



Sistem Rekomendasi Musik Berdasarkan Playlist dengan *Collaborative Filtering*

Michael Jeconiah Yonathan ¹, Daniel Prasetyo Dodi Darmawan ², Andhika Dwi Rachmawanto ^{3*}, dan Ary Prabowo ⁴

¹ Universitas Esa Unggul; Bekasi, Jawa Barat; e-mail : michaeljeconiah09@gmail.com

² Universitas Esa Unggul; Bekasi, Jawa Barat; e-mail : danielprasetyo053@gmail.com

³ Universitas Esa Unggul; Bekasi, Jawa Barat; e-mail : dwirahmawanto39@gmail.com

⁴ Universitas Esa Unggul; Bekasi, Jawa Barat; e-mail : ary.prabowo@esaunggul.ac.id

* Corresponding Author : Andhika Dwi Rachmawanto

Abstract: Modern music streaming platforms offer millions of songs, creating a challenge for users in discovering content that matches their tastes. This research addresses this problem by designing a music recommendation system using a Hybrid Collaborative Filtering approach. This method combines the strengths of Item-Based (track similarity) and User-Based (playlist similarity) filtering for higher accuracy. Utilizing 100,000 playlists from Spotify's Million Playlist Dataset (MPD), the system was developed through data preprocessing, cosine similarity calculation, and weighted score combination. The evaluation was designed using metrics like Precision@K and Hit Ratio. The results demonstrate that the hybrid model can provide thematically relevant song recommendations based on an input playlist, proving its effectiveness in personalizing the music discovery experience for users.

Keywords: collaborative filtering; hybrid model; music recommendation; personalization playlist; recommendation system.

Abstrak: Platform streaming musik modern menawarkan jutaan lagu, namun menimbulkan tantangan bagi pengguna dalam menemukan konten yang sesuai selera. Penelitian ini mengatasi masalah tersebut dengan merancang sistem rekomendasi musik menggunakan pendekatan Hybrid Collaborative Filtering. Metode ini menggabungkan kekuatan Item-Based (kemiripan antar lagu) dan User-Based (kemiripan antar playlist) untuk akurasi yang lebih tinggi. Dengan memanfaatkan 100.000 playlist dari Million Playlist Dataset (MPD) Spotify, sistem dibangun melalui tahap pra-pemrosesan data, perhitungan similaritas kosinus, dan penggabungan skor berbobot. Evaluasi dirancang menggunakan metrik seperti Precision@K dan Hit Ratio. Hasilnya menunjukkan model hybrid mampu menyajikan rekomendasi lagu yang relevan secara tematis dengan playlist input, membuktikan efektivitasnya dalam mempersonalisasi pengalaman penemuan musik bagi pengguna.

Kata kunci: collaborative filtering; model hybrid; personalisasi playlist; rekomendasi musik; sistem rekomendasi.

Received: August 10, 2025

Revised: November 4, 2025

Accepted: November 27, 2025

Published: November 29, 2025

Curr. Ver.: November 29, 2025



Copyright: © 2025 by the authors.
Submitted for possible open
access publication under the
terms and conditions of the
Creative Commons Attribution
(CC BY SA) license
(<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>)

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi digital telah mengubah industri musik. Dalam era ini, platform streaming menjadi gerbang utama bagi pendengar untuk mengakses jutaan lagu. Fenomena ini, meskipun menguntungkan, seringkali menimbulkan masalah information overload, di mana pengguna kesulitan untuk menavigasi dan menemukan musik yang relevan di antara lautan konten yang tersedia [2]. Akibatnya, pengalaman pengguna dapat menurun jika mereka terus-menerus disajikan dengan konten yang tidak sesuai selera [23]. Pengalaman pengguna dapat terganggu karena musik yang tidak sesuai dapat menimbulkan emosi tertentu atau bahkan mengubah emosi yang sudah ada sehingga pengguna mungkin tidak akan melanjutkan untuk mendengarkan musik [24]. Untuk mengatasi hal ini, diperlukan sebuah kerangka kerja

yang berpusat pada pengguna (user-centric) dan mampu memahami preferensi unik setiap individu untuk memberikan rekomendasi yang dipersonalisasi [2].

Salah satu solusi teknis yang paling umum dan efektif untuk masalah ini adalah sistem rekomendasi yang dibangun menggunakan metode Collaborative Filtering. Metode ini merupakan salah satu pendekatan Machine Learning yang populer digunakan untuk membangun sistem rekomendasi [17]. Collaborative Filtering telah terbukti berhasil diimplementasikan dalam berbagai sistem rekomendasi musik, baik untuk platform web [4], [19] maupun aplikasi seluler [6]. Selain pada musik, metode ini juga terbukti efektif pada domain lain seperti rekomendasi film [3], penjualan [16], dan analisis data belanja konsumen [20]. Pendekatan ini bekerja dengan menganalisis data interaksi pengguna di masa lalu, seperti lagu yang sering diputarkan atau ditambahkan ke playlist, untuk memprediksi minat pengguna di masa depan. Pada penelitian ini, rekomendasi lagu ditempatkan pada sebuah playlist, sehingga playlist dapat berlanjut terus tanpa henti. Oleh karena itu lagu yang direkomendasikan harus sesuai nuansa dari playlist tersebut.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Putra et al., sistem rekomendasi yang dibuat adalah berdasarkan Content-Based Filtering, di mana Pendekatan lain yang juga umum digunakan adalah Content-Based Filtering (CBF), di mana sistem memanfaatkan data riwayat lagu yang pernah didengar pengguna kemudian melihat kemiripan dari atribut lagu yang ada [7], [13]. Oleh karena itu, pada hasil rekomendasi yang diberikan, banyak lagu cenderung berasal dari artis yang sama. Hal ini disebabkan oleh pendekatan Content-Based Filtering berfokus pada kata kunci fitur atau kata kunci item itu sendiri [8]. Oleh karena itu, ini bisa menjadi kelemahan karena pada praktik nyata pengguna mungkin menginginkan lagu yang lebih variatif atau menemukan hal baru, namun masih dalam nuansa atau karakteristik lagu yang sama pada suatu playlist.

