0
U5	0	0	0	1	1	0	1	1	0	1

Berdasarkan Tabel 4.6, terlihat bahwa user U1 dan U3 memiliki tingkat interaksi tertinggi dengan masing-masing menyukai empat lagu, sedangkan user U2 memiliki tingkat interaksi terendah dengan dua lagu yang disukai. Informasi ini menunjukkan adanya perbedaan intensitas preferensi antar user virtual.

Nilai Total Like per User digunakan sebagai pembagi dalam proses normalisasi matriks user-item agar kontribusi setiap user bersifat proporsional. Dengan demikian, user yang memiliki jumlah interaksi lebih

banyak tidak akan mendominasi perhitungan similarity dan rekomendasi yang dihasilkan oleh sistem.

4.3.3 Item-User Matrix

User-item dilakukan, langkah selanjutnya adalah membentuk matriks item-user. Tahap ini dilakukan dengan mentransposisikan matriks user-item sehingga baris merepresentasikan lagu (item) dan kolom merepresentasikan user.

Pembentukan matriks item-user bertujuan untuk merepresentasikan setiap lagu sebagai sebuah vektor yang terdiri dari kontribusi seluruh user. Representasi ini diperlukan karena metode Collaborative Filtering yang digunakan pada penelitian ini adalah item-based collaborative filtering, di mana perhitungan kemiripan dilakukan antar lagu.

4.3.4 Similaritas Antara Lagu (Cosine Similarity)

Setelah matriks item-user terbentuk, tahap selanjutnya adalah tingkat kemiripan antar lagu. Pada penelitian ini, metode yang digunakan untuk mengukur kemiripan adalah Cosine Similarity. Metode ini mengukur kedekatan dua lagu berdasarkan sudut antara vektor preferensi user yang merepresentasikan lagu tersebut.

Cosine Similarity dipilih karena mampu mengukur kesamaan pola preferensi tanpa dipengaruhi oleh besar kecilnya nilai vektor, sehingga sesuai untuk data hasil normalisasi.

Tabel 4.8 Similaritas Antar user (Cosine Similarity)

User	U1	U2	U3	U4	U5
------	----	----	----	----	----

U1	1.000	0.400	0.548	0.200	0.400
U2	0.400	1.000	0.183	0.600	0.400
U3	0.548	0.183	1.000	0.548	0.548
U4	0.200	0.600	0.548	1.000	0.400
U5	0.400	0.400	0.548	0.400	1.000

Nilai similarity inilah yang selanjutnya digunakan dalam perhitungan skor Collaborative Filtering untuk menentukan urutan rekomendasi lagu.

4.3.5 Perhitungan CF score Dan Rankin Rekomendasi

Setelah nilai kemiripan antar lagu diperoleh menggunakan metode Cosine Similarity, tahap selanjutnya adalah menghitung Collaborative Filtering Score (CF Score). CF Score digunakan untuk menentukan tingkat relevansi setiap lagu terhadap preferensi user berdasarkan lagu acuan.

Dalam penelitian ini, lagu Comedy digunakan sebagai lagu referensi, sehingga nilai CF Score setiap lagu diambil dari nilai similarity antara lagu tersebut dengan lagu Comedy. Semakin tinggi nilai CF Score, maka semakin besar tingkat kemiripan lagu tersebut dengan preferensi user.

Tabel 4.9 CBF Score Tiap Lagu

Ranking	Lagu	CF Score
1	Believer	1.147723
2	Ash	1.147723
3	Not Cute Anymore	1.000000
4	Beraksi	0.947723

PERHITUNGAN MANUAL

Yang kita hitung manual cukup:

Similarity U1 dan U3

Karena:

similarity tertinggi, mudah dijelaskan,

Lagu	Nilai
Bukan Orangnya	1
Tampar	1
Menerima Luka	1
Not Cute Anymore	0
Magnetic	1
Believer	0
Ash	0
Fake Love	1
Pulang	0
Beraksi	0

Tabel 4.10 Vektor User 1

Tabel 4.11 Vektor User 3

Lagu	Nilai
Bukan Orangnya	1
Tampar	0
Menerima Luka	1
Not Cute Anymore	0
Magnetic	0
Believer	1
Ash	1
Fake Love	1
Pulang	0
Beraksi	1

Tabel 4.12 Hasil Rekomendasi CF

Lagu	U1	U3	Hasil
Bukan Orangnya	1	1	1
Tampar	1	0	0
Menerima Luka	1	1	1
Not Cute Anymore	0	0	0
Magnetic	1	0	0
Believer	0	1	0
Ash	0	1	0
Fake Love	1	1	1
Pulang	0	0	0
Beraksi	0	1	0

Jumlah hasil perkalian:

$$A \cdot B = 1 + 1 + 1 = 3$$

Panjang Vektor Panjang U1

$$\|U1\| = \sqrt{1^2 + 1^2 + 1^2 + 0^2 + 1^2 + 0^2 + 0^2 + 1^2 + 0^2 + 0^2} = \sqrt{5}$$

Panjang U3

$$\|U1\| = \sqrt{12 + 02 + 12 + 02 + 02 + 12 + 12 + 12 + 02 + 12} = 6$$

Hasil Similarity

$$3 / \sqrt{5} \times \sqrt{6}$$

$$= 0.547723$$

Berdasarkan hasil perhitungan manual diperoleh nilai similarity antara user U1 dan U3 sebesar 0.547723. Nilai tersebut menunjukkan bahwa kedua user memiliki tingkat kemiripan preferensi musik yang cukup tinggi sehingga lagu yang disukai oleh U3 dapat direkomendasikan kepada U1 menggunakan metode Collaborative Filtering.

4.4 Hybrid Recommendation (Content-Based Filtering dan Collaborative Filtering)

4.4.1 Konsep Metode Hybrid

Metode Hybrid merupakan pendekatan sistem rekomendasi yang mengombinasikan dua metode, yaitu Content-Based Filtering (CBF) dan Collaborative Filtering (CF). Tujuan dari penggabungan ini adalah untuk memanfaatkan keunggulan masing-masing metode sekaligus meminimalkan kelemahan yang dimiliki jika digunakan secara terpisah.

Content-Based Filtering mampu memberikan rekomendasi berdasarkan kemiripan karakteristik lagu dengan preferensi user, namun kurang mampu menangkap pola kolektif antar user. Sebaliknya,

Collaborative Filtering dapat menangkap pola preferensi bersama antar user, tetapi memiliki keterbatasan ketika data interaksi terbatas. Oleh

karena itu, metode Hybrid digunakan untuk menghasilkan rekomendasi yang lebih akurat dan stabil.

4.4.2 Mekanisme Penggabungan CBF dan CF

Pada penelitian ini, penggabungan CBF dan CF dilakukan dengan pendekatan weighted hybrid, yaitu dengan mengombinasikan skor dari masing-masing metode menggunakan bobot tertentu.

Rumus penggabungan yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$\text{Hybrid Score} = (\alpha \times \text{CBF Score}) + (\beta \times \text{CF Score})$$

Dengan ketentuan:

$$\alpha + \beta = 1$$

α dan β merupakan bobot kontribusi masing-masing metode. Dalam penelitian ini, bobot ditetapkan sebesar:

$$\alpha = 0,5 \text{ untuk Content- Based Filtering } \beta = 0,5 \text{ untuk Collaborative}$$

Filtering. Pemilihan bobot tersebut bertujuan untuk memberikan kontribusi yang lebih besar pada karakteristik konten lagu, sekaligus tetap mempertimbangkan pola preferensi user.

