

# Sistem Rekomendasi Box Speaker dengan Metode *Content-Based Filtering*

Christian Wahyu Kurniawan<sup>1\*</sup>, Ikrar Bagaskara<sup>2</sup>, Danny Akbar Permana<sup>3</sup>, Muhammad Hafids Sidiq<sup>4</sup>,  
Muhammad Rifan Amirul H<sup>5</sup>, Vihi Atina<sup>6</sup>

<sup>1</sup>Teknik Informatika  
Universitas Duta Bangsa Surakarta  
<sup>1\*</sup>220103227@mhs.udb.ac.id

<sup>2</sup>Teknik Informatika  
Universitas Duta Bangsa Surakarta  
<sup>2</sup> 210103101@mhs.udb.ac.id

<sup>3</sup> Teknik Informatika  
Universitas Duta Bangsa Surakarta  
<sup>3</sup>220103228@mhs.udb.ac.id

<sup>4</sup> Teknik Informatika  
Universitas Duta Bangsa Surakarta  
<sup>4</sup>220103238@mhs.udb.ac.id

<sup>5</sup> Teknik Informatika  
Universitas Duta Bangsa Surakarta  
<sup>5</sup> muhrifanhafizh@gmail.com

<sup>6</sup> Teknik Informatika  
Universitas Duta Bangsa Surakarta  
<sup>6</sup> vihi\_atina@udb.ac.id

**Abstrak**— Pemilihan box speaker seringkali menjadi tantangan bagi konsumen akibat banyaknya variasi produk dengan spesifikasi teknis yang kompleks. Fenomena kelebihan informasi ini dapat menyulitkan pengambilan keputusan. Penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan sebuah rancangan sistem rekomendasi box speaker dengan pendekatan Content-Based Filtering untuk membantu mengatasi masalah tersebut. Metode perancangan yang digunakan mengacu pada fase awal System Development Life Cycle (SDLC) yang mencakup analisis kebutuhan, perancangan arsitektural, perancangan logis, dan perancangan antarmuka. Logika inti sistem dirancang menggunakan kombinasi teknik One-Hot Encoding, Normalisasi, dan metrik Cosine Similarity untuk mengukur kemiripan antar produk. Penelitian ini berhasil menghasilkan tiga artefak utama: (1) sebuah arsitektur sistem yang menggambarkan alur kerja, (2) sebuah simulasi perhitungan manual yang membuktikan kelayakan logika rekomendasi, dan (3) sebuah high-fidelity mockup antarmuka pengguna. Hasil rancangan ini menunjukkan sebuah solusi konseptual yang valid dan terstruktur untuk membantu pengguna dalam memilih box speaker yang relevan.

**Kata kunci**— Sistem Rekomendasi, Content-Based Filtering, Cosine Similarity, Perancangan Sistem, Box Speaker.

**Abstract**— Choosing a speaker enclosure (box speaker) is often a challenge for consumers due to the wide variety of products with complex technical specifications. This information overload phenomenon can complicate decision-making. This research aims to produce a design for a speaker enclosure recommendation system using a Content-Based Filtering approach to help solve this problem. The design method refers to the initial phases of the System Development Life Cycle (SDLC), which includes requirements analysis, architectural design, logical design, and interface design. The core system logic was designed using a combination of One-Hot Encoding, Normalization, and the Cosine Similarity metric to measure similarity between products. This research successfully produced three main artifacts: (1) a system architecture describing the workflow, (2) a manual calculation simulation proving the feasibility of the recommendation logic, and (3) a high-fidelity user interface mockup. The results of this design present a valid and structured conceptual solution to assist users in selecting relevant speaker enclosures.

**Keywords**— Recommendation System, Content-Based Filtering, Cosine Similarity, System Design, Speaker Enclosure.

## I. PENDAHULUAN

Era digitalisasi telah membawa transformasi signifikan terhadap berbagai sektor industri, termasuk pada perilaku konsumen dalam memperoleh barang dan jasa [1]. Ekosistem *e-commerce* yang terus berkembang memberikan kemudahan akses terhadap ragam produk yang luas, salah satunya adalah pada industri audio profesional. Peningkatan minat masyarakat terhadap *sound system*, baik untuk kebutuhan hiburan personal maupun skala komersial, mendorong meningkatnya variasi produk *box speaker* yang tersedia di pasar. Namun, kemudahan akses ini memunculkan

tantangan baru bagi konsumen, yakni fenomena *information overload* atau kelebihan informasi dimana calon pembeli dihadapkan pada beragamnya pilihan produk dengan spesifikasi teknis yang kompleks dan seringkali sulit dipahami oleh kalangan awam [2]. Parameter krusial seperti jenis bok, ukuran bok, hingga karakter suara yang dihasilkan menjadi variabel penentu yang justru seringkali menimbulkan kebingungan.

Kesenjangan antara kompleksitas informasi yang disajikan oleh penjual dan tingkat pemahaman yang dimiliki oleh mayoritas konsumen ini seringkali berujung pada keraguan atau bahkan kelumpuhan

dalam mengambil keputusan (*decision paralysis*) [3]. Dampak lanjutnya adalah potensi ketidakpuasan pasca-pembelian ketika produk yang dipilih ternyata tidak sesuai dengan ekspektasi fungsionalnya. [4] menjabarkan bahwa ketidakpuasan merugikan kedua belah pihak bagi konsumen yang kehilangan nilai dari investasinya, dan bagi pelaku industri yang menghadapi risiko penurunan kepercayaan dan loyalitas pelanggan.

