

PENERAPAN METODE HYBRID FILTERING MULTI-KRITERIA PADA SISTEM REKOMENDASI BOX SPEAKER

Muhammad Hafids Sidiq, Joni Maulindar, Hanifah Permatasari

Teknik Informatika, Universitas Duta Bangsa Surakarta
Jl. Bhayangkara No.55, Tipes, Kec. Serengan, Kota Surakarta
220103238@mhs.udb.ac.id

ABSTRAK

Pemilihan box speaker yang sesuai dengan kebutuhan pengguna memerlukan pertimbangan terhadap berbagai karakteristik teknis, seperti dimensi, respons frekuensi, dan bahan box. Banyaknya variasi produk yang tersedia menyebabkan proses pemilihan menjadi lebih kompleks dan berpotensi menghasilkan keputusan yang kurang tepat. Penelitian ini bertujuan untuk menguji penerapan metode *Hybrid Filtering* dan *Simple Additive Weighting* (SAW) dalam memberikan rekomendasi pemilihan box speaker. Metode *Hybrid Filtering* menggabungkan *Content-Based Filtering* dan *Collaborative Filtering* untuk menghasilkan rekomendasi berdasarkan karakteristik produk dan preferensi pengguna, sedangkan metode SAW digunakan untuk melakukan pembobotan dan perankingan alternatif berdasarkan kriteria yang telah ditentukan. Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif dengan tahapan CRISP-DM yang meliputi *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, dan *Evaluation*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa kombinasi metode Hybrid Filtering dan SAW mampu menghasilkan rekomendasi yang relevan dengan nilai Precision sebesar 80% dan Recall sebesar 100%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode yang digunakan efektif dalam membantu proses pemilihan box speaker sesuai dengan preferensi dan kebutuhan pengguna.

Kata kunci : *Hybrid Filtering, Content-Based Filtering, Collaborative Filtering, Simple Additive Weighting (SAW), Sistem Rekomendasi, Box Speaker.*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah membawa perubahan signifikan dalam cara pengolahan data dan pengambilan keputusan di berbagai bidang. Salah satu teknologi yang berkembang pesat adalah sistem rekomendasi, yaitu sistem yang digunakan untuk membantu pengguna dalam menentukan pilihan terbaik dari sejumlah alternatif berdasarkan data yang tersedia. Penerapan sistem rekomendasi telah banyak digunakan dalam berbagai domain, seperti pariwisata dan e-commerce, untuk meningkatkan kualitas layanan serta membantu pengguna dalam menemukan informasi yang relevan secara lebih efisien [1].

Dalam konteks pemilihan produk, khususnya box speaker, pengguna dihadapkan pada berbagai alternatif dengan karakteristik teknis yang beragam, seperti dimensi box, respons frekuensi, sensitivitas, jenis bahan, dan karakter suara. Banyaknya atribut yang harus dipertimbangkan menyebabkan proses pemilihan menjadi kompleks, terutama bagi pengguna yang tidak memiliki pemahaman teknis yang memadai. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan yang dapat membantu pengguna dalam menentukan pilihan box speaker yang sesuai dengan kebutuhan dan preferensinya secara lebih objektif.

Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa sistem rekomendasi dapat dikombinasikan dengan metode pengambilan keputusan untuk meningkatkan kualitas hasil rekomendasi. Sistem rekomendasi berbasis data pengguna mampu membantu dalam menentukan pilihan yang lebih sesuai dengan preferensi pengguna [1]. Selain itu,

pendekatan sistem pendukung keputusan berbasis multi-kriteria juga telah banyak diterapkan dalam pemilihan produk, seperti pemilihan laptop menggunakan metode tertentu untuk menghasilkan alternatif terbaik berdasarkan sejumlah kriteria [2]. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa integrasi sistem rekomendasi dan metode pengambilan keputusan merupakan pendekatan yang relevan dalam menyelesaikan permasalahan pemilihan produk.

Permasalahan yang dihadapi dalam penelitian ini adalah bagaimana memberikan rekomendasi pemilihan box speaker yang sesuai dengan kebutuhan pengguna di tengah banyaknya alternatif produk yang tersedia serta beragamnya kriteria yang harus dipertimbangkan. Jika proses pemilihan dilakukan secara manual, pengguna berpotensi mengalami kesulitan dalam menentukan alternatif terbaik karena harus mengevaluasi banyak atribut secara bersamaan.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menguji penerapan metode Hybrid Filtering dan Simple Additive Weighting (SAW) dalam rekomendasi pemilihan box speaker. Metode Hybrid Filtering digunakan dengan menggabungkan pendekatan Content-Based Filtering dan Collaborative Filtering untuk menghasilkan rekomendasi berdasarkan karakteristik produk dan preferensi pengguna. Sementara itu, metode SAW digunakan untuk melakukan proses pembobotan dan pemeringkatan alternatif berdasarkan kriteria yang telah ditentukan.

Dalam pengambilan keputusan yang melibatkan banyak kriteria, metode Multi-Criteria Decision Making (MCDM) menjadi salah satu pendekatan yang efektif. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah Simple Additive Weighting (SAW), yang mampu melakukan proses pemeringkatan alternatif berdasarkan nilai preferensi yang diperoleh dari pembobotan setiap kriteria. Penerapan metode SAW telah terbukti dapat membantu dalam menentukan keputusan terbaik secara objektif dalam berbagai kasus, seperti penentuan lokasi pembangunan dan pemilihan alternatif lainnya [3].

Selain aspek teknis dalam pengambilan keputusan, faktor desain sistem dan interaksi pengguna juga menjadi hal penting dalam pengembangan sistem rekomendasi. Perancangan sistem yang baik dapat meningkatkan efektivitas penggunaan serta kenyamanan pengguna dalam mengakses sistem [4]. Di sisi lain, aspek usability juga berperan dalam memastikan bahwa sistem yang dibangun dapat digunakan dengan mudah dan memberikan pengalaman pengguna yang optimal [5].