4.4.3 Perhitungan Hybrid score

Hybrid Score dihitung dengan menggabungkan nilai CBF Score dan CF Score dari setiap lagu menggunakan rumus weighted hybrid. Nilai ini merepresentasikan tingkat relevansi akhir sebuah lagu terhadap preferensi user. Sebagai contoh perhitungan manual, misalkan sebuah lagu memiliki nilai CBF Score sebesar 0,991015 dan CF Score sebesar 1.00, maka perhitungan Hybrid Score dilakukan sebagai berikut:

$$\text{CBF} = 0.991015$$

$$CF = 1.000000$$

$$\alpha = 0,5$$

$$\text{Hybrid} = (0,5 \times 0,991015) + (0,5 \times 1,000000)$$

$$= 0,4955075 + 0,5$$

$$= 0,9955075 \approx 0,995508$$

4.13 Tabel Hasil CBF

No	Judul Lagu	CBF Score
1	Ash	0.999449
2	Believer	0.998732
3	Pulang	0.997845
4	Beraksi	0.997201
5	Not Cute Anymore	0.996854

4.14 Tabel Hasil CF

Lagu	CF Score
Believer	1.147723
Ash	1.147723
Not Cute Anymore	1.000000
Beraksi	0.947723
Pulang	0.600000

RUMUS HYBRID

$$\text{Hybrid Score} = 0.5(\text{CBF}) + 0.5(\text{CF})$$

PERHITUNGAN MANUAL HYBRID

1. Lagu Ash

$$0.5(0.999449) + 0.5(1.147723)$$

$$\text{Hasil: } 1.073586$$

2. Lagu Believer
 $0.5(0.998732)+0.5(1.147723)$
 Hasil: 1.073227
3. Lagu Not Cute Anymore
 $0.5(0.996854)+0.5(1.000000)$
 Hasil: 0.998427
4. Lagu Beraksi
 $0.5(0.997201)+0.5(0.947723)$
 Hasil: 0.972462
5. Lagu Pulang
 $0.5(0.997845)+0.5(0.600000)$
 Hasil: 0.798923

Perhitungan ini dilakukan untuk seluruh lagu kandidat rekomendasi.

4.4.4 Hasil Rekomendasi Metode Hybrid

Hasil akhir dari sistem Hybrid berupa daftar lagu yang telah diurutkan berdasarkan nilai Hybrid Score tertinggi ke terendah. Lagu dengan nilai Hybrid Score paling tinggi dianggap sebagai rekomendasi paling relevan untuk user.

Tabel berikut menunjukkan hasil penggabungan nilai CBF Score dan CF Score menjadi Hybrid Score beserta peringkat rekomendasi yang dihasilkan.

Tabel 4.15 Hasil Perhitungan Hybrid Score dan Peringkat Rekomendasi

Ranking	Lagu	Hybrid Score
1	Ash	1.073586
2	Believer	1.073227

3	Not Cute Anymore	0.998427
4	Beraksi	0.972462
5	Pulang	0.798923

Berdasarkan hasil penggabungan metode Content-Based Filtering dan Collaborative Filtering menggunakan pendekatan weighted average, diperoleh rekomendasi lagu dengan nilai hybrid tertinggi yaitu lagu Ash sebesar 1.073586. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode hybrid mampu menghasilkan rekomendasi yang lebih optimal karena mempertimbangkan kesamaan fitur lagu dan preferensi pengguna lain secara bersamaan.

4.5 Evaluasi Sistem Rekomendasi (Hybrid)

4.5.1 Tujuan Evaluasi

Evaluasi dilakukan untuk mengetahui sejauh mana sistem rekomendasi berbasis Hybrid (Content- Based Filtering dan Collaborative Filtering) mampu memberikan rekomendasi lagu yang relevan sesuai dengan preferensi pengguna. Pengukuran kinerja sistem dilakukan menggunakan metrik Precision dan Recall, yang umum digunakan dalam penelitian sistem rekomendasi.

4.5.2 Metode Evaluasi

Pada tahap evaluasi, sistem menghasilkan sejumlah K rekomendasi teratas untuk setiap user. Daftar rekomendasi tersebut kemudian dibandingkan dengan data lagu yang dianggap relevan berdasarkan histori preferensi user. Evaluasi difokuskan pada kemampuan sistem dalam

memberikan rekomendasi yang tepat serta kemampuannya dalam menjangkau item relevan yang dimiliki user.

4.5.3 Precision

Precision_K digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan sistem dalam memberikan rekomendasi yang relevan pada K rekomendasi teratas.

Rumus Precision K:

$$\text{Precision@K} = \frac{\text{Jumlah item relevan pada K rekomendasi}}{K}$$

Contoh Perhitungan Manual:

Misalkan sistem menghasilkan tiga rekomendasi teratas (K = 5).. Dari kelima lagu tersebut, hanya satu lagu yang termasuk ke dalam daftar lagu relevan bagi user.

$$\text{Precision@3} = \frac{1}{3} = 0,3333$$

Nilai tersebut menunjukkan bahwa sekitar 33,33% dari rekomendasi yang diberikan pada posisi teratas bersifat relevan.

4.5.4 Recall

Recall digunakan untuk mengukur kemampuan sistem dalam menemukan seluruh item relevan yang dimiliki user.

Rumus Recall K:

$$\text{Recall@K} = \frac{\text{Jumlah item relevan yang berhasil direkomendasikan}}{\text{Total item relevan}}$$

Contoh Perhitungan Manual:

Apabila user memiliki total 10 lagu relevan dalam data, dan sistem berhasil merekomendasikan 1 lagu relevan pada K = 3, maka nilai Recall adalah:

$$\text{Recall@3} = \frac{1}{10} = 0.1$$

Nilai Recall yang relatif rendah menunjukkan bahwa tidak semua item relevan berhasil direkomendasikan pada posisi teratas.

4.5.5 Hasil Evaluasi Sistem Hybrid

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan, diperoleh nilai evaluasi sebagai berikut:

$$\text{Precision@3} = 0,3333$$

$$\text{Recall@3} = 0,1$$

Hasil ini menunjukkan bahwa sistem Hybrid mampu memberikan rekomendasi yang cukup tepat pada posisi teratas, meskipun jumlah item relevan yang berhasil dijangkau masih terbatas.

4.5.6 Hasil Analisa Evaluasi

Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan metrik Precision@K dan Recall@K, sistem rekomendasi Hybrid menunjukkan karakteristik kinerja yang cukup khas. Nilai Precision@3 sebesar 0,3333 mengindikasikan bahwa sistem mampu memberikan rekomendasi yang relatif tepat pada posisi teratas, di mana sebagian dari lagu yang direkomendasikan sesuai dengan preferensi pengguna. Hal ini menunjukkan bahwa penggabungan metode Content-Based Filtering dan Collaborative Filtering berhasil meningkatkan relevansi rekomendasi dibandingkan jika hanya mengandalkan satu metode saja.

Di sisi lain, nilai Recall@3 yang sebesar 0,1 menunjukkan bahwa sistem belum mampu menjangkau seluruh item relevan yang dimiliki oleh pengguna. Rendahnya nilai Recall ini dapat disebabkan oleh beberapa

faktor, antara lain keterbatasan jumlah interaksi user dalam data uji serta kecenderungan sistem untuk lebih memprioritaskan item dengan tingkat kemiripan tinggi. Akibatnya, meskipun rekomendasi yang dihasilkan cukup relevan, variasi item yang direkomendasikan masih terbatas.

Kondisi tersebut menunjukkan adanya trade-off antara Precision dan Recall. Sistem Hybrid dalam penelitian ini cenderung bersifat selektif, sehingga lebih fokus pada akurasi rekomendasi dibandingkan dengan cakupan item relevan. Strategi ini dinilai sesuai untuk skenario rekomendasi lagu, di mana pengguna umumnya lebih mengutamakan kualitas rekomendasi dibandingkan dengan jumlah rekomendasi yang sangat banyak.