Namun, implementasi Collaborative Filtering standar memiliki beberapa keterbatasan. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan pengembangan sistem rekomendasi musik menggunakan pendekatan Hybrid Collaborative Filtering. Metode ini menggabungkan kekuatan dari dua teknik Collaborative Filtering utama, Item-Based dan User-Based dengan tujuan menciptakan sistem rekomendasi yang lebih akurat, stabil, dan relevan bagi pengguna dalam menemukan musik baru [1].

Penelitian ini berfokus untuk mengetahui apakah dengan menggunakan algoritma yang mudah diimplementasikan yaitu Hybrid Collaborative Filtering, dapat membuat sistem rekomendasi yang cukup atau tidak berdasarkan murni dari data playlist yang ada. Interaksi antara playlist dengan lagu menjadi fokus utama penelitian ini. Dengan ini sistem rekomendasi sederhana ini maka sangat mungkin untuk digunakan pada perangkat ringan dan lebih *mobile* [22].

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan, kontribusi utama yang ditawarkan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut: (1) Merancang dan membangun model rekomendasi musik menggunakan metode Hybrid Collaborative Filtering yang spesifik untuk konteks kelanjutan playlist. (2) Menganalisis efektivitas model dalam memberikan rekomendasi yang relevan secara tematis berdasarkan data interaksi playlist murni. (3) Memberikan bukti empiris mengenai kelayakan implementasi algoritma hibrida sederhana untuk personalisasi pengalaman musik.

Sistematika penulisan pada makalah ini diatur sebagai berikut: Bab II akan mengulas landasan teori mengenai sistem rekomendasi, metode Collaborative Filtering, dan penelitian terkait. Bab III menjelaskan metodologi penelitian yang mencakup pengumpulan data, desain sistem, dan matrik evaluasi. Bab IV menyajikan hasil dari implementasi dan evaluasi model. Terakhir, Bab V berisi kesimpulan dari penelitian serta saran untuk pengembangan di masa depan.

2. Kajian Pustaka atau Penelitian Terkait

Tinjauan pustaka ini membahas konsep-konsep inti yang menjadi landasan penelitian, mulai dari paradigma Collaborative Filtering, keterbatasannya, hingga kemunculan pendekatan hybrid sebagai solusi. Bagian ini juga memposisikan penelitian dalam lanskap sistem rekomendasi yang lebih luas.

2.1. Collaborative Filtering dan Keterbatasannya

Collaborative Filtering (CF) merupakan paradigma dominan dalam sistem rekomendasi modern karena kemampuannya yang kuat untuk membuat prediksi hanya dengan mengandalkan data interaksi pengguna di masa lalu [1]. Terdapat dua pendekatan utama dalam CF yang masing-masing memiliki kekuatan dan kelemahan yang berbeda:

- a. User-Based Collaborative Filtering (UB-CF): Pendekatan ini bekerja dengan menemukan pengguna lain yang memiliki pola selera serupa (nearest neighbors), lalu merekomendasikan item yang disukai oleh kelompok pengguna tersebut. Meskipun terbukti efektif dalam berbagai kasus seperti rekomendasi film [3], kelemahan utamanya adalah masalah skalabilitas. Seiring bertambahnya jumlah pengguna, proses komputasinya menjadi sangat lambat dan tidak efisien.
- b. Item-Based Collaborative Filtering (IB-CF): Untuk mengatasi masalah skalabilitas, pendekatan ini menghitung kemiripan antar-item itu sendiri berdasarkan bagaimana seluruh pengguna berinteraksi dengannya. IB-CF seringkali lebih efisien dan stabil [1]. Namun, metode ini memiliki kelemahan lain, yaitu cenderung menghasilkan rekomendasi yang kurang beragam dan kurang mampu memberikan penemuan baru yang mengejutkan (low serendipity).

2.2 Pendekatan Hybrid sebagai Solusi Lanjutan

Menyadari keterbatasan yang ada pada setiap metode CF murni, banyak peneliti kemudian beralih ke pendekatan hybrid. Tujuannya adalah untuk menggabungkan dua atau lebih teknik rekomendasi untuk saling menutupi kelemahan dan meningkatkan performa secara keseluruhan [1]. Berbagai penelitian telah membandingkan dan membuktikan bahwa pendekatan hybrid seringkali mampu memberikan hasil yang lebih unggul dibandingkan metode tunggal [11]. Pendekatan ini pun terbukti fleksibel untuk diterapkan di berbagai domain, tidak hanya musik tetapi juga untuk rekomendasi lain seperti rekomendasi kost [12]. Dalam konteks penelitian ini, pendekatan hybrid yang digunakan adalah kombinasi berbobot dari UB-CF dan IB-CF. Tujuannya adalah untuk menciptakan sistem yang sinergis: memanfaatkan kemampuan UB-CF dalam menangkap selera holistik sebuah playlist dan pada saat yang sama menggunakan keunggulan IB-CF untuk menemukan lagu-lagu relevan secara efisien dan individual.