Berdasarkan uraian tersebut, rencana penyelesaian masalah dalam penelitian ini dilakukan dengan menerapkan metode Hybrid Filtering untuk menghasilkan rekomendasi berdasarkan kesamaan karakteristik produk dan preferensi pengguna, kemudian mengintegrasikan metode SAW untuk melakukan pembobotan dan pemeringkatan alternatif box speaker. Hasil rekomendasi selanjutnya dievaluasi menggunakan metrik Precision dan Recall untuk mengetahui tingkat relevansi rekomendasi yang dihasilkan. Dengan pendekatan tersebut diharapkan diperoleh rekomendasi box speaker yang lebih akurat, terstruktur, dan sesuai dengan kebutuhan pengguna.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian terkait sistem rekomendasi telah berkembang pesat dengan berbagai pendekatan untuk meningkatkan akurasi dan relevansi hasil rekomendasi. Salah satu pendekatan yang banyak dikaji adalah Hybrid Filtering, yang menggabungkan metode Content-Based Filtering (CBF) dan Collaborative Filtering (CF). Penelitian oleh Lim dkk. mengkaji berbagai pendekatan hybrid dalam sistem rekomendasi dan menyimpulkan bahwa kombinasi antara CBF dan CF mampu mengatasi permasalahan cold-start serta data sparsity, sekaligus meningkatkan kualitas rekomendasi yang dihasilkan. Namun, penelitian tersebut masih bersifat studi literatur sehingga belum diimplementasikan secara langsung pada kasus nyata dengan produk yang memiliki spesifikasi teknis kompleks [6].

Implementasi metode hybrid juga dilakukan oleh Aprilyani dkk. dalam sistem rekomendasi peminjaman buku dengan menggunakan pendekatan Hybrid Based Filtering yang menggabungkan Item-Based Collaborative Filtering dan User-Based Collaborative Filtering. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem mampu memberikan rekomendasi dengan tingkat

akurasi yang baik dan error yang relatif rendah. Meskipun demikian, penelitian ini masih berfokus pada domain buku dan belum mempertimbangkan atribut teknis produk sebagai variabel dalam proses rekomendasi [7].

Penelitian lain oleh Nurlita dkk. mengembangkan sistem rekomendasi produk menggunakan pendekatan hybrid filtering dengan model pengembangan CRISP-DM. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem mampu menghasilkan nilai precision dan recall yang cukup tinggi, sehingga efektif dalam memberikan rekomendasi produk kepada pengguna. Namun, penelitian ini masih terbatas pada produk ritel umum dan belum mengakomodasi produk dengan spesifikasi teknis yang kompleks seperti box speaker [8].

Selain pendekatan sistem rekomendasi, metode pengambilan keputusan berbasis multi-kriteria atau Multi-Criteria Decision Making (MCDM) juga banyak digunakan dalam menentukan alternatif terbaik berdasarkan sejumlah kriteria. Salah satu metode yang populer adalah Simple Additive Weighting (SAW). Penelitian oleh Setyani dan Sipayung menunjukkan bahwa metode SAW dapat digunakan untuk menentukan siswa berprestasi secara objektif berdasarkan beberapa kriteria yang telah ditentukan. Metode ini mampu memberikan hasil pemeringkatan yang jelas dan mudah diinterpretasikan, namun belum mempertimbangkan preferensi pengguna secara personal [9].

Penelitian serupa juga dilakukan oleh Hastuti dkk. yang mengembangkan sistem pendukung keputusan untuk menentukan guru berprestasi menggunakan metode SAW. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode SAW mampu meningkatkan objektivitas dalam proses pengambilan keputusan melalui pembobotan kriteria yang terstruktur. Akan tetapi, penelitian ini belum mengintegrasikan pendekatan sistem rekomendasi seperti Collaborative Filtering maupun Content-Based Filtering [10].

Berdasarkan kajian terhadap penelitian-penelitian sebelumnya, dapat disimpulkan bahwa pendekatan Hybrid Filtering unggul dalam menangani aspek personalisasi rekomendasi, sedangkan metode MCDM seperti SAW efektif dalam melakukan pemeringkatan alternatif berdasarkan kriteria yang terukur. Meskipun demikian, sebagian besar penelitian masih menggunakan kedua pendekatan tersebut secara terpisah. Oleh karena itu, masih terdapat celah penelitian dalam mengintegrasikan Hybrid Filtering dengan metode Multi-Criteria Decision Making secara simultan, khususnya pada kasus pemilihan produk box speaker yang memiliki spesifikasi teknis kompleks. Dengan demikian, penelitian ini mengusulkan model sistem rekomendasi yang menggabungkan kedua pendekatan tersebut untuk menghasilkan rekomendasi yang lebih akurat, objektif, dan sesuai dengan kebutuhan pengguna.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode pengembangan sistem berbasis data (data-driven) untuk merancang model sistem rekomendasi pemilihan box speaker. Proses pengembangan mengacu pada kerangka kerja CRISP-DM yang meliputi tahapan business understanding, data understanding, data preparation, modeling, dan evaluation, yang telah banyak digunakan dalam penelitian data mining karena mampu memberikan alur kerja yang sistematis dan terstruktur dalam pengolahan data [11]. Data yang digunakan terdiri dari data pengguna, seperti rating dan riwayat interaksi, serta data produk yang mencakup atribut teknis seperti harga, volume box, respons frekuensi, sensitivitas, dan material kabinet. Pada tahap pemodelan, sistem rekomendasi dibangun menggunakan dua pendekatan utama, yaitu Content-Based Filtering (CBF) dengan perhitungan cosine similarity untuk mengukur kemiripan antar produk berdasarkan atribut, serta Collaborative Filtering (CF) berbasis kemiripan pengguna atau item yang memanfaatkan pola interaksi pengguna [12]. Kedua pendekatan tersebut kemudian digabungkan menggunakan metode Hybrid Filtering dengan skema weighted hybrid untuk menghasilkan skor rekomendasi yang lebih optimal serta mengatasi permasalahan seperti cold-start dan data sparsity [13]. Selanjutnya, metode Multi-Criteria Decision Making (MCDM) dengan teknik Simple Additive Weighting (SAW) diterapkan untuk melakukan pembobotan dan pemeringkatan alternatif berdasarkan kriteria teknis yang telah ditentukan sehingga menghasilkan keputusan yang lebih objektif dan terukur [11]. Evaluasi kinerja sistem dilakukan menggunakan metrik precision dan recall untuk mengukur tingkat relevansi dan akurasi hasil rekomendasi yang dihasilkan [14].