Selain itu, dominasi beberapa lagu tertentu pada peringkat teratas juga mengindikasikan bahwa pengaruh Collaborative Filtering cukup kuat dalam proses penggabungan. Hal ini menunjukkan bahwa pola preferensi pengguna lain memberikan kontribusi signifikan terhadap hasil akhir rekomendasi. Namun demikian, peran Content- Based Filtering tetap penting dalam menjaga relevansi rekomendasi, terutama ketika data interaksi pengguna masih terbatas.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi menunjukkan bahwa pendekatan Hybrid mampu memberikan keseimbangan antara relevansi dan stabilitas rekomendasi. Meskipun nilai Recall masih relatif rendah, sistem telah berhasil menghasilkan rekomendasi yang sesuai dengan preferensi pengguna. Peningkatan kinerja sistem di masa mendatang dapat dilakukan dengan menyesuaikan nilai parameter α , menambah data interaksi

pengguna, serta menerapkan mekanisme diversifikasi rekomendasi untuk meningkatkan cakupan item relevan.

4.6 Evaluasi Tampilan dan Antarmuka Sitem Web

4.6.1 Tujuan Evaluasi Tampilan

Evaluasi tampilan dilakukan untuk menilai kualitas antarmuka dan kemudahan penggunaan dari sistem web rekomendasi musik yang telah dibangun. Evaluasi ini berfokus pada elemen visual, navigasi, serta fungsi komponen antarmuka seperti tombol, sidebar, form, dan halaman utama, bukan pada evaluasi algoritma rekomendasi.

4.6.2 Evaluasi Halaman Login dan Register

Halaman login merupakan halaman awal yang digunakan sebagai pintu masuk pengguna ke dalam sistem Hybrid Music Recommender. Pada halaman ini, sistem membedakan dua jenis pengguna, yaitu pengguna baru dan pengguna lama. Pengguna baru diwajibkan untuk melakukan proses registrasi terlebih dahulu agar data akun dapat tersimpan ke dalam sistem, sedangkan pengguna lama yang telah terdaftar



sebelumnya dapat langsung

Gambar 4.1 Halaman Login/Register

melakukan proses login menggunakan akun yang dimiliki. Mekanisme ini bertujuan untuk memastikan bahwa setiap pengguna memiliki identitas unik sehingga sistem dapat memberikan rekomendasi musik yang sesuai dengan preferensi masing-masing pengguna.

Berdasarkan Gambar di Atas, halaman login menampilkan dua buah kolom input utama, yaitu username dan password, yang digunakan sebagai data autentikasi pengguna. Selain itu, sistem juga menyediakan fitur show/hide password untuk meningkatkan kenyamanan pengguna dalam memasukkan kata sandi. Pada halaman ini terdapat dua tombol utama, yaitu tombol Login dan Register.

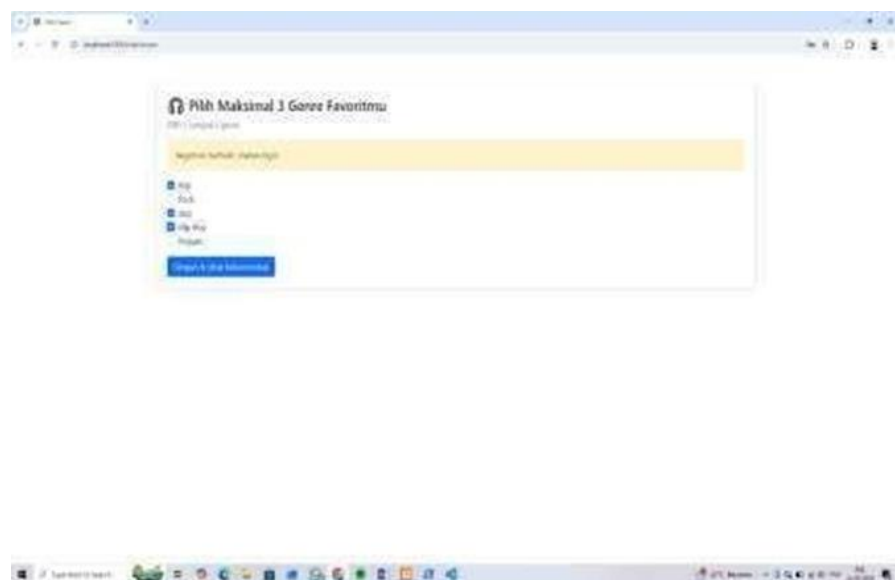
Tombol Login digunakan oleh pengguna yang telah memiliki akun, sedangkan tombol Register digunakan oleh pengguna baru untuk melakukan pendaftaran akun ke dalam sistem. Pada proses registrasi, pengguna baru diwajibkan mengisi data akun berupa username dan password. Data yang dimasukkan akan disimpan ke dalam basis data sistem dan digunakan sebagai identitas pengguna. Setelah proses registrasi berhasil, pengguna tidak perlu melakukan pendaftaran ulang dan dapat langsung masuk ke sistem dengan menggunakan akun yang telah dibuat. Sementara itu, bagi pengguna lama yang sudah terdaftar, proses login dapat dilakukan secara langsung dengan memasukkan username dan password yang sesuai. Apabila data yang dimasukkan valid, sistem akan mengarahkan pengguna ke halaman utama rekomendasi musik. Dengan

adanya mekanisme login dan registrasi ini, sistem mampu mengelola akses pengguna secara aman serta mendukung personalisasi rekomendasi lagu.

4.6.3 Halaman Pemilihan Lagu Favorit (User Baru)

Setelah pengguna berhasil melakukan proses login, sistem akan mengarahkan pengguna ke halaman awal rekomendasi. Pada tahap ini, khusus untuk pengguna baru yang belum memiliki riwayat interaksi, sistem menerapkan mekanisme cold-start dengan meminta pengguna memilih beberapa Genre lagu yang disukai. Pemilihan genre favorit ini bertujuan

untuk mengumpulkan preferensi awal pengguna yang akan digunakan sebagai dasar dalam proses pembentukan profil pengguna. Dengan adanya tahap ini, sistem dapat menghasilkan rekomendasi musik yang lebih relevan meskipun pengguna belum memiliki data histori pemutaran lagu sebelumnya.

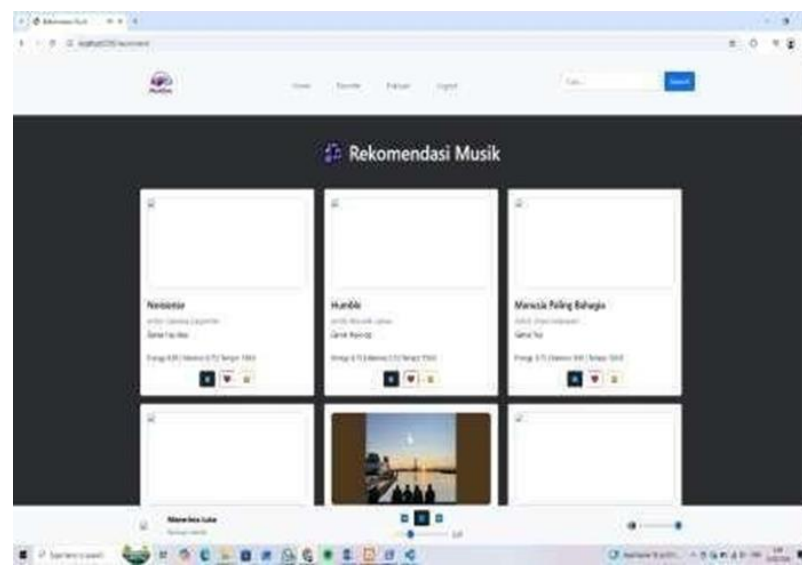


Gambar 4.2 Bagian awal user baru

Lagu-lagu yang dipilih oleh pengguna akan disimpan ke dalam basis data dan digunakan sebagai input utama pada proses sistem rekomendasi musik. Data preferensi awal tersebut kemudian diolah menggunakan pendekatan *Hybrid Recommendation*, yaitu kombinasi antara *Content-Based Filtering* dan *Collaborative Filtering*. Melalui pendekatan ini, sistem tidak hanya mempertimbangkan karakteristik lagu yang dipilih pengguna, tetapi juga kesamaan preferensi dengan pengguna lain yang memiliki pola mendengarkan musik serupa. Dengan demikian, sistem mampu memberikan rekomendasi lagu yang lebih personal dan sesuai dengan selera pengguna baru.