2.3 Cold-Start dan Warm-Start Problem

Salah satu tantangan terbesar yang melekat pada metode berbasis Collaborative Filtering adalah masalah cold-start. Masalah ini terjadi ketika sistem harus memberikan rekomendasi untuk pengguna baru atau item baru yang belum memiliki riwayat interaksi sama sekali [2]. Tanpa data historis, model CF tidak dapat membuat prediksi yang akurat. Sebaliknya, kondisi ideal bagi CF adalah skenario warm-start, di mana data interaksi sudah melimpah sehingga rekomendasi dapat dibuat dengan mudah.

Beberapa pendekatan modern mencoba mengatasi masalah cold-start dengan memanfaatkan arsitektur yang lebih kompleks, seperti deep learning-based recommender system yang dapat memanfaatkan metadata tambahan [2]. Namun, penelitian ini berfokus untuk mengukur performa rekomendasi dalam skenario warm-start dengan menggunakan algoritma yang lebih sederhana.

2.4 Pendekatan Lain dan Posisi Penelitian

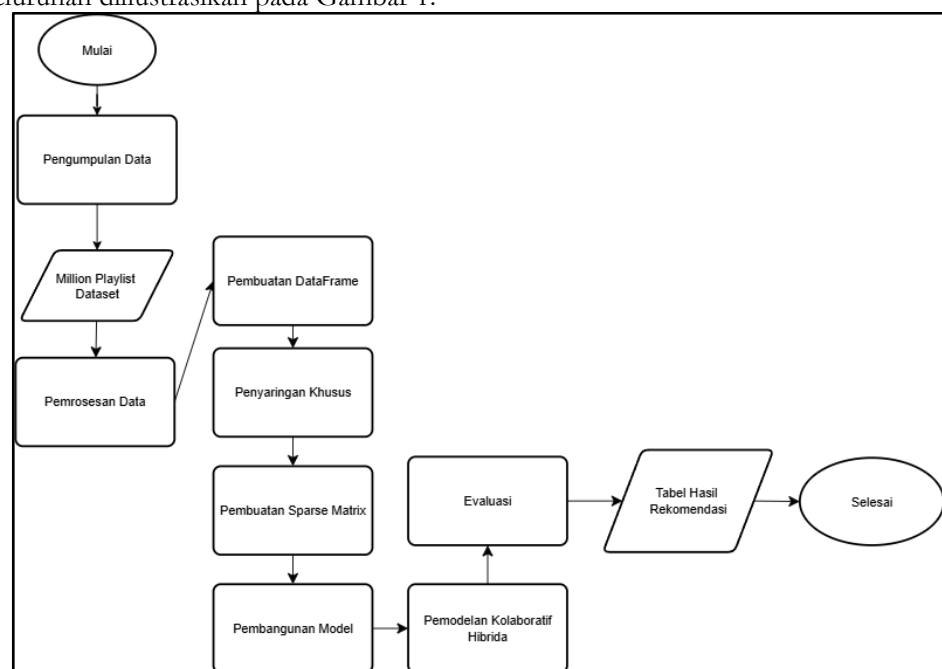
Selain Collaborative Filtering, terdapat metode lain dalam sistem rekomendasi musik. Content-Based Filtering, misalnya, merekomendasikan item berdasarkan kemiripan fitur intrinsik item itu sendiri, seperti genre atau tempo musik [7] atau bahkan kemiripan lirik [14]. Ada pula pendekatan berbasis data konteks, yang mempertimbangkan faktor eksternal seperti

waktu [15] atau keterkaitan antar artis berdasarkan riwayat dengar [10] dalam memberikan rekomendasi. Sementara itu, pendekatan lain memanfaatkan Natural Language Processing (NLP) untuk menganalisis data tekstual seperti lirik atau ulasan sebagai dasar rekomendasi [5], [9].

Meskipun metode-metode tersebut memiliki keunggulannya, penelitian ini memilih untuk berfokus pada kekuatan data interaksi melalui Collaborative Filtering. Hal ini didasari oleh temuan bahwa banyak pendekatan hybrid yang sukses, namun penerapannya secara spesifik pada domain rekomendasi playlist musik yang bertujuan menjaga "nuansa" sebuah daftar putar masih jarang dieksplorasi. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengisi celah tersebut dengan menguji efektivitas pendekatan Hybrid Collaborative Filtering yang menggabungkan UB-CF dan IB-CF untuk menciptakan alur playlist yang relevan dan tidak terbatas.

3. Metode yang Diusulkan

Penelitian ini dirancang secara sistematis yang meliputi pengumpulan data, pra-pemrosesan, pembangunan model hybrid, dan evaluasi. Alur kerja penelitian secara keseluruhan diilustrasikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Kerja Sistem Rekomendasi.