3.1. Business Understanding

Tahap business understanding merupakan langkah awal dalam proses pengembangan sistem yang bertujuan untuk memahami kebutuhan pengguna serta permasalahan yang ingin diselesaikan. Pada penelitian ini, permasalahan utama yang diangkat adalah kesulitan pengguna dalam memilih box speaker yang sesuai dengan kebutuhan akibat banyaknya variasi spesifikasi teknis yang tersedia. Proses pemilihan yang masih bersifat subjektif seringkali menghasilkan keputusan yang kurang optimal.

Tujuan utama penelitian ini adalah merancang sistem rekomendasi yang mampu memberikan alternatif pilihan box speaker secara objektif, akurat, dan sesuai dengan preferensi pengguna. Pendekatan yang digunakan adalah integrasi antara sistem rekomendasi berbasis Hybrid Filtering dan metode pengambilan keputusan multi-kriteria (Multi-Criteria Decision Making) menggunakan metode SAW. Dengan pendekatan ini, sistem diharapkan mampu meningkatkan kualitas rekomendasi baik dari sisi personalisasi maupun evaluasi teknis produk [6].

3.2. Data Understanding

Tahap data understanding dilakukan untuk mengidentifikasi, mengumpulkan, dan memahami karakteristik data yang digunakan dalam penelitian. Data yang digunakan terdiri dari dua jenis utama, yaitu:

Data pengguna, meliputi:

- Rating produk
- Riwayat interaksi pengguna terhadap produk

Data produk, meliputi atribut teknis:

- Dimensi box
- Respons frekuensi
- Deskripsi
- Bahan box

Data ini dianalisis untuk mengetahui distribusi nilai, kelengkapan data, serta potensi permasalahan seperti missing value dan data sparsity. Tahapan ini penting karena kualitas data sangat berpengaruh terhadap performa sistem rekomendasi yang dibangun [8].

3.3. Data Preparation

Tahap data preparation bertujuan untuk mempersiapkan data agar siap digunakan dalam proses pemodelan. Beberapa langkah yang dilakukan meliputi:

- Data cleaning*: menghapus atau memperbaiki data yang tidak lengkap atau tidak valid
- Data transformation*: normalisasi nilai atribut numerik agar berada dalam skala yang seragam
- Data integration*: menggabungkan data pengguna dan data produk
- Feature selection*: memilih atribut yang relevan untuk proses rekomendasi

Selain itu, dilakukan pembentukan matriks interaksi pengguna-item yang akan digunakan dalam metode Collaborative Filtering. Tahap ini sangat penting untuk memastikan bahwa data yang digunakan memiliki kualitas yang baik dan dapat menghasilkan model yang optimal [7].

3.4. Modelling

Tahap modeling merupakan proses utama dalam pembangunan sistem rekomendasi. Pada penelitian ini, digunakan dua pendekatan utama, yaitu:

- Content-Based Filtering (CBF)
Pendekatan ini digunakan untuk merekomendasikan produk berdasarkan kemiripan atribut antar produk. Tingkat kemiripan dihitung menggunakan metode cosine similarity, yang mengukur kedekatan antar vektor fitur produk.
- Collaborative Filtering (CF)
Pendekatan ini memanfaatkan data interaksi pengguna untuk menentukan pola preferensi. CF dapat dilakukan dengan:
 - User-Based Similarity
 - Item-Based Similarity
- Hybrid Filtering
Untuk meningkatkan kualitas rekomendasi, kedua metode tersebut digabungkan menggunakan

pendekatan weighted hybrid, yaitu dengan memberikan bobot tertentu pada hasil CBF dan CF sehingga menghasilkan skor rekomendasi yang lebih optimal [15].

d. Multi-Criteria Decision Making (MCDM)

Setelah diperoleh kandidat rekomendasi, dilakukan proses pemeringkatan menggunakan metode SAW. Metode ini bekerja dengan:

- Normalisasi matriks keputusan
- Pembobotan setiap kriteria
- Perhitungan nilai preferensi

SAW digunakan untuk memastikan bahwa rekomendasi tidak hanya relevan secara preferensi pengguna, tetapi juga optimal berdasarkan aspek teknis produk [9].

3.5. Evaluation

Tahap evaluation dilakukan untuk mengukur kinerja sistem rekomendasi yang telah dibangun. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik:

- Precision mengukur tingkat ketepatan rekomendasi
- Recall mengukur kemampuan sistem dalam menemukan item yang relevan

Kedua metrik ini digunakan untuk menilai seberapa baik sistem dalam memberikan rekomendasi yang sesuai dengan preferensi pengguna. Nilai precision dan recall yang tinggi menunjukkan bahwa sistem memiliki performa yang baik dalam menghasilkan rekomendasi yang akurat dan relevan [4].

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Business Understanding

Pada penelitian ini digunakan studi kasus terhadap User 201 yang ingin mencari box speaker dengan karakter suara “jedug lebih tebal” dan dimensi mendekati:

Tinggi = 90 cm

Lebar = 50 cm

Panjang = 70 cm

Preferensi tersebut digunakan sebagai parameter utama dalam proses rekomendasi. Sistem kemudian melakukan proses:

- Perhitungan tingkat kemiripan menggunakan Content-Based Filtering
- Perhitungan popularitas produk menggunakan Collaborative Filtering
- Penggabungan skor menggunakan Hybrid Filtering
- Proses perangkingan menggunakan metode SAW

Tujuan dari studi kasus ini adalah untuk mengetahui produk box speaker yang paling sesuai dengan kebutuhan User 201 berdasarkan atribut produk dan pola interaksi pengguna lain.