4.6.4 Menu Utama Home

Menu utama Home – Rekomendasi merupakan halaman inti pada sistem Hybrid Music Recommender yang berfungsi untuk menampilkan hasil rekomendasi lagu kepada pengguna. Pada halaman ini, sistem menyajikan daftar lagu yang direkomendasikan berdasarkan preferensi pengguna yang telah diperoleh dari proses sebelumnya, baik melalui pemilihan lagu favorit maupun riwayat interaksi pengguna. Halaman ini dirancang sebagai pusat interaksi utama antara pengguna dan sistem



rekomendasi musik.

Gambar 4.3 Menu Utama Home

Pada gambar ini ditampilkan halaman utama sistem rekomendasi musik yang berisi daftar lagu hasil proses rekomendasi hybrid. Setiap lagu ditampilkan dalam bentuk kartu yang memuat informasi judul lagu, nama artis, genre, serta karakteristik audio seperti energy, valence, dan tempo. Selain itu, tersedia tombol interaksi berupa play untuk memutar lagu, favorite untuk menyimpan lagu ke daftar favorit, serta feedback sebagai sinyal preferensi pengguna. Bagian ini berfungsi sebagai titik awal eksplorasi musik bagi pengguna.

Struktur lengkap menu utama yang terdiri dari navigasi sistem, fitur pencarian, serta kumpulan kartu lagu rekomendasi. Navigasi memungkinkan pengguna berpindah ke halaman home, favorite, evaluasi, dan logout. Pada bagian konten utama, sistem menampilkan rekomendasi lagu yang dihasilkan berdasarkan pendekatan hybrid sehingga pengguna dapat langsung menemukan lagu yang relevan dengan preferensinya.

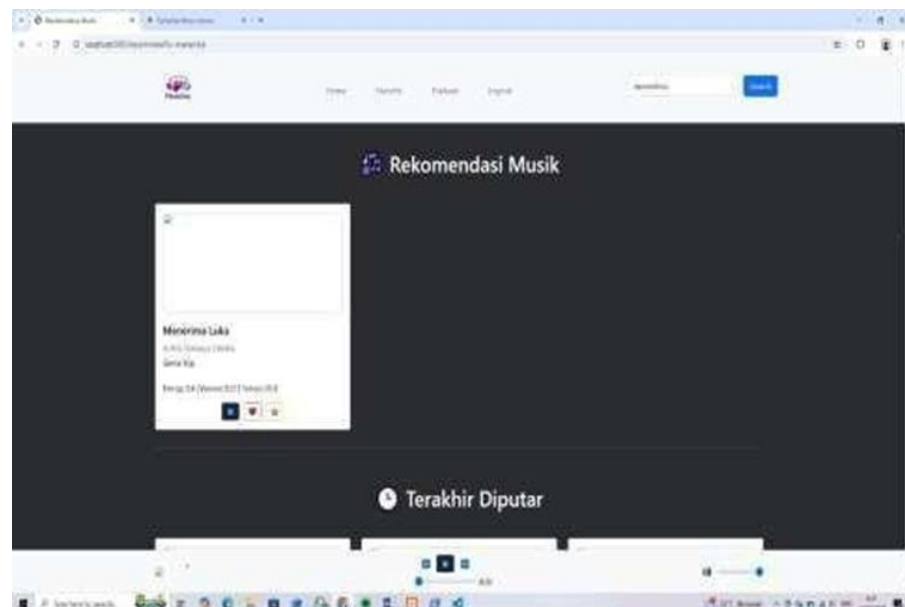
Dibagian bawah, terakhir diputar yang berfungsi menampilkan riwayat lagu yang baru saja didengarkan oleh pengguna. Informasi ini membantu pengguna mengingat kembali aktivitas mendengarnya serta memberikan konteks preferensi terbaru kepada sistem. Riwayat tersebut juga berperan sebagai data interaksi implisit yang dapat dimanfaatkan dalam proses pembentukan profil pengguna.

Bagian bawahnya lagi mungkin kamu suka menampilkan daftar lagu rekomendasi personal bagi pengguna. Lagu-lagu pada bagian ini

merupakan hasil penggabungan pendekatan collaborative filtering dan content-based filtering. Sehingga mampu merekomendasikan lagu yang belum pernah didengarkan namun memiliki kemiripan dengan preferensi pengguna. Bagian ini menjadi komponen utama dalam mendukung personalisasi pengalaman mendengarkan musik.

4.6.5 Menu Cari Lagu (Search)

Menu Cari Lagu (Search) merupakan halaman yang berfungsi sebagai sarana bagi pengguna untuk mencari dan memilih lagu sesuai dengan preferensi awal yang diinginkan. Halaman ini berperan penting dalam proses pengumpulan preferensi pengguna, khususnya pada tahap awal penggunaan sistem Hybrid Music Recommender. Melalui fitur pencarian ini, pengguna dapat secara aktif menentukan lagu-lagu yang disukai sebagai dasar pembentukan profil preferensi musik.



Gambar 4.4 Cari Lagu (Search)

Pada halaman Cari Lagu, pengguna dapat memasukkan kata kunci judul lagu melalui kolom pencarian yang tersedia. Sistem kemudian akan menampilkan daftar lagu yang relevan berdasarkan kecocokan kata kunci tersebut. Pengguna dapat memilih satu atau lebih lagu dengan mencentang kotak pilihan yang tersedia pada setiap item lagu. Lagu-lagu yang dipilih ini akan disimpan sebagai data preferensi awal pengguna dan digunakan sebagai input utama pada proses rekomendasi berbasis Content-Based Filtering. Data tersebut selanjutnya dikombinasikan dengan pendekatan Collaborative Filtering dalam sistem Hybrid untuk menghasilkan rekomendasi lagu yang lebih personal dan relevan pada halaman Home Rekomendasi.

4.6.6 Menu Evaluasi Hybrid Recommendation Sistem

Menu Evaluasi Hybrid Recommendation System merupakan halaman yang digunakan untuk menampilkan hasil evaluasi kinerja sistem rekomendasi musik yang telah dibangun. Halaman ini berfungsi untuk mengukur tingkat efektivitas dan kualitas rekomendasi yang dihasilkan oleh sistem Hybrid Music Recommender berdasarkan interaksi dan umpan balik pengguna. Evaluasi ini menjadi bagian penting dalam memastikan



bahwa

Gambar 4.5 Tabel Evaluasi

sistem mampu memberikan rekomendasi yang relevan dan sesuai dengan preferensi pengguna.

Pada halaman evaluasi, sistem menampilkan tabel hasil pengukuran kinerja rekomendasi menggunakan metrik Precision, Recall, dan RMSE berdasarkan jumlah feedback yang diberikan oleh pengguna. Ditampilkan halaman evaluasi sistem rekomendasi musik yang berfungsi untuk mengukur performa metode hybrid yang digunakan. Bagian tabel evaluasi menampilkan nilai precision sebesar 0,1 yang menunjukkan tingkat ketepatan sistem dalam merekomendasikan lagu relevan, serta recall sebesar 0,143 yang menggambarkan kemampuan sistem dalam menemukan seluruh lagu relevan bagi pengguna. Selain itu, nilai RMSE sebesar 1,924 menunjukkan tingkat kesalahan prediksi rating antara sistem dan preferensi aktual pengguna. Berdasarkan kombinasi nilai tersebut, sistem dikategorikan memiliki tingkat akurasi cukup akurat. Selanjutnya, grafik evaluasi disajikan untuk memvisualisasikan perbandingan nilai precision dan recall sehingga memudahkan interpretasi performa sistem secara keseluruhan.

4.6.7 Logout

Menu Logout merupakan fitur yang disediakan untuk mengakhiri sesi penggunaan sistem oleh pengguna yang telah melakukan login. Fitur ini berperan penting dalam menjaga keamanan dan privasi data pengguna

dengan memastikan bahwa akses ke sistem hanya dapat dilakukan oleh pengguna yang telah terautentikasi.