3.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah Spotify Million Playlist Dataset (MPD), sebuah dataset publik berskala besar yang dirilis untuk RecSys Challenge 2018 [2]. Dataset ini berisi satu juta playlist yang dibuat oleh pengguna. Untuk keperluan penelitian ini, digunakan sampel sebanyak 100.000 playlist. Informasi utama yang diekstrak adalah ID unik untuk setiap playlist dan ID unik untuk setiap lagu (*track_uri*) yang ada di dalamnya.

3.2. Pra-pemrosesan Data

Data mentah dibersihkan untuk mengurangi noise dan sparsity. Proses ini melibatkan filtering iteratif untuk menghapus playlist dengan kurang dari 10 lagu dan lagu yang muncul di kurang dari 5 playlist. Hal ini menghasilkan dataset yang lebih padat dan relevan untuk pemodelan [2].

3.3. Pembangunan Model Hybrid

Model dibangun dengan langkah-langkah berikut:

- Pembagian Data: Dataset interaksi dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji;
- Pembuatan Matriks Interaksi: Matriks playlist-track dibuat dari data latih menggunakan struktur sparse matrix untuk efisiensi memori;
- Perhitungan Similaritas: Similaritas kosinus digunakan untuk menghitung dua matriks kemiripan: matriks kemiripan antar lagu (item-item similarity) dan matriks kemiripan antar playlist (user-user similarity) [1], [3];
- Generasi Rekomendasi: Untuk sebuah playlist input, rekomendasi dihasilkan dengan menggabungkan skor dari model item-based dan user-based menggunakan kombinasi berbobot (60% untuk item-based dan 40% untuk user-based) [1], [4]. Pendekatan yang menggabungkan beberapa model ini dipilih karena secara umum mampu memberikan performa yang lebih baik daripada metode tunggal [11].

Setelah matriks interaksi terbentuk, langkah selanjutnya adalah menghitung kemiripan antar item dan antar pengguna. Untuk tujuan ini, penelitian ini menggunakan matriks Similaritas Kosinus (Cosine Similarity). Rumus ini sangat ideal untuk data sparse karena mengukur sudut antar vektor, bukan jarak absolut. Perhitungannya didefinisikan pada Persamaan (1):

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

3.1. Evaluasi Model

Kinerja model diukur menggunakan metrik standar dalam evaluasi sistem rekomendasi [2], [6]. Metrik yang digunakan meliputi:

- Precision@K;
- Recall@K;
- nDCG@K;
- R-Precision.

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur performa sistem secara kuantitatif. Precision@K mengukur akurasi dari daftar rekomendasi yang diberikan, seperti yang didefinisikan dalam Persamaan (2):

$$\text{Precision@K} = \frac{\text{Jumlah Item Relevan di Top-K}}{K} \quad (2)$$

Recall@K mengukur kemampuan sistem untuk menemukan kembali semua item yang relevan bagi pengguna, sesuai Persamaan (3):

$$\text{Recall@K} = \frac{\text{Jumlah Item Relevan di Top-K}}{\text{Total Item Relevan}} \quad (3)$$

nDCG@K menilai relevansi dari K item teratas yang direkomendasikan dengan mempertimbangkan posisi item yang relevan sehingga memprioritaskan item relevan di tingkat yang lebih tinggi [6], seperti pada Persamaan (4):

$$\text{nDCG} = \frac{\text{DCG@K}}{\text{IDCG@K}} \quad (4)$$

R-Precision adalah metrik pengukuran untuk melihat R item teratas yang diambil sehingga kita dapat melihat seberapa relevan item yang diambil untuk sistem rekomendasi [6]. Evaluasi ini dapat membantu mengetahui apakah sistem rekomendasi sudah dapat memberikan item yang relevan atau tidak. Dengan menyembunyikan beberapa lagu sebagai ground truth, kita dapat mengetahui presisi dari sistem rekomendasi ini, sesuai dengan Persamaan (5):

$$\text{R - Precision} = \frac{\text{Jumlah item yang relevan}}{R} \quad (5)$$

4. Hasil dan Pembahasan

Dari penelitian implementasi algoritma Hybrid Collaborative Filtering ini, kita dapat mendapatkan beberapa hasil penting sebagai berikut.

4.1. Lingkungan Eksperimen

Penelitian ini dilakukan menggunakan perangkat keras dengan spesifikasi prosesor Ryzen 7 5800H, RAM 24 GB, dan GPU NVIDIA GeForce RTX 3050 Ti. Seluruh proses, mulai dari pra-pemrosesan data hingga evaluasi model, diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python 3.10.11 dengan bantuan pustaka utama seperti Pandas untuk manipulasi data, Scikit-learn untuk perhitungan similaritas, dan Matplotlib untuk visualisasi data.

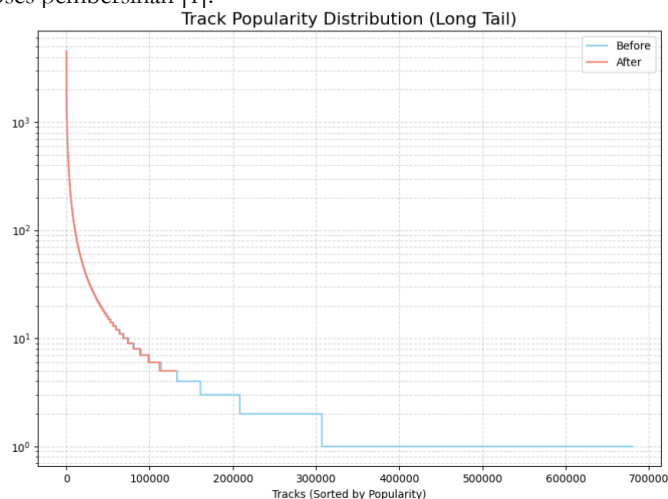
4.2. Hasil Pra-pemrosesan

Setelah proses pembersihan data dilakukan, terjadi perubahan signifikan pada statistik dataset. Proses filtering berhasil mengurangi sparsity dan menghasilkan data yang lebih padat, di mana jumlah interaksi yang tidak signifikan telah dihapus. Perbandingan statistik dataset sebelum dan sesudah proses filtering disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Statistik Dataset Sebelum dan Sesudah Filtering