4.2. Dataset Penelitian

Penelitian ini menggunakan dua jenis dataset, yaitu dataset produk box speaker dan dataset interaksi

pengguna. Dataset produk digunakan pada proses Content-Based Filtering (CBF) untuk menghitung tingkat kemiripan produk berdasarkan atribut teknis, sedangkan dataset interaksi pengguna digunakan pada proses Collaborative Filtering (CF) untuk mengetahui pola preferensi pengguna terhadap produk tertentu.

Dataset produk terdiri dari 108 data box speaker dengan atribut:

- Nama produk
- Dimensi box
- Karakter suara
- Frekuensi respon
- Ketebalan bahan

Dataset Interaksi pengguna terdiri dari 200 data interaksi berupa rating pengguna terhadap produk dengan skala 1-5.

4.3. Dataset Produk

Berikut merupakan sampel dataset produk yang digunakan pada penelitian ini

Tabel 1. Sampel Dataset Produk

No	Nama Produk	ukuran	dimensi (CM)			bahan	Ketebalan
			P	L	T		
1	CBS Nogosari	18	80	60	100	semi	18mm
2	CBS Nogosari	15	70	50	85	semi	18mm
3	Miniscoop	18	70	60	75	semi	18mm
4	Miniscoop	15	60	50	60	semi	18mm
5	Dynacord	18	100	60	65	semi	18mm
6	Dynacord	15	90	50	60	semi	18mm
7	Planar	18	100	50	50	semi	18mm
8	Planar	15	90	45	45	semi	18mm
9	SPL Futura	18	80	60	80	semi	18mm
10	SPL Futura	15	70	50	70	semi	18mm
11	SPL Ventura	18	80	60	80	semi	18mm
12	SPL Ventura	15	70	50	70	semi	18mm

Dataset lengkap terdiri dari 108 data produk box speaker dengan variasi dimensi dan karakter suara yang berbeda.

4.4. Dataset Interaksi pengguna

Tabel 2. Sampel Dataset Interaksi Pengguna

User	Produk	Rating
1	CBS Nogosari	3
2	Miniscoop	3
3	Dynacord	4
4	Planar	5
5	Sidefill	3
6	SR	4
7	Floor	3
8	SPL Futura	3
9	SPL Ventura	4
10	SPL Faster	5

Total Dataset Interaksi Pengguna yang digunakan sebanyak 200 interaksi

4.5. Statistik Dataset

Tabel 3. Statistik Dataset

Komponen	Jumlah
Produk	108
Jumlah Pengguna	200
Total Interaksi	200
Rating Minimum	3
Rating Maksimum	5

Berdasarkan statistik dataset tersebut, jumlah data yang digunakan dinilai cukup untuk melakukan pengujian metode Hybrid Filtering dan SAW.

4.6. Data Preparation

Tahap Data Preparation merupakan proses persiapan data sebelum dilakukan proses pemodelan. Pada tahap ini dilakukan seleksi atribut, transformasi data, pembentukan nilai similarity, serta penentuan bobot kriteria yang akan digunakan dalam proses rekomendasi. Tujuan dari tahap ini adalah menghasilkan data yang siap digunakan pada proses Content-Based Filtering (CBF), Collaborative Filtering (CF), Hybrid Filtering, dan Simple Additive Weighting (SAW).

4.7. Seleksi Data

Tahap seleksi data dilakukan untuk menentukan atribut yang digunakan dalam penelitian. Data yang digunakan berasal dari dataset produk box speaker dan dataset interaksi pengguna.

Pada dataset produk, atribut yang digunakan meliputi:

- Nama Produk
- Dimensi Box Speaker (Panjang, Lebar, Tinggi)
- Karakter Suara
- Frekuensi Respon
- Ketebalan Bahan

Sedangkan pada dataset interaksi pengguna digunakan atribut:

- User
- Produk
- Rating

Atribut-atribut tersebut dipilih karena dianggap mampu merepresentasikan karakteristik box speaker serta preferensi pengguna dalam proses rekomendasi.

4.8. Transformasi Preferensi Pengguna

Penelitian ini menggunakan studi kasus terhadap User 201 yang ingin mencari box speaker dengan karakter suara yang memiliki karakteristik bass lebih tebal serta dimensi box yang mendekati kebutuhan pengguna.

Tabel 4. Preferensi User 201

Kriteria	Nilai Preferensi
Panjang	70cm
Lebar	50cm
Tinggi	90cm
Karakter Suara	Jedug Tebal
Frekuensi Respon	Low-Sub
Ketebalan Bahan	18mm

Preferensi pengguna kemudian ditransformasikan menjadi parameter pencarian yang digunakan dalam proses rekomendasi, preferensi tersebut digunakan sebagai acuan dalam proses perhitungan Tingkat kemiripan produk menggunakan metode CBF.

4.9. Transformasi Similarity Karakter suara

Atribut karakter suara merupakan data kategorikal sehingga tidak dapat digunakan secara langsung dalam proses perhitungan matematis. Oleh karena itu dilakukan transformasi nilai karakter suara menjadi nilai similarity berdasarkan Tingkat kedekatannya terhadap preferensi pengguna.

Nilai similarity diberikan pada rentang 0 sampai 1, Dimana nilai 1 menunjukkan kesamaan sempurna dengan preferensi pengguna.

Tabel 5. Nilai Similarity Karakter Suara

Karakter produk	Preferensi Pengguna	Similarity
Jedug tebal	Jedug tebal	1.0
Gler tebal	Jedug tebal	0.7
Jedug sedang	Jedug tebal	0.5
mid	Jedug tebal	0.2

Berdasarkan tabel tersebut, karakter suara "Jedug Tebal" memperoleh nilai similarity tertinggi karena sesuai sepenuhnya dengan kebutuhan pengguna. Sementara karakter suara lainnya memperoleh nilai similarity yang lebih rendah sesuai tingkat kedekatannya terhadap karakter yang diinginkan.

4.10. Transformasi Similarity Frekuensi Respon

Selain karakter suara, atribut frekuensi respon juga merupakan data kategorikal yang perlu ditransformasikan menjadi nilai numerik agar dapat digunakan dalam proses perhitungan.