Ketika pengguna memilih menu Logout, sistem akan mengakhiri sesi aktif pengguna dengan menghapus data sesi yang tersimpan. Setelah proses logout berhasil, pengguna akan diarahkan kembali ke halaman awal atau halaman login sistem. Dengan adanya fitur ini, sistem memastikan bahwa setiap sesi penggunaan bersifat aman dan tidak dapat diakses kembali tanpa proses login ulang, sehingga mendukung aspek keamanan serta pengelolaan akses pengguna dalam sistem Hybrid Music Recommender.

4.6.8 Kesimpulan Evaluasi Tampilan

Berdasarkan hasil implementasi dan pengujian tampilan sistem, web Hybrid Music Recommender telah berhasil menyajikan antarmuka yang mendukung seluruh kebutuhan fungsional sistem rekomendasi musik. Setiap halaman dirancang dengan tata letak yang konsisten dan navigasi yang jelas, sehingga memudahkan pengguna dalam memahami alur penggunaan sistem sejak proses login hingga evaluasi rekomendasi.

Menu Home Rekomendasi berfungsi sebagai pusat interaksi utama pengguna dengan sistem, di mana hasil rekomendasi lagu ditampilkan secara terstruktur dan mudah dipahami. Informasi lagu serta fitur umpan balik berupa tombol like dan dislike disajikan secara intuitif, sehingga pengguna dapat dengan cepat memberikan respons terhadap rekomendasi yang diberikan. Fitur ini mendukung keterlibatan pengguna secara aktif tanpa menimbulkan kebingungan dalam penggunaan antarmuka.

Menu Cari Lagu (Search) memungkinkan pengguna untuk mencari dan memilih lagu favorit sebagai dasar pembentukan preferensi awal. Tampilan daftar lagu dengan kotak pilihan memudahkan pengguna dalam menentukan lebih dari satu lagu sesuai keinginan. Dari sisi tampilan dan alur sistem, halaman ini telah berhasil mengakomodasi proses input preferensi pengguna secara sederhana dan efisien.

Menu Evaluasi menyajikan informasi performa sistem rekomendasi dalam bentuk tabel dan grafik yang informatif. Penyajian data evaluasi menggunakan visualisasi grafik Precision dan Recall membantu pengguna maupun pengembang sistem dalam memahami kinerja sistem secara keseluruhan. Tampilan grafik yang jelas dan terstruktur memudahkan proses analisis tanpa memerlukan pemahaman teknis yang mendalam.

Selain itu, menu Logout telah berfungsi dengan baik sebagai mekanisme pengakhiran sesi pengguna. Keberadaan fitur ini mendukung aspek keamanan sistem dengan memastikan bahwa akses pengguna terhadap data dan fitur sistem hanya dapat dilakukan selama sesi login aktif.

Secara keseluruhan, tampilan sistem web Hybrid Music Recommender telah memenuhi aspek usability, konsistensi antarmuka, dan kelengkapan fitur sesuai dengan kebutuhan sistem rekomendasi musik. Antarmuka yang sederhana namun fungsional menjadikan sistem mudah digunakan oleh

pengguna, sekaligus mendukung proses pengujian dan evaluasi sistem secara menyeluruh.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, dan pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa sistem Hybrid Music Recommender berbasis web telah berhasil dibangun sesuai dengan tujuan penelitian. Sistem ini menggabungkan metode Content-Based Filtering dan Collaborative Filtering untuk menghasilkan rekomendasi lagu yang disesuaikan dengan preferensi pengguna.

Sistem mampu memanfaatkan data preferensi awal pengguna yang diperoleh melalui pemilihan lagu favorit serta data interaksi berupa umpan balik pengguna. Kombinasi kedua pendekatan rekomendasi tersebut memungkinkan sistem menghasilkan rekomendasi yang lebih relevan dibandingkan dengan penggunaan satu metode rekomendasi saja.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sistem dapat menyesuaikan rekomendasi seiring dengan bertambahnya interaksi pengguna. Nilai performa sistem yang diukur menggunakan metrik evaluasi menunjukkan bahwa sistem memiliki kemampuan adaptif dalam merekomendasikan lagu sesuai dengan minat pengguna. Dengan demikian, sistem yang dibangun telah memenuhi fungsi utama sebagai sistem rekomendasi musik yang personal dan dinamis.

Sebagai sarana implementasi, sistem rekomendasi ini diwujudkan dalam bentuk aplikasi web yang dilengkapi dengan antarmuka untuk mendukung interaksi pengguna. Tampilan web dirancang secara sederhana dan fungsional guna memudahkan pengguna dalam melakukan pencarian lagu, menerima rekomendasi, serta memberikan umpan balik terhadap sistem.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan evaluasi sistem yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dijadikan sebagai bahan pengembangan lebih lanjut, antara lain:

1. Sistem dapat dikembangkan dengan menambahkan jumlah dan variasi data pengguna serta data lagu, sehingga performa rekomendasi dapat meningkat dan hasil rekomendasi menjadi lebih stabil.
2. Metode Hybrid Recommendation dapat dikembangkan lebih lanjut dengan mengatur bobot penggabungan antara Content-Based Filtering dan Collaborative Filtering secara dinamis.
3. Sistem dapat diuji menggunakan metrik evaluasi tambahan atau skenario pengujian yang lebih luas untuk memperoleh gambaran performa yang lebih komprehensif.

4. Fitur umpan balik pengguna dapat dikembangkan dengan bentuk yang lebih beragam agar sistem memperoleh informasi preferensi yang lebih detail.
5. Dari sisi implementasi, tampilan antarmuka web dapat terus disempurnakan agar lebih responsif dan nyaman digunakan pada berbagai perangkat.

DAFTAR PUSTAKA

- Sabiri, B., Khtira, A., El Asri, B., & Rhanoui, M. (2025). Hybrid recommender systems: A systematic review. *Journal of Imaging*, 11(1), 12. <https://www.mdpi.com/2313-433X/11/1/12>
- Sami, A., El Adrousy, W., Sarhan, S., & Elmougy, S. (2024). A deep learning-based hybrid recommendation model. *Scientific Reports*. <https://www.nature.com/articles/s41598-024-79011-z>
- Rajpoot, C. S., Tiwari, V., & Vishwakarma, S. (2026). Enhanced hybrid recommender system using machine learning. *Discover Computing*. <https://link.springer.com/article/10.1007/s44163-026-00999-6>

- Wayesa, F., Leranso, M., & Asefa, G. (2023). Pattern-based hybrid recommendation system. *Scientific Reports*.
<https://www.nature.com/articles/s41598-023-30987-0>
- Chaudhari, A., Sharma, P., & Singh, R. (2024). A hybrid recommendation system: A review. *IEEE Access*.
<https://www.researchgate.net/publication/384921318>
- Lim, Y. F., Haw, S. C., Ng, K. W., & Anaam, E. (2023). Hybrid-based recommender system: A review of approaches and applications. *Journal of Engineering Technology and Applied Physics*.
<https://journals.mmupress.com/index.php/jetap/article/view/523>
- Saranya, K. G., Sharma, A., & Harish, J. (2023). A critical review on hybrid recommender systems. *Journal of Soft Computing Paradigm*.
<https://irojournals.com/jscp/article/view/1549>
- Lawal, G. (2023). A hybrid recommendation system powered by artificial intelligence. <https://www.researchgate.net/publication/399585699>
- Sujithra, M., & Rajarajeshwari, K. (2023). Hybrid recommender system for e-learnin
platforms. <https://www.researchgate.net/publication/369117969>
- Zhang, Q., Lu, J., & Jin, Y. (2021). Artificial intelligence in recommender systems. *Complex & Intelligent Systems*, 7, 439–457.
<https://link.springer.com/article/10.1007/s40747-020-00212-w>