Metrik	Before	After
Num Playlist (Users)	100.000	92.479
Num Track (Items)	679.889	130.325
Num Interactions	6.685.101	5.806.561
Sparsity	99,9902%	99,9518%
Density	0.0098%	0.0482%

Untuk memberikan gambaran visual dari perubahan tersebut, Gambar 2 menunjukkan perbandingan distribusi panjang playlist dan popularitas lagu. Terlihat jelas bahwa playlist yang sangat pendek dan lagu yang tidak populer (membentuk ekor panjang atau long tail) berhasil dikurangi secara drastis setelah proses pembersihan [1].



Gambar 2. Perbandingan Distribusi Lagu Sebelum dan Sesudah Proses Pembersihan

4.3. Gambar dan Tabel

Untuk mendemonstrasikan kemampuan model hybrid dalam memberikan rekomendasi yang relevan, sebuah playlist input (prompt) digunakan sebagai studi kasus. Playlist ini berisi 10 lagu bergenre Pop/Dance populer, seperti yang tercantum pada Tabel 2.

Tabel 2. Lagu dalam Playlist Input (Prompt)

No.	Judul Lagu	Artist
1	Eye of The Tiger	Survivor

2	I am the Doctor in Utah	Ben Foster
3	The Room Where it Happens	Leslie Odom Jr.
4	Right Hand Man	Lin-Manuel Miranda
5	Alexander Hamilton	Leslie Odom Jr.
6	My Shot	Lin-Manuel Miranda
7	Stairway to Heaven - Remaster	Led Zeppelin
8	Shine	Collective Soul
9	Crazy	Seal
10	Sympathy For The Devil	The Rolling Stones

Berdasarkan playlist input tersebut, sistem kemudian menghasilkan daftar 10 lagu rekomendasi teratas. Hasilnya, yang ditampilkan pada Tabel 3, menunjukkan bahwa lagu-lagu yang direkomendasikan memiliki genre dan nuansa yang sangat mirip dengan lagu-lagu pada playlist input. Hal ini membuktikan bahwa model berhasil menangkap karakteristik tematis dari sebuah playlist untuk menyajikan rekomendasi yang relevan [1], [4].

Tabel 3. Daftar 10 Lagu Rekomendasi

No.	Judul Lagu	Artist
1	Paradise City	Gun N' Roses
2	Dream On	Aerosmith
3	Baba O'Riley	The Who
4	Have You Ever Seen The Rain	Creedence Clearwater Revival
5	Simple Man	Lynyrd Skynyrd
6	(Don't Fear) The Reaper	Blue Oyster Cult
7	Sweet Emotion	Aerosmith
8	Paint It Black	The Rolling Stones
9	Welcome To The Jungle	Gun N' Roses
10	Bad Moon Rising	Creedence Clearwater Revival

Evaluasi menunjukan bahwa algoritma Hybrid Collaborative Filtering bekerja dengan cukup baik walaupun harus bekerja di dalam data yang masih sangat sparse, terlihat pada Tabel 1 walaupun data sudah dibersihkan masih sparsity masih berada di angka 99,9518% [1][4]. Skor yang dihasilkan dari evaluasi metrik Precision@10, Recall@10, R-Precision, dan nDCG@10 disajikan secara rinci pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Evaluasi

No.	Metrik Evaluasi	Skor	Presentase
1	Recall@10	0,1334	13,34%
2	Precision@10	0,1401	14,01%
3	R-Precision	0,1073	10,73%
4	nDCG@10	0,1864	18,64%

Berdasarkan hasil pada Tabel 4, skor yang diperoleh cukup baik yaitu di atas 10%. Ini menandakan bahwa algoritma dapat memberikan rekomendasi yang cukup relevan [1], dan model hybrid mampu menangkap preferensi pengguna secara efektif. Skor nDCG@10 sebesar 18,64% menunjukkan bahwa sistem cukup baik dalam menempatkan item relevan di posisi atas daftar rekomendasi. Meskipun dievaluasi pada dataset yang sangat sparse, hasil ini menunjukkan performa yang solid dan menjanjikan jika dibandingkan dengan sistem lain yang juga menguji pendekatan hybrid untuk rekomendasi [11].

Dengan hasil ini, dapat disimpulkan bahwa pendekatan Hybrid Collaborative Filtering telah berhasil menangkap relevansi berdasarkan interaksi pengguna dan karakteristik playlist [4][5]. Skor evaluasi ini masih bisa ditingkatkan dengan menggabungkan model dengan pendekatan berbasis deep learning, seperti Convolutional Neural Network (CNN) [7].