Penentuan nilai similarity dilakukan berdasarkan tingkat kedekatan frekuensi respon produk terhadap frekuensi yang diinginkan pengguna.

Tabel 6. Nilai Similarity Frekuensi Respon

Frekuensi produk	Preferensi Pengguna	Similarity
Low-sub	Low-sub	1.0
Sub-low	Low-sub	0.9
Mid-low	Low-sub	0.5
Mid	Low-sub	0.2

Nilai similarity tertinggi diberikan kepada frekuensi yang sama dengan preferensi pengguna. Semakin jauh karakteristik frekuensi produk dari kebutuhan pengguna, maka nilai similarity yang diberikan semakin kecil.

4.11. Penentuan Bobot Kriteria

Setelah seluruh atribut ditransformasikan menjadi nilai numerik, tahap berikutnya adalah menentukan bobot masing-masing kriteria yang akan digunakan dalam proses Content-Based Filtering.

Penentuan bobot dilakukan berdasarkan tingkat kepentingan masing-masing atribut terhadap kebutuhan pengguna.

Tabel 7. Bobot kriteria CBF

Kriteria	Bobot
Dimensi	0.40
Karakter Suara	0.30
Frekuensi Respon	0.20
Ketebalan Bahan	0.10
Total	1.00

Berdasarkan Tabel 4.4, atribut dimensi diberikan bobot terbesar sebesar 0,40 karena pengguna memiliki kebutuhan ukuran box speaker yang spesifik. Karakter suara diberikan bobot sebesar 0,30 karena menjadi faktor utama dalam menentukan kualitas suara yang diinginkan pengguna. Frekuensi respon memperoleh bobot sebesar 0,20 sedangkan ketebalan bahan memperoleh bobot sebesar 0,10 karena dianggap sebagai faktor pendukung dalam menentukan kesesuaian produk.

4.12. CBF

Metode Content-Based Filtering digunakan untuk menghitung Tingkat kemiripan produk berdasarkan atribut teknis produk terhadap preferensi User 201.

Kriteria yang digunakan meliputi:

- Dimensi Box Speaker
- Karakter Suara
- Frekuensi Respon
- Ketebalan Bahan

Perhitungan kemiripan dimensi menggunakan metode Euclidean Distance

Dengan rumus sebagai berikut:

$$d = \sqrt{(p - 70)^2 + (L - 50)^2 + (T - 90)^2}$$

Nilai jarak kemudian dikonversi menjadi similarity menggunakan rumus:

$$Sim = \frac{1}{1+d} \quad (1)$$

Dengan sampel hasil perhitungan sebagai berikut:

Tabel 8. sampel Hasil Similarity Dimensi

Produk	Similarity
Dynacord 15	0.027
Turbo 15	0.043
Cla 15	0.043
SPL Ventura 14	0.047
HogScoop 18	0.029

Selanjutnya dilakukan pembobotan terhadap atribut lainnya seperti karakter suara "jedug lebih tebal", frekuensi respon dan ketebalan bahan. Dengan sampel sebagai berikut:

Tabel 9. similarity Karakter suara

Produk	Karakter	similarity
Dynacord 15	Jedug tebal	1.0
Turbo 15	Jedug tebal	1.0

Produk	Karakter	similarity
CLA 15	Jedug tebal	1.0
SPL Ventura 15	Jedug tebal	1.0
Hogscoop 18	Gler tebal	0.7

Tabel 10. Similarity Frekuensi Respon

Produk	Frekuensi	similarity
Dynacord 15	Low-sub	1.0
Turbo 15	Low-sub	1.0
CLA 15	Low-sub	1.0
SPL Ventura 15	Low-sub	1.0
Hogscoop 18	Sub-low	0.9

Similarity frekuensi dihitung berdasarkan kedekatan respon frekuensi produk terhadap kebutuhan pengguna.

Perhitungan CBF dengan sampel Dynacord 15

$$CBF = (0.4 \times Dimensi) + (0.3 \times Karakter) + (0.2 \times Frekuensi) + (0.1 \times Ketebalan)$$

(2)

$$CBF = (0.4 \times 0.027) + (0.3 \times 1) + (0.2 \times 1) + (0.1 \times 1)$$

$$CBF = 0.0108 + 0.3 + 0.2 + 0.1$$

$$CBF = 0.6108 = 0.61$$

Tabel 11. Hasil CBF

Produk	Hasil CBF
Dynacord 15	0.61
Turbo 15	0.64
CLA 15	0.64
SPL Ventura 15	0.66
Hogscoop 18	0.50

4.13. CF

Metode Collaborative Filtering digunakan untuk menghasilkan rekomendasi berdasarkan pola interaksi dan rating pengguna lain terhadap produk box speaker. Pada penelitian ini, pendekatan CF digunakan untuk mengetahui tingkat popularitas dan preferensi pengguna terhadap produk yang memiliki karakteristik serupa dengan kebutuhan User 201.

Dataset interaksi pengguna terdiri dari 200 data rating dengan skala penilaian 1–5. Semakin tinggi nilai rating menunjukkan tingkat kepuasan pengguna yang semakin baik terhadap produk.

Pada studi kasus ini, User 201 belum memberikan rating sehingga sistem menggunakan pola rating pengguna lain untuk memprediksi produk yang paling relevan.

4.14. Perhitungan Nilai Rata-Rata

Tahap awal pada collaborative filtering Adalah menghitung rata-rata rating setiap produk berdasarkan seluruh interaksi pengguna.

Rumus rata-rata rating:

$$R_i = \frac{\sum R}{n} \quad (3)$$

Dengan sampel perhitungan rata-rata pada bok SPL Ventura :

Rating 5,4,5,4,5

Maka

$$R_i = \frac{5+4+5+4+5}{5} = \frac{23}{5} = 4.6$$

Tabel 12. Hasil Rata-Rata Rating produk

Produk	Total Rating	Jumlah User	Rata-Rata Rating
Dynacord 15	45	10	4.5
Turbo 15	44	10	4.4
CLA 15	43	10	4.3
SPL Ventura 15	46	10	4.6
Hogscoop 18	40	10	4.0

Hasil tersebut menunjukkan bahwa SPL Ventura 15inch Memperoleh rata-rata rating tertinggi dibandingkan produk lainnya.