- Siregar, M., & Sihombing, D. (2024). Sistem rekomendasi musik menggunakan collaborative filtering berbasis playlist. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 11(1), 45–53.
<https://www.researchgate.net/publication/398372541>
- Pratama, R., & Nugroho, A. (2023). Pengembangan sistem rekomendasi menggunakan metode hybrid pada aplikasi digital. *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, 8(2), 120–128.
<https://researchhub.id/index.php/jitek/article/view/8039>
- Saputra, A., & Hidayat, R. (2023). Implementasi content-based filtering menggunakan cosine similarity pada sistem rekomendasi musik. *Jurnal Teknik Informatika dan Teknologi Informasi*, 9(1), 34–42.
<https://journal.eng.unila.ac.id/index.php/jitet/article/view/5949>
- Putri, N., & Wibowo, A. (2022). Sistem rekomendasi musik menggunakan metode hybrid collaborative dan content-based filtering. *Jurnal Teknologi Informasi*, 7(2), 88–96.
<https://journal.eng.unila.ac.id/index.php/jitet/article/view/3732>
- Aditya, F., & Kurniawan, D. (2025). Sistem rekomendasi musik personal berbasis machine learning. *Jurnal Nasional Teknologi Informasi dan Aplikasinya*, 13(1), 15–25.
<https://ojs.unud.ac.id/index.php/jnatia/article/view/116049>
- Wijaya, D., & Santoso, B. (2023). Penerapan collaborative filtering pada sistem rekomendasi berbasis pengguna. *Jurnal Ilmu Komputer*, 10(2), 66–

74.<https://mail.journal.untar.ac.id/index.php/jiksi/article/view/2599>

9

Rahman, F., & Hidayat, T. (2023). Implementasi collaborative filtering pada sistem rekomendasi produk. *Jurnal Sistem Informasi*, 9(1), 22–30.

<https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jis/article/view/10706>

Lestari, S., & Putra, A. (2024). Sistem rekomendasi musik berbasis content-based filtering dengan analisis lirik lagu.

<https://www.researchgate.net/publication/396564895>

Kusuma, H., & Prasetyo, B. (2024). Sistem rekomendasi film Indonesia menggunakan collaborative filtering.

<https://www.researchgate.net/publication/394140417>

Lampiran

Penetapan dosen pembimbing



MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UMSU Terakreditasi A Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 89/SK/DBAN-PT/Akred/PT/III/2019
Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003
Website: www.umsumedan.ac.id Email: info@umsumedan.ac.id Instagram: [umsumedan](https://www.instagram.com/umsumedan) Facebook: [umsumedan](https://www.facebook.com/umsumedan) Twitter: [umsumedan](https://twitter.com/umsumedan) YouTube: [umsumedan](https://www.youtube.com/umsumedan)

PENETAPAN DOSEN PEMBIMBING
PROPOSAL/SKRIPSI MAHASISWA
NOMOR : 375/IL3-AU/UMSU-09/F/2025

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, berdasarkan Persetujuan permohonan judul penelitian Proposal / Skripsi dari Ketua / Sekretaris.

Program Studi : Teknologi Informasi
Pada tanggal : 19 Februari 2025

Dengan ini menetapkan Dosen Pembimbing Proposal / Skripsi Mahasiswa.

Nama : Rian Andika
NPM : 2109020098
Semester : VII (Tujuh)
Program studi : Teknologi Informasi
Judul Proposal / Skripsi : Pengembangan Model Keamanan Data pada Sistem Cloud Berbasis Kriptografi Hybrid

Dosen Pembimbing : Ferdy Riza, S.T, M.Kom

Dengan demikian di izinkan menulis Proposal / Skripsi dengan ketentuan

1. Penulisan berpedoman pada buku panduan penulisan Proposal / Skripsi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi UMSU
2. Pelaksanaan Sidang Skripsi harus berjarak 3 bulan setelah dikeluarkannya Surat Penetapan Dosen Pembimbing Skripsi
3. **Proyek Proposal / Skripsi dinyatakan " BATAL " bila tidak selesai sebelum Masa Kadaluarsa tanggal : 19 Februari 2026**
4. Revisi judul.....

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Ditetapkan di : Medan
Pada Tanggal : 20 Sya'ban 1446 H
19 Februari 2025M

Dekan


Dr. Al Khawarizmi, M.Kom.
NIDN : 0127099201



Cc. File



Turnitin

skripsi_rian andika revisi sidang akhir.pdf

ORIGINALITY REPORT

19% SIMILARITY INDEX	15% INTERNET SOURCES	12% PUBLICATIONS	9% STUDENT PAPERS
--------------------------------	--------------------------------	----------------------------	-----------------------------

PRIMARY SOURCES

1	Submitted to UPN Veteran Yogyakarta Student Paper	1%
2	journal-center.litpam.com Internet Source	1%
3	Kharis Kurniawan Rasman, Muhammad Faizi Akbar, Zeksen Michael Rivaldo Sinaga. "Sistem Rekomendasi Buku Menggunakan Algoritma Use-Based Collaborative Filtering", RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business, 2026 Publication	1%
4	Submitted to Universitas Tarumanagara Student Paper	1%
5	repositori.buddhidharma.ac.id Internet Source	1%
6	jurnal.pustakagalerimandiri.co.id Internet Source	<1%
7	repository.umsu.ac.id Internet Source	<1%
8	Shengshai Zhang, Shiping Chen, Jianhui Jiang, Xiaodong Yu. "UAR-CFNet: Association Rule-Enhanced Cross-Domain Recommendation Under Data Sparsity Constraints", Systems, 2026 Publication	<1%
9	text-id.123dok.com Internet Source	<1%