5. Perbandingan

Dibandingkan dengan metode Content-Based Filtering oleh Putra et al. [7] yang cenderung merekomendasikan artis yang sama, pendekatan Hybrid Collaborative Filtering dalam penelitian ini terbukti mampu memberikan rekomendasi yang lebih variatif. Seperti yang terlihat pada hasil kualitatif di Tabel 3, model ini berhasil menyarankan lagu dari artis berbeda namun tetap relevan secara tematis, sehingga lebih unggul dalam aspek penemuan musik baru (discovery), sebuah keunggulan yang juga seringkali dicatat dalam penelitian perbandingan metode lainnya [11].

Selanjutnya, dalam konteks RecSys Challenge 2018 [2] yang menjadi sumber dataset ini, banyak solusi terkini mengandalkan model deep learning yang kompleks. Pencapaian model ini menunjukkan bahwa sebuah pendekatan hibrida yang lebih sederhana dan efisien secara komputasi mampu menjadi baseline kinerja yang sangat solid. Dengan demikian, penelitian ini membuktikan bahwa model yang diusulkan menawarkan keseimbangan yang kuat antara performa, kemampuan penemuan musik, dan kepraktisan implementasi, menjadikannya sebuah kontribusi yang relevan.

6. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil merancang, mengimplementasikan, dan mengevaluasi sebuah sistem rekomendasi musik menggunakan pendekatan Hybrid Collaborative Filtering. Berdasarkan hasil dan analisis yang telah dilakukan, dapat ditarik beberapa kesimpulan, implikasi, serta saran untuk pengembangan di masa depan.

Ringkasan dan Sintesis Temuan

Model hybrid yang menggabungkan kekuatan Item-Based dan User-Based filtering terbukti mampu memberikan rekomendasi yang relevan secara kontekstual. Secara kualitatif, model berhasil menangkap "personalitas" sebuah playlist dan menyarankan lagu-lagu dari artis yang beragam namun tetap sesuai dengan nuansa playlist input. Secara kuantitatif, model mencapai kinerja yang solid pada dataset yang sangat sparse, dengan skor Precision@10 sebesar 14,01% dan nDCG@10 sebesar 18,64%. Hasil ini secara langsung menjawab tujuan awal penelitian, yaitu membuktikan bahwa algoritma hibrida yang relatif sederhana dapat berfungsi secara efektif sebagai sistem rekomendasi musik yang "cukup baik" hanya dengan mengandalkan data interaksi pengguna.

Implikasi dan Kontribusi Penelitian

Implikasi utama dari penelitian ini adalah penegasan bahwa pendekatan klasik yang efisien masih memiliki tempat yang relevan di tengah maraknya model deep learning yang kompleks. Penelitian ini menunjukkan bahwa tanpa memerlukan sumber daya komputasi yang besar, sebuah model hybrid yang dirancang dengan baik dapat menjadi baseline kinerja yang kuat. Kontribusi lainnya adalah demonstrasi bahwa metode ini mampu mengatasi salah satu kelemahan umum pada pendekatan Content-Based Filtering, yaitu kurangnya variasi dalam rekomendasi, sehingga lebih unggul dalam mendukung penemuan musik baru (discovery) bagi pengguna. Secara lebih luas, keberhasilan implementasi sistem rekomendasi di berbagai aspek kehidupan modern, mulai dari hiburan seperti musik [4], [6] hingga personalisasi pembelajaran untuk prediksi karir mahasiswa [18], menegaskan betapa pentingnya pengembangan model yang efektif dan efisien seperti yang diusulkan dalam penelitian ini.

Keterbatasan dan Saran untuk Penelitian Selanjutnya

Penulis menyadari adanya beberapa keterbatasan dalam penelitian ini. Pertama, bobot yang digunakan untuk menggabungkan model item-based dan user-based bersifat statis (60/40) dan tidak dioptimalkan secara dinamis. Kedua, penelitian ini belum secara spesifik mengevaluasi penanganan masalah cold-start untuk pengguna atau lagu baru.

Berdasarkan temuan dan keterbatasan tersebut, beberapa jalur pengembangan di masa depan dapat dieksplorasi untuk meningkatkan kinerja model:

- a. Menggabungkan model saat ini dengan pendekatan Content-Based Filtering untuk menciptakan sistem hybrid yang lebih kaya informasi dengan memanfaatkan metadata lagu.
- b. Mengimplementasikan teknik Matrix Factorization yang lebih canggih, seperti Singular Value Decomposition (SVD), untuk menangkap pola preferensi laten yang lebih kompleks dalam data interaksi.
- c. Mengeksplorasi penggunaan Deep Learning untuk pemodelan preferensi pengguna yang lebih dinamis, yang berpotensi meningkatkan akurasi dan mengatasi masalah cold-start secara lebih efektif [21][25].