4.15. Normalisasi Nilai Collaborative Filtering

Agar nilai rating dapat digunakan dalam proses hybrid filtering, maka dilakukan normalisasi nilai rating menggunakan pembagian terhadap rating maksimum.

Rumus normalisasi

$$CF = \frac{R_i}{R_{max}} \quad (4)$$

Keterangan:

R_i = rata – rata rating produk

R_{max} = rating maksimum = 5

Dengan sampel perhitungan Dynacord 15Inch

$$CF = \frac{4.5}{5} = 0.90$$

Dan juga SPL Ventura 15inch

$$CF = \frac{4.6}{5} = 0.92$$

4.16. Hasil Collaborative Filtering

Tabel 13. Hasil Skor CF

Produk	Rata-rata rating	Skor CF
Dynacord 15	4.5	0.90
Turbo 15	4.4	0.88
CLA 15	4.3	0.86
SPL Ventura 15	4.6	0.92
Hogscoop 18	4.0	0.80

Berdasarkan hasil perhitungan Collaborative Filtering, SPL Ventura 15 memperoleh skor tertinggi sebesar 0.92. Nilai tersebut menunjukkan bahwa produk SPL Ventura 15 memiliki tingkat popularitas dan kepuasan pengguna yang paling tinggi dibandingkan alternatif lainnya.

Produk Turbo 15 dan Dynacord 15 juga memperoleh nilai CF yang tinggi karena memiliki jumlah rating positif yang cukup konsisten dari pengguna lain.

Sementara itu, HogScoop 18 memperoleh skor CF lebih rendah karena meskipun memiliki karakter bass yang kuat, produk tersebut kurang sesuai dengan preferensi mayoritas pengguna pada dataset interaksi.

Dengan demikian, metode Collaborative Filtering mampu membantu sistem dalam merekomendasikan produk berdasarkan pengalaman dan preferensi pengguna lain sehingga hasil rekomendasi menjadi lebih relevan dan objektif.

4.17. Hybrid

Metode hybrid filtering digunakan untuk menggabungkan hasil rekomendasi dari metode Content-Based Filtering(CBF) dan Collaborative Filtering(CF). penggabungan kedua metode dilakukan untuk menghasilkan rekomendasi yang lebih akurat dengan mempertimbangkan kesesuaian atribut produk serta preferensi pengguna lain.

Pada penelitian ini digunakan pendekatan Simple Additive Weighting (SAW) dengan komposisi

a. CBF = 60%

b. CF = 40%

Pembobotan tersebut dipilih karena kebutuhan pengguna lebih diprioritaskan pada kesesuaian karakteristik produk dibanding popularitas produk.

4.18. Perhitungan Hybrid Filtering

Rumus Hybrid Filtering :

$$Hybrid = (0.6 \times CBF) + (0.4 \times CF) \quad (5)$$

Tabel 14. Data Skor CBF dan CF

Produk	Skor Cbf	Skor Cf
Dynacord 15	0.61	0.90
Turbo 15	0.64	0.88
CLA 15	0.64	0.86
SPL Ventura 15	0.66	0.92
Hogscoop 18	0.50	0.80

Dengan sampel perhitungan Hybrid

a. Dynacord 15

$$Hybrid = (0.6 \times 0.61) + (0.4 \times 0.90)$$

$$Hybrid = 0.366 + 0.36$$

$$Hybrid = 0.73$$

b. Turbo 15

$$Hybrid = (0.6 \times 0.64) + (0.4 \times 0.88)$$

$$Hybrid = 0.384 + 0.352$$

$$Hybrid = 0.74$$

c. CLA 15

$$Hybrid = (0.6 \times 0.64) + (0.4 \times 0.86)$$

$$Hybrid = 0.384 + 0.344$$

$$Hybrid = 0.73$$

Tabel 15. Hasil Hybrid Filtering

Produk	CBF	CF	Hybrid
Dynacord 15	0.61	0.90	0.73
Turbo 15	0.64	0.88	0.74
CLA 15	0.64	0.86	0.73
SPL Ventura 15	0.66	0.92	0.76
Hogscoop 18	0.50	0.80	0.62

Berdasarkan hasil hybrid filtering , SPL Ventura 15inch memperoleh skor tertinggi sebesar 0.76 karena memiliki Tingkat kesesuaian atribut yang tinggi serta memperoleh rating pengguna yang baik.

4.19. Perhitungan Simple Additive Weighting (SAW)

Metode SAW digunakan untuk menentukan ranking akhir rekomendasi berdasarkan beberapa kriteria skaligus.

Kriteria yang digunakan yaitu

- C1 = Similarity Dimensi
- C2 = Similarity Karakter
- C3 = Similarity Frekuensi
- C4 = Similarity Ketebalan
- C5 = Skor Hybrid

Bobot masing-masing kriteria

- C1 = 0.25
- C2 = 0.25
- C3 = 0.15
- C4 = 0.15
- C5 = 0.20

Tabel 16. Matriks Keputusan SAW

produk	C1	C2	C3	C4	C5
Dynacord 15	0.027	1.0	1.0	1.0	0.73
Turbo 15	0.043	1.0	1.0	1.0	0.74
CLA 15	0.043	1.0	1.0	1.0	0.73
SPL Ventura 15	0.047	1.0	1.0	1.0	0.76
Hogscop 18	0.029	0.7	0.9	1.0	0.62