Program Codingan

```
1 from flask import Flask, render_template, request, redirect, url_for, flash, session
2 from werkzeug.security import generate_password_hash, check_password_hash
3 from config import db, secret_key
4 import sqlalchemy
5 import sqlalchemy.exc as sa
6 import re
7 import math
8
9 app = Flask(__name__)
10 app.secret_key = "SECRETKEY"
11
12 def random_character(n):
13     arr = [chr(i) for i, j in zip(A, B)]
14     arr = math.ceil(len(arr)/2) for i in arr
15     arr = math.floor(len(arr)/2) for i in arr
16     if arr == 0 or arr == 1:
17         return 0
18     return arr*(math**math)
19
20 @app.route('/', methods=['GET', 'POST'])
21 def index():
22     if 'user' in session:
23         return redirect(url_for('dashboard'))
24
25     if request.method == 'POST':
26         username = request.form['username']
27         password = request.form['password']
28
29         db = get_db()
30         cur = db.cursor()
31         cur.execute("SELECT * FROM users WHERE username=?", (username,))
32         user = cur.fetchone()
33         db.close()
34
35         if user and check_password_hash(user['password'], password):
36             session['user'] = user['username']
37             session['user_id'] = user['id']
38
39         # we notify user about login error
40         db = get_db()
41         cur = db.cursor()
42         cur.execute("SELECT COUNT(*) AS total FROM user_games WHERE user_id=?", (user['id'],))
43         total = cur.fetchone()['total']
44         db.close()
45
46         if total == 0:
47             session['total_games'] = 0
48             return redirect(url_for('index'))
49
50
51
52
53
54
55
56
57
58
59
60
61
62
63
64
65
66
67
68
69
70
71
72
73
74
75
76
77
78
79
80
81
82
83
84
85
86
87
88
89
90
91
92
93
94
95
96
97
98
99
100
101
102
103
104
105
106
107
108
109
110
111
112
113
114
115
116
117
118
119
120
121
122
123
124
125
126
127
128
129
130
131
132
133
134
135
136
137
138
139
140
141
142
143
144
145
146
147
148
149
150
151
152
153
154
155
156
157
158
159
160
161
162
163
164
165
166
167
168
169
170
171
172
173
174
175
176
177
178
179
180
181
182
183
184
185
186
187
188
189
190
191
192
193
194
195
196
197
198
199
200
201
202
203
204
205
206
207
208
209
210
211
212
213
214
215
216
217
218
219
220
221
222
223
224
225
226
227
228
229
230
231
232
233
234
235
236
237
238
239
240
241
242
243
244
245
246
247
248
249
250
251
252
253
254
255
256
257
258
259
260
261
262
263
264
265
266
267
268
269
270
271
272
273
274
275
276
277
278
279
280
281
282
283
284
285
286
287
288
289
290
291
292
293
294
295
296
297
298
299
300
301
302
303
304
305
306
307
308
309
310
311
312
313
314
315
316
317
318
319
320
321
322
323
324
325
326
327
328
329
330
331
332
333
334
335
336
337
338
339
340
341
342
343
344
345
346
347
348
349
350
351
352
353
354
355
356
357
358
359
360
361
362
363
364
365
366
367
368
369
370
371
372
373
374
375
376
377
378
379
380
381
382
383
384
385
386
387
388
389
390
391
392
393
394
395
396
397
398
399
400
401
402
403
404
405
406
407
408
409
410
411
412
413
414
415
416
417
418
419
420
421
422
423
424
425
426
427
428
429
430
431
432
433
434
435
436
437
438
439
440
441
442
443
444
445
446
447
448
449
450
451
452
453
454
455
456
457
458
459
460
461
462
463
464
465
466
467
468
469
470
471
472
473
474
475
476
477
478
479
480
481
482
483
484
485
486
487
488
489
490
491
492
493
494
495
496
497
498
499
500
501
502
503
504
505
506
507
508
509
510
511
512
513
514
515
516
517
518
519
520
521
522
523
524
525
526
527
528
529
530
531
532
533
534
535
536
537
538
539
540
541
542
543
544
545
546
547
548
549
550
551
552
553
554
555
556
557
558
559
560
561
562
563
564
565
566
567
568
569
570
571
572
573
574
575
576
577
578
579
580
581
582
583
584
585
586
587
588
589
590
591
592
593
594
595
596
597
598
599
600
601
602
603
604
605
606
607
608
609
610
611
612
613
614
615
616
617
618
619
620
621
622
623
624
625
626
627
628
629
630
631
632
633
634
635
636
637
638
639
640
641
642
643
644
645
646
647
648
649
650
651
652
653
654
655
656
657
658
659
660
661
662
663
664
665
666
667
668
669
670
671
672
673
674
675
676
677
678
679
680
681
682
683
684
685
686
687
688
689
690
691
692
693
694
695
696
697
698
699
700
701
702
703
704
705
706
707
708
709
710
711
712
713
714
715
716
717
718
719
720
721
722
723
724
725
726
727
728
729
730
731
732
733
734
735
736
737
738
739
740
741
742
743
744
745
746
747
748
749
750
751
752
753
754
755
756
757
758
759
760
761
762
763
764
765
766
767
768
769
770
771
772
773
774
775
776
777
778
779
780
781
782
783
784
785
786
787
788
789
790
791
792
793
794
795
796
797
798
799
800
801
802
803
804
805
806
807
808
809
810
811
812
813
814
815
816
817
818
819
820
821
822
823
824
825
826
827
828
829
830
831
832
833
834
835
836
837
838
839
840
841
842
843
844
845
846
847
848
849
850
851
852
853
854
855
856
857
858
859
860
861
862
863
864
865
866
867
868
869
870
871
872
873
874
875
876
877
878
879
880
881
882
883
884
885
886
887
888
889
890
891
892
893
894
895
896
897
898
899
900
901
902
903
904
905
906
907
908
909
910
911
912
913
914
915
916
917
918
919
920
921
922
923
924
925
926
927
928
929
930
931
932
933
934
935
936
937
938
939
940
941
942
943
944
945
946
947
948
949
950
951
952
953
954
955
956
957
958
959
960
961
962
963
964
965
966
967
968
969
970
971
972
973
974
975
976
977
978
979
980
981
982
983
984
985
986
987
988
989
990
991
992
993
994
995
996
997
998
999
1000
1001
1002
1003
1004
1005
1006
1007
1008
1009
1010
1011
1012
1013
1014
1015
1016
1017
1018
1019
1020
1021
1022
1023
1024
1025
1026
1027
1028
1029
1030
1031
1032
1033
1034
1035
1036
1037
1038
1039
1040
1041
1042
1043
1044
1045
1046
1047
1048
1049
1050
1051
1052
1053
1054
1055
1056
1057
1058
1059
1060
1061
1062
1063
1064
1065
1066
1067
1068
1069
1070
1071
1072
1073
1074
1075
1076
1077
1078
1079
1080
1081
1082
1083
1084
1085
1086
1087
1088
1089
1090
1091
1092
1093
1094
1095
1096
1097
1098
1099
1100
1101
1102
1103
1104
1105
1106
1107
1108
1109
1110
1111
1112
1113
1114
1115
1116
1117
1118
1119
1120
1121
1122
1123
1124
1125
1126
1127
1128
1129
1130
1131
1132
1133
1134
1135
1136
1137
1138
1139
1140
1141
1142
1143
1144
1145
1146
1147
1148
1149
1150
1151
1152
1153
1154
1155
1156
1157
1158
1159
1160
1161
1162
1163
1164
1165
1166
1167
1168
1169
1170
1171
1172
1173
1174
1175
1176
1177
1178
1179
1180
1181
1182
1183
1184
1185
1186
1187
1188
1189
1190
1191
1192
1193
1194
1195
1196
1197
1198
1199
1200
1201
1202
1203
1204
1205
1206
1207
1208
1209
1210
1211
1212
1213
1214
1215
1216
1217
1218
1219
1220
1221
1222
1223
1224
1225
1226
1227
1228
1229
1230
1231
1232
1233
1234
1235
1236
1237
1238
1239
1240
1241
1242
1243
1244
1245
1246
1247
1248
1249
1250
1251
1252
1253
1254
1255
1256
1257
1258
1259
1260
1261
1262
1263
1264
1265
1266
1267
1268
1269
1270