Kontribusi Penulis : Paragraf singkat yang menjelaskan kontribusi masing-masing penulis harus disertakan untuk artikel penelitian dengan lebih dari satu penulis (wajib). Pernyataan berikut dapat digunakan:

"Konseptualisasi: Michael Jeconiah Yonathan, Daniel Prasetyo Dodi Darmawan dan Andhika Dwi Rachmawanto; Metodologi: Michael Jeconiah Yonathan; Perangkat Lunak: Daniel Prasetyo Dodi Darmawan; Validasi: Michael Jeconiah Yonathan, Daniel Prasetyo Dodi Darmawan, dan Andhika Dwi Rachmawanto; Analisis Formal: Andhika Dwi Rachmawanto; Investigasi: Daniel Prasetyo Dodi Darmawan, ; Sumber Daya: Andhika Dwi Rachmawanto; Kurasi Data: Daniel Prasetyo Dodi Darmawan; Penulisan—penyusunan draf awal: Michael Jeconiah Yonathan; Penulisan—tinjauan dan penyuntingan: Michael Jeconiah Yonathan, Daniel Prasetyo Dodi Darmawan, Andhika Dwi Rachmawanto, dan Ary Prabowo; Visualisasi: Daniel Prasetyo Dodi Darmawan; Supervisi: Andhika Dwi Rachmawanto; Administrasi proyek: Michael Jeconiah Yonathan; Pendanaan: Tidak ada"

Pendanaan : "Penelitian ini tidak menerima pendanaan eksternal, baik dari lembaga maupun individu. Penelitian ini murni merupakan hasil kerja independen dari tiap penulis."

Pernyataan Ketersediaan Data : "Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset publik yang tersedia secara bebas di platform Kaggle. Dataset tersebut berjudul "Million Song Dataset Spotify & LastFM" dan dapat diakses melalui tautan berikut: <https://www.kaggle.com/datasets/undefinenull/million-song-dataset-spotify-lastfm>. Tidak ada data baru yang dibuat atau diarsipkan secara publik dalam penelitian ini."

Ucapan Terima Kasih : "Para penulis menyatakan bahwa dalam proses penulisan artikel ini, tidak ada penggunaan alat kecerdasan buatan (AI) untuk membuat konten teks, gambar, atau data yang disajikan."

Konflik Kepentingan : "Para penulis menyatakan tidak ada konflik kepentingan."

Daftar Pustaka

- [1] P. Venil, G. Vinodhini, and R. Suban, "A State Of The Art Survey On Cold Start Problem In A Collaborative Filtering System," *International Journal of Scientific & Technology Research*, vol. 9, no. 4, pp. 3755–3759, Apr. 2020. [Online]. Available: <https://www.ijstr.org/final-print/apr2020/A-State-Of-The-Art-Survey-On-Cold-Start-Problem-In-A-Collaborative-Filtering-System.pdf>
- [2] C.-W. Chen, P. Lamere, M. Schedl, and H. Zamani, "RecSys Challenge 2018: Automatic Music Playlist Continuation," in *Proc. 12th ACM Conf. Recommender Systems (RecSys '18)*, Vancouver, Canada, Oct. 2018, pp. 527–528. doi: 10.1145/3240323.3240342
- [3] D. Nugraha, T. W. Purboyo, and R. A. Nugrahaeni, "Sistem Rekomendasi Film Menggunakan Metode User Based Collaborative Filtering," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 8, no. 5, pp. 6765–6772, Oct. 2021. [Online]. Available: https://openlibrary.telkomuniversity.ac.id/pustaka/files/172291/jurnal_eproc/sistem-rekomendasi-film-menggunakan-metode-user-based-collaborative-filtering.pdf
- [4] I. Yoshua and H. Bunyamin, "Pengimplementasian Sistem Rekomendasi Musik Dengan Metode Collaborative Filtering," *Jurnal Strategi*, vol. 3, no. 1, pp. 1–7, May 2021. [Online]. Available: <https://strategi.it.maranatha.edu/index.php/strategi/article/view/220>
- [5] M. I. F. Robani Amin, M. R. Amartharizqi, F. A. Sofi, A. Anggraini, and P. Sari, "Sistem Rekomendasi Musik Berdasarkan Preferensi Pengguna Dengan Menggunakan Metode Natural Language Processing (NLP)," **Santika**, vol. 3, pp. 129–133, Nov. 2023. [Online]. Available: <https://santika.upnjatim.ac.id/submissions/index.php/santika/article/view/213>
- [6] M. V. Anggoro and M. Izzatillah, "Sistem Rekomendasi Musik dengan Metode Collaborative Filtering Berbasis Android," *STRING (Satuan Tulisan Riset dan Inovasi Teknologi)*, vol. 7, no. 1, pp. 32–41, Aug. 2022. doi: 10.30998/string.v7i1.10300