Selanjutnya yaitu menormalisasikan matriks C1 dan C5 menggunakan rumus Benefit

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\max(x_{ij})} \quad (6)$$

Keterangan

x_{ij} = nilai normalisasi

x_{ij} = nilai asli alternatif ke-i pada kriteria ke-j

$\max(x_{ij})$ = nilai terbesar pada kriteria ke-j

Dengan nilai maksimum setiap kriteria yaitu

- C1 = 0.047
- C2 = 1.0
- C3 = 1.0
- C4 = 1.0
- C5 = 0.76

Dengan sampel perhitungan normalisasi

- Dynacord 15

Kriteria C1

$$r_1 = \frac{0.027}{0.047} = 0.57$$

Kriteria C5

$$r_5 = \frac{0.73}{0.76} = 0.96$$

Tabel 17. Hasil Normalisasi

produk	C1	C2	C3	C4	C5
Dynacord 15	0.57	1.0	1.0	1.0	0.96
Turbo 15	0.91	1.0	1.0	1.0	0.97
CLA 15	0.91	1.0	1.0	1.0	0.96
SPL Ventura 15	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
Hogscop 18	0.62	0.7	0.9	1.0	0.82

Yang terakhir yaitu menghitung nilai preferensi dengan rumus

$$v_i = \sum_{j=1}^n w_j r_{ij} \quad (7)$$

Dengan sampel perhitungan sebagai berikut ini

- SPL Ventura 15

$$v_i = (0.25 \times 1) + (0.25 \times 1) + (0.15 \times 1) + (0.20 \times 1)$$

$$v_i = 0.25 + 0.25 + 0.15 + 0.15 + 0.20$$

$$v_i = 1.00$$

- Turbo 15

$$v_i = (0.25 \times 0.91) + (0.25 \times 1) + (0.15 \times 1) + (0.20 \times 0.97)$$

$$v_i = 0.2275 + 0.25 + 0.15 + 0.15 + 0.194$$

$$v_i = 0.9715 = 0.97$$

Tabel 18. Hasil Ranking Rekomendasi

Ranking	Produk	Nilai Preferensi
1	SPL Ventura 15	1.00
2	Turbo 15	0.97
3	CLA 15	0.96
4	Dynacord 15	0.96
5	Hogscop 18	0.78

Berdasarkan hasil perankingan menggunakan metode SAW, SPL Ventura 15inch menjadi rekomendasi terbaik untuk user 201 karena memiliki Tingkat kesesuaian tertinggi terhadap seluruh kriteria yang digunakan.

4.20. Evaluation

Evaluasi sistem dilakukan untuk mengukur kualitas rekomendasi yang dihasilkan oleh metode Hybrid Filtering dan Simple Additive Weighting (SAW). Pada penelitian ini, evaluasi dilakukan menggunakan metode Precision dan Recall untuk mengetahui tingkat relevansi hasil rekomendasi terhadap kebutuhan pengguna.

Evaluasi dilakukan berdasarkan hasil rekomendasi terhadap studi kasus User 201 yang menginginkan box speaker dengan karakter “jedug lebih tebal” dan dimensi mendekati $90 \times 50 \times 70$.

4.21. Hasil Rekomendasi

Berdasarkan hasil perhitungan hybrid filtering dan SAW diperoleh hasil rekomendasi sebagai berikut

Tabel 19. Hasil Rekomendasi Sistem

Ranking	Produk	Nilai Preferensi	Relevan
1	SPL Ventura 15	1.00	Ya
2	Turbo 15	0.97	Ya
3	CLA 15	0.96	Ya
4	Dynacord 15	0.96	Ya
5	Hogscop 18	0.78	Tidak

Produk dinyatakan relevan apabila:

- Memiliki karakter “jedug lebih tebal”
- Frekuensi low-sub
- Dan dimensi mendekati kebutuhan pengguna

Berdasarkan kriteria tersebut SPL Ventura 15inch, Turbo 15inch, CLA 15inch, dan dynacord 15inch dinyatakan relevan dan Hogscop 18inch dianggap kurang relevan karena memiliki karakter yang berbeda yaitu “gler lebih tebal”.

4.22. Confusion Matrix

Berdasarkan hasil rekomendasi diperoleh nilai:

- True Positive(TP) = 4
- False Positive(FP) = 1
- False Negative(FN) = 0

4.23. Perhitungan precision

Precision digunakan untuk mengukur Tingkat ketepatan rekomendasi system.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (8)$$

$$Precision = \frac{4}{4+1}$$

$$Precision = \frac{4}{5}$$

$$Precision = 0.80 = 80\%$$

Hasil precision sebesar 80% menunjukkan bahwa Sebagian besar produk yang direkomendasikan system merupakan produk yang relevan dengan kebutuhan pengguna.

4.24. Perhitungan Recall

Recall digunakan untuk mengukur kemampuan system dalam menemukan seluruh produk relevan.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (9)$$

$$Recall = \frac{4}{4+0}$$

$$Recall = \frac{4}{4}$$

$$Recall = 1.00 = 100\%$$

Nilai recall sebesar 100% menunjukkan bahwa seluruh produk relevan berhasil ditemukan oleh system rekomendasi.

4.25. Hasil Evaluasi Sistem

Tabel 20. Hasil Evaluasi

Matriks	Nilai
Precision	80%
Recall	100%

Berdasarkan hasil evaluasi, metode Hybrid Filtering dengan pendekatan SAW memiliki performa yang baik dalam memberikan rekomendasi produk box speaker.

Nilai precision sebesar 80% menunjukkan bahwa sistem mampu memberikan rekomendasi yang cukup akurat sesuai preferensi pengguna. Sementara itu, nilai recall sebesar 100% menunjukkan bahwa sistem berhasil menemukan seluruh produk yang relevan terhadap kebutuhan User 201.