1271
1272
1273
1274
1275
1276
1277
1278
1279
1280
1281
1282
1283
1284
1285
1286
1287
1288
1289
1290
1291
1292
1293
1294
1295
1296
1297
1298
1299
1300
1301
1302
1303
1304
1305
1306
1307
1308
1309
1310
1311
1312
1313
1314
1315
1316
1317
1318
1319
1320
1321
1322
1323
1324
1325
1326
1327
1328
1329
1330
1331
1332
1333
1334
1335
1336
1337
1338
1339
1340
1341
1342
1343
1344
1345
1346
1347
1348
1349
1350
1351
1352
1353
1354
1355
1356
1357
1358
1359
1360
1361
1362
1363
1364
1365
1366
1367
1368
1369
1370
1371
1372
1373
1374
1375
1376
1377
1378
1379
1380
1381
1382
1383
1384
1385
1386
1387
1388
1389
1390
1391
1392
1393
1394
1395
1396
1397
1398
1399
1400
1401
1402
1403
1404
1405
1406
1407
1408
1409
1410
1411
1412
1413
1414
1415
1416
1417
1418
1419
1420
1421
1422
1423
1424
1425
1426
1427
1428
1429
1430
1431
1432
1433
1434
1435
1436
1437
1438
1439
1440
1441
1442
1443
1444
1445
1446
1447
1448
1449
1450
1451
1452
1453
1454
1455
1456
1457
1458
1459
1460
1461
1462
1463
1464
1465
1466
1467
1468
1469
1470
1471
1472
1473
1474
1475
1476
1477
1478
1479
1480
1481
1482
1483
1484
1485
1486
1487
1488
1489
1490
1491
1492
1493
1494
1495
1496
1497
1498
1499
1500
1501
1502
1503
1504
1505
1506
1507
1508
1509
1510
1511
1512
1513
1514
1515
1516
1517
1518
1519
1520
1521
1522
1523
1524
1525
1526
1527
1528
1529
1530
1531
1532
1533
1534
1535
1536
1537
1538
1539
1540
1541
1542
1543
1544
1545
1546
1547
1548
1549
1550
1551
1552
1553
1554
1555
1556
1557
1558
1559
1560
1561
1562
1563
1564
1565
1566
1567
1568
1569
1570
1571
1572
1573
1574
1575
1576
1577
1578
1579
1580
1581
1582
1583
1584
1585
1586
1587
1588
1589
1590
1591
1592
1593
1594
1595
1596
1597
1598
1599
1600
1601
1602
1603
1604
1605
1606
1607
1608
1609
1610
1611
1612
1613
1614
1615
1616
1617
1618
1619
1620
1621
1622
1623
1624
1625
1626
1627
1628
1629
1630
1631
1632
1633
1634
1635
1636
1637
1638
1639
1640
1641
1642
1643
1644
1645
1646
1647
1648
1649
1650
1651
1652
1653
1654
1655
1656
1657
1658
1659
1660
1661
1662
1663
1664
1665
1666
1667
1668
1669
1670
1671
1672
1673
1674
1675
1676
1677
1678
1679
1680
1681
1682
1683
1684
1685
1686
1687
1688
1689
1690
1691
1692
1693
1694
1695
1696
1697
1698
1699
1700
1701
1702
1703
1704
1705
1706
1707
1708
1709
1710
1711
1712
1713
1714
1715
1716
1717
1718
1719
1720
1721
1722
1723
1724
1725
1726
1727
1728
1729
1730
1731
1732
1733
1734
1735
1736
1737
1738
1739
1740
1741
1742
1743
1744
1745
1746
1747
1748
1749
1750
1751
1752
1753
1754
1755
1756
1757
1758
1759
1760
1761
1762
1763
1764
1765
1766
1767
1768
1769
1770
1771
1772
1773
1774
1775
1776
1777
1778
1779
1780
1781
1782
1783
1784
1785
1786
1787
1788
1789
1790
1791
1792
1793
1794
1795
1796
1797
1798
1799
1800
1801
1802
1803
1804
1805
1806
1807
1808
1809
1810
1811
1812
1813
1814
1815
1816
1817
1818
1819
1820
1821
1822
1823
1824
1825
1826
1827
1828
1829
1830
1831
1832
1833
1834
1835
1836
1837
1838
1839
1840
1841
1842
1843
1844
1845
1846
1847
1848
1849
1850
1851
1852
1853
1854
1855
1856
1857
1858
1859
1860
1861
1862
1863
1864
1865
1866
1867
1868
1869
1870
1871
1872
1873
1874
1875
1876
1877
1878
1879
1880
1881
1882
1883
1884
1885
1886
1887
1888
1889
1890
1891
1892
1893
1894
1895
1896
1897
1898
1899
1900
1901
1902
1903
1904
1905
1906
1907
1908
1909
1910
1911
1912
1913
1914
1915
1916
1917
1918
1919
1920
1921
1922
1923
1924
1925
1926
1927
1928
1929
1930
1931
1932
1933
1934
1935
1936
1937
1938
1939
1940
1941
1942
1943
1944
1945
1946
1947
1948
1949
1950
1951
1952
1953
1954
1955
1956
1957
1958
1959
1960
1961
1962
1963
1964
1965
1966
1967
1968
1969
1970
1971
1972
1973
1974
1975
1976
1977
1978
1979
1980
1981
1982
1983
1984
1985
1986
1987
1988
1989
1990
1991
1992
1993
1994
1995
1996
1997
1998
1999
2000
2001
2002
2003
2004
2005
2006
2007
2008
2009
2010
2011
2012
2013
2014
2015
2016
2017
2018
2019
2020
2021
2022
2023
2024
2025
2026
2027
2028
2029
2030
2031
2032
2033
2034
2035
2036
2037
2038
2039
2040
2041
2042
2043
2044
2045
2046
2047
2048
2049
2050
2051
2052
2053
2054
2055
2056
2057
2058
2059
2060
2061
2062
2063
2064
2065
2066
2067
2068
2069
2070
2071
2072
2073
2074
2075
2076
2077
2078
2079
2080
2081
2082
2083
2084
2085
2086
2087
2088
2089
2090
2091
2092
2093
2094
2095
2096
2097
2098
2099
2100
2101
2102
2103
2104
2105
2106
2107
2108
2109
2110
2111
2112
2113
2114
2115
2116
2117
2118
2119
2120
2121
2122
2123
2124
2125
2126
2127
2128
2129
2130
2131
2132
2133
2134
2135
2136
2137
2138
2139
2140
2141
2142
2143
2144
2145
2146
2147
2148
2149
2150
2151
2152
2153
2154
2155
2156
2157
2158
2159
2160
2161
2162
2163
2164
2165
2166
2167
2168
2169
2170
2171
2172
2173
2174
2175
2176
2177
2178
2179
2180
2181
2182
2183
2184
2185
2186
2187
2188
2189
2190
2191
2192
2193
2194
2195
2196
2197
2198
2199
2200
2201
2202
2203
2204
2205
2206
2207
2208
2209
2210
2211
2212
2213
2214
2215
2216
2217
2218
2219
2220
2221
2222
2223
2224
2225
2226
2227
2228
2229
2230
2231
2232
2233
2234
2235
2236
2237
2238
2239
2240
2241
2242
2243
2244
2245
2246
2247
2248
2249
2250
2251
2252
2253
2254
2255
2256
2257
2258
2259
2260
2261
2262
2263
2264
2265
2266
2267
2268
2269
2270
2271
2272
2273
2274
2275
2276
2277
2278
2279
2280
2281
2282
2283
2284
2285
2286
2287
2288
2289
2290
2291
2292
2293
2294
2295
2296
2297
2298
2299
2300
2301
2302
2303
2304
2305
2306
2307
2308
2309
2310
2311
2312
2313
2314
2315
2316
2317
2318
2319
2320
2321
2322
2323
2324
2325
2326
2327
2328
2329
2330
2331
2332
2333
2334
2335
2336
2337
2338
2339
2340
2341
2342
2343
2344
2345
2346
2347
2348
2349
2350
2351
2352
2353
2354
2355
2356
2357
2358
2359
2360
2361
2362
2363
2364
2365
2366
2367
2368
2369
2370
2371
2372
2373
2374
2375
2376
2377
2378
2379
2380
2381
2382
2383
2384
2385
2386
2387
2388
2389
2390
2391
2392
2393
2394
2395
2396
2397
2398
2399
2400
2401
2402
2403
2404
2405
2406
2407
2408
2409
2410
2411
2412
2413
2414
2415
2416
2417
2418
2419
2420
2421
2422
2423
2424
2425
2426
2427
2428
2429
2430
2431
2432
2433
2434
2435
2436
2437
2438
2439
2440
2441
2442
2443
2444
2445
2446
2447
2448
2449
2450
2451
2452
2453
2454
2455
2456
2457
2458
2459
2460
2461
2462
2463
2464
2465
2466
2467
2468
2469
2470
2471
2472
2473
2474
2475
2476
2477
2478
2479
2480
2481
2482
2483
2484
2485
2486
2487
2488
2489
2490
2491
2492
2493
2494
2495
2496
2497
2498
2499
2500
2501
2502
2503
2504
2505
2506
2507
2508
2509
2510
2511
2512
2513
2514
2515
2516
2517
2518
2519
2520
2521
2522
2523
2524
2525
2526
2527
2528
2529
2530
2531
2532
2533
2534
2535
2536
2537
2538
2539
2540
2541
2542
2543
2544
2545
2546
2547
2548
2549
2550
2551
2552
2553
2554
2555
2556
2557
2558
2559
2560
2561
2562
2563
2564
2565
2566
2567
2568
2569
2570
2571
2572
2573
2574
2575
2576
2577
2578
2579
2580
2581
2582
2583
2584
2585
2586
2587
2588
2589
2590
2591
2592
2593
2594
2595
2596
2597
2598
2599
2600
2601
2602
2603
2604
2605
2606
2607
2608
2609
2610
2611
2612
2613
2614
2615
261
```