- [7] A. I. Putra and R. R. Santika, "Implementasi Machine Learning dalam Penentuan Rekomendasi Musik dengan Metode Content-Based Filtering," *Edumatic*, vol. 4, no. 1, pp. 121–130, Jun. 2020. doi: 10.29408/edumatic.v4i1.2162
- [8] P. Nastiti, "Penerapan Metode Content Based Filtering Dalam Implementasi Sistem Rekomendasi Tanaman Pangan," *Teknika*, vol. 8, no. 1, pp. 1–10, Jun. 2019. doi: 10.34148/teknika.v8i1.139
- [9] A. D. Hartono and J. Sutopo, "Implementasi Algoritma Upper Confidence Bound Untuk Sistem Rekomendasi Musik," *Jurnal Algoritma*, vol. 21, no. 2, pp. 82–90, Nov. 2024. doi: 10.33364/algoritma/v.21-2.2095
- [10] G. A. V. M. Giri, M. L. Radhitya, M. A. Raharja, and I. W. Supriana, "Sistem Rekomendasi Musik Berdasarkan Data Konteks Pada Listening History Musik dan Keterkaitan Artis Indonesia," *Jurnal Resistor*, vol. 5, no. 1, pp. 86–93, Apr. 2022. doi: 10.31598/jurnalresistor.v5i1.1044
- [11] K. R. Putra and M. A. Rachman, "Perbandingan Metode Content-based, Collaborative dan Hybrid Filtering pada Sistem Rekomendasi Lagu," *MIND Journal*, vol. 9, no. 2, pp. 179–193, 2024. doi: 10.26760/mindjournal.v9i2.179-193 [Online]. Available: <https://ejurnal.itenas.ac.id/index.php/mindjournal/article/view/12447>
- [12] A. Padila, "Implementasi Metode Hybrid Filtering (Collaborative Filtering dan Content-Based Filtering) dalam Memberikan Rekomendasi Kost," Undergraduate thesis, Universitas Sulawesi Barat, 2023. [Online]. Available: <https://repository.unsulbar.ac.id/id/eprint/1571/>
- [13] G. V. R. Pake, V. C. Mawardi, and T. Sutrisno, "Penerapan Metode Content Based Filtering dalam Implementasi Sistem Rekomendasi Musik," *J. Sist. dan Teknol. Komput.*, vol. 1, no. 2, pp. 455–462, Sep. 2023. doi: 10.24912/jsstk.v1i2.31037. [Online]. Available: <https://journal.untar.ac.id/index.php/JSSTK/article/view/31037/18332>
- [14] M. Zuhair, "Sistem Rekomendasi Lagu di Spotify Berdasarkan Kemiripan Lirik Menggunakan Metode Content-Based Filtering," Undergraduate thesis, Universitas Pakuan, 2023. [Online]. Available: <https://eprints.unpak.ac.id/8559/>
- [15] D. Y. Harjananto, R. K. Dewi, and K. C. Brata, "Pengembangan Sistem Rekomendasi Musik Berdasarkan Waktu Berbasis Android," *J-PTIHK*, vol. 5, no. 5, pp. 1729–1733, Apr. 2021. [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/8981>
- [16] H. Februariyanti, A. D. Laksono, J. S. Wibowo, and M. S. Utomo, "Implementasi Metode Collaborative Filtering untuk Sistem Rekomendasi Penjualan pada Toko Mebel," *Khatulistiwa Inform.*, vol. 9, no. 1, 2021. doi: 10.31294/jki.v9i1.9859. [Online]. Available: <https://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/khatulistiwa/article/view/9859>
- [17] M. A. Madani, G. Helmi, and Y. Hendra, "Sistem Rekomendasi Musik Menggunakan Machine Learning," *J-Tech*, vol. 1, no. 1, pp. 40–49, Feb. 2024. [Online]. Available: <https://ojs.adzkia.ac.id/index.php/jtech/article/view/282>
- [18] S. Safrizal, C. Anwar, A. E. Rayeb, Y. C. Simamora, A. V. Hasugian, and J. A. Alfian, "Sistem Rekomendasi Personalisasi Pembelajaran Mahasiswa untuk Prediksi Karir dan Sertifikasi Kompetensi yang Tepat," *JITEK*, vol. 5, no. 2, pp. 01–09, Jun. 2025. doi: 10.55606/jitek.v5i2.5514. [Online]. Available: <https://researchhub.id/index.php/jitek/article/view/5514>
- [19] M. D. Fawzan, C. Setianingsih, and R. A. Nugrahaeni, "Sistem Rekomendasi Lagu Metode Collaborative Filtering Berbasis Website," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 8, no. 6, pp. 12200–12206, Dec. 2021. [Online]. Available: https://repository.telkomuniversity.ac.id/pustaka/files/175503/jurnal_eproc/sistem-rekomendasi-lagu-metode-collaborative-filtering-berbasis-website.pdf
- [20] E. Jayadi, B. Mulyawan, and M. D. Lauro, "Implementasi Metode Collaborative Filtering untuk Analisis Data Belanja Konsumen Berbasis Website (Studi Kasus Restoran MyKitchen)," *JIKSI*, vol. 9, no. 1, 2021. doi: 10.24912/jiksi.v9i1.11559. [Online]. Available: <https://journal.untar.ac.id/index.php/jiksi/article/view/11559>
- [21] P. Magron and C. Févotte, "Neural content-aware collaborative filtering for cold-start music recommendation," *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 36, pp. 1971–2005, 2022. doi: 10.1007/s10618-022-00859-8.
- [22] B. V. Chandrahaas, B. S. Panigrahi, S. D. Pande, and N. K. Swain, "A Hybrid Approach for Mobile Phone Recommendation using Content-Based and Collaborative Filtering," *EAI Endorsed Trans IoT*, vol. 10, Dec. 2023.]
- [23] V. Phaneendra Bottu, K. Ragavan. "Emotion-Based Music Recommendation System Integrating Facial Expression Recognition and Lyrics Sentiment Analysis," in *IEEE Access*, vol. 13, pp. 87740–87752, 2025.
- [24] Bontempelli, T., et al, "Flow Moods: Recommending Music by Moods on Deezer," in *Proceedings of the 16th ACM Conference on Recommender Systems*, 2022, pp. 452–455.
- [25] B. Basiliyos Tilahun Betru. " Deep Learning Methods on Recommender System: A Survey of State-of-the-art ," in *International Journal of Computer Applications* , vol. 162 , no. 10 , pp. 17-22 , 2017 .