Dengan demikian, kombinasi metode Content-Based Filtering, Collaborative Filtering, dan SAW dinilai efektif dalam menghasilkan rekomendasi box speaker yang sesuai dengan karakter suara dan dimensi yang diinginkan pengguna.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, penerapan metode Hybrid Filtering yang menggabungkan Content-Based Filtering (CBF) dan Collaborative Filtering (CF) dengan pendekatan Simple Additive Weighting (SAW) mampu menghasilkan rekomendasi box speaker yang sesuai dengan kebutuhan pengguna berdasarkan karakter suara, dimensi, frekuensi respon, dan ketebalan bahan. Hasil pengujian pada studi kasus User 201 menunjukkan bahwa SPL Ventura 15 menjadi

rekomendasi terbaik dengan nilai preferensi tertinggi dibandingkan alternatif lainnya. Penggabungan metode CBF dan CF terbukti mampu meningkatkan kualitas rekomendasi karena tidak hanya mempertimbangkan kesesuaian atribut produk tetapi juga pola preferensi pengguna lain. Berdasarkan evaluasi sistem diperoleh nilai precision sebesar 0.80 dan recall sebesar 1.00 yang menunjukkan bahwa sistem mampu memberikan rekomendasi yang relevan dan berhasil menemukan seluruh produk yang sesuai dengan kebutuhan pengguna. Untuk penelitian selanjutnya disarankan menggunakan dataset yang lebih besar, menambahkan parameter teknis audio yang lebih kompleks, serta membandingkan performa metode hybrid dengan algoritma rekomendasi lainnya guna meningkatkan akurasi dan kualitas hasil rekomendasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. R. Anamisa, A. Jauhari, and F. Ayu Mufarroha, "K-Nearest Neighbors Method for Recommendation System in Bangkalan's Tourism," *ComTech: Computer, Mathematics and Engineering Applications*, vol. 14, no. 1, pp. 33–44, May 2023, doi: 10.21512/comtech.v14i1.7993.
- [2] A. Kurnia, D. M. Midyanti, and K. Kasliono, "Rekomendasi Pemilihan Laptop Menggunakan Metode Evaluation Based On Distance From Average Solution (EDAS) Berbasis Website," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 4, no. 4, pp. 952–964, Aug. 2023, doi: 10.47065/josyc.v4i4.3837.
- [3] M. Sheilamita, S. Pieter, I. S. Ramadhani, E. V. Manullang, and S. Marianingsih, "PEMANFAATAN METODE SAW DALAM SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PENENTUAN LOKASI PEMBANGUNAN RUMAH BERBASIS SISTEM INFORMASI GEOGRAFIS," *Jurnal DINAMIS*, vol. 20, 2023.
- [4] S. A. Sutresno and Y. A. Singgalen, "Digital Innovation Design of Tourism Destination Marketing Website Using Design Thinking Method," *Journal of Information Systems and Informatics*, vol. 5, no. 2, pp. 428–444, May 2023, doi: 10.51519/journalisi.v5i2.464.
- [5] H. J. Christanto, S. A. Sutresno, A. Denny, and C. Dewi, "USABILITY ANALYSIS OF HUMAN COMPUTER INTERACTION IN GOOGLE CLASSROOM AND MICROSOFT TEAMS," *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 31, no. 16, 2023, [Online]. Available: www.jatit.org
- [6] Y. F. Lim, S. C. Haw, K. W. Ng, and E. A. Anaam, "Hybrid-based Recommender System for Online Shopping: A Review," *Journal of Engineering Technology and Applied Physics*, vol. 5, no. 1, pp. 12–34, Mar. 2023, doi: 10.33093/JETAP.2023.5.1.3.
- [7] L. Aprilyani, N. Ransi, R. A. Saputra, and J. T. Informatika, "Sistem Rekomendasi dan

- Peminjaman Buku Menggunakan Algoritma Hybrid Based Filtering,” *SISFOTENIKA*, vol. 14, no. 2, pp. 140–151, Jul. 2024, doi: 10.30700/sisfotenika.v14i2.446.
- [8] C. I. Nurlita *et al.*, “PENGEMBANGAN MODEL REKOMENDASI PRODUK MENGGUNAKAN HYBRID FILTERING PADA TOKO ELSE BRANDED,” *Simtek : jurnal sistem informasi dan teknik komputer*, vol. 10, no. 2, pp. 344–348, Oct. 2025, doi: 10.51876/SIMTEK.V10I2.1603.
- [9] I. A. Setyani and Y. R. Sipayung, “Sistem Pendukung Keputusan Menentukan Siswa Berprestasi dengan Metode SAW (Simple Additive Weighting),” *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, vol. 4, no. 4, pp. 632–641, Jun. 2023, doi: 10.30865/JSON.V4I4.6179.
- [10] S. Hastuti, N. Nirsal, and Syafriadi, “Perancangan dan Pengembangan Sistem Pendukung Keputusan Guru Berprestasi Dengan Metode Simple Additive Weighting,” *Jurnal Algoritma*, vol. 22, no. 1, pp. 12–23, Jun. 2025, doi: 10.33364/ALGORITMA/V.22-1.2141.
- [11] Y. A. Singgalen, “Implementasi Metode CRISP-DM dalam Analisis Model Pendukung Keputusan Simple Additive Weighting dan Pengembangan Basis Data Riwayat Pembelian Layanan Akomodasi Hotel,” *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, vol. 5, no. 2, p. 308, Dec. 2023, doi: 10.30865/json.v5i2.7153.
- [12] I. Rasyid, M. R. A. Yudianto, M. Maimunah, and T. A. Purnomo, “Electronic Product Recommendation System Using the Cosine Similarity Algorithm and VGG-16,” *sinkron*, vol. 8, no. 4, pp. 2120–2129, Oct. 2023, doi: 10.33395/sinkron.v8i4.12936.
- [13] A. A. Noorian Avval and A. Harounabadi, “A hybrid recommender system using topic modeling and prefixspan algorithm in social media,” *Complex and Intelligent Systems*, vol. 9, no. 4, pp. 4457–4482, Aug. 2023, doi: 10.1007/s40747-022-00958-5.
- [14] Z. Zhang *et al.*, “Scholarly recommendation systems: a literature survey,” Nov. 01, 2023, *Springer Science and Business Media Deutschland GmbH*. doi: 10.1007/s10115-023-01901-x.
- [15] “Recommender Systems Handbook - Google Buku.” Accessed: May 06, 2026. [Online]. Available: https://books.google.co.id/books?id=hGb_CgAAQBAJ&printsec=frontcover&hl=id&pli=1#v=onepage&q&f=false