Kajian literatur menunjukkan bahwa sistem rekomendasi telah menjadi subjek penelitian yang mapan, dengan beragam metode yang telah diterapkan secara luas dalam berbagai domain. Pendekatan *Collaborative Filtering* yang terbukti efektif pada platform yang mengandalkan selera subjektif seperti rekomendasi film menggunakan dataset MovieLens [5] atau kasus pada aktivitas sehari-hari, yaitu rekomendasi tempat parkir pada wisata Kota Lama Semarang yang berhasil mendapatkan angka evaluasi 0.565 [6]. Metode ini mengidentifikasi pola dari data interaksi pengguna dalam skala besar.

Di sisi lain, untuk produk dengan atribut teknis yang mendominasi proses pengambilan keputusan, pendekatan *Content-Based Filtering* menunjukkan keunggulan. Pendekatan ini menganalisis fitur-fitur produk untuk memberikan rekomendasi. Berbagai studi telah menunjukkan efektivitasnya pada domain seperti rekomendasi buku yang mampu mendapatkan nilai rata-rata *precision* sebesar 85% [7] atau dalam penerapan sistem rekomendasi untuk tanaman pangan dengan parameter utama yang unik dengan mengambil sampel 1000 lahan, dan penelitian ini berhasil mendapatkan nilai rata-rata *precision* sebesar 78.40% [8]. Penelitian tersebut membuktikan bahwa *Content-Based Filtering* mampu menangani masalah *cold-start* untuk produk baru dan memberikan rekomendasi yang transparan berdasarkan fitur yang dapat diinterpretasikan.

Meskipun demikian, penelusuran literatur yang lebih dalam menunjukkan bahwa penerapan spesifik sistem rekomendasi pada domain peralatan audio profesional, khususnya *box speaker*, masih menampakkan celah penelitian yang signifikan. Karakteristik produk yang unik dan terminologi teknis yang spesifik pada domain ini belum banyak dieksplorasi. Dalam konteks produk yang pemilihannya sangat bergantung pada spesifikasi

teknis seperti *box speaker*, pendekatan *Content-Based Filtering* menawarkan solusi yang lebih presisi dibandingkan metode lainnya. Hal ini dikarenakan keputusan pembelian tidak hanya dipengaruhi oleh tren atau popularitas, melainkan oleh kesesuaian atribut teknis produk. Oleh karena itu, penelitian ini diajukan untuk merancang dan membangun sebuah prototipe sistem rekomendasi *box speaker* dengan mengimplementasikan metode *Content-Based Filtering*. Tujuannya adalah untuk menyediakan alat bantu yang efektif bagi konsumen dalam menavigasi pilihan produk yang kompleks, berdasarkan pada kemiripan fitur dan spesifikasi teknis.

## II. METODOLOGI PENELITIAN

Untuk memastikan proses perancangan berjalan secara terstruktur, terdokumentasi, dan dapat dipertanggungjawabkan secara logis, penelitian ini mengadopsi pendekatan perancangan sistem (*system design*) dengan mengacu pada fase-fase awal dari model *System Development Life Cycle (SDLC)*. Pemilihan model SDLC sebagai landasan metodologi didasarkan pada kemampuannya untuk menyediakan alur kerja yang jelas dan sistematis. Pendekatan ini memastikan adanya pemisahan yang tegas antara tahap analisis kebutuhan (mendefinisikan "apa" yang harus dicapai sistem) dan tahap perancangan (mendefinisikan "bagaimana" sistem mencapainya) [13]. Oleh karena itu SDLC dipilih karena pendekatan yang paling tepat dan relevan.

### 2.1. Tahap Analisis Kebutuhan

Karena penelitian ini tidak melibatkan pengumpulan data primer melalui interaksi langsung dengan pengguna akhir melainkan menggunakan *dataset* yang sudah ada, maka perumusan kebutuhan didasarkan pada:

1. **Analisis Domain:** Melakukan pemahaman terhadap konteks industri audio untuk mengidentifikasi permasalahan umum yang dihadapi konsumen, yaitu kesulitan dalam memilih produk akibat spesifikasi teknis yang kompleks.
2. **Studi Literatur:** Mengkaji penelitian terdahulu dan sistem rekomendasi sejenis untuk mengidentifikasi fungsionalitas esensial yang

umum ditemukan pada sistem rekomendasi berbasis konten (*content-based*).

## 2.2. Tahap Perancangan Sistem (System Design)

Berdasarkan kebutuhan yang telah didefinisikan, tahap perancangan dilakukan untuk menerjemahkan kebutuhan tersebut menjadi sebuah rancangan teknis yang komprehensif. Tahap ini dibagi menjadi tiga komponen perancangan utama.

### 2.2.1. Architectural Design

Perancangan arsitektural berfokus pada struktur sistem secara keseluruhan. Sebuah model arsitektur tingkat tinggi dirancang untuk mendefinisikan komponen-komponen utama dan alur data di antara komponen tersebut. Hasil dari perancangan ini divisualisasikan dalam bentuk *flowchart* untuk memberikan gambaran yang jelas mengenai cara kerja sistem secara menyeluruh.

### 2.2.2. Logical Design

Perancangan ini bersifat konseptual dan berfokus pada pendefinisian aturan serta proses pengolahan data. Untuk sistem ini, perancangan logis mencakup:

1. **Logika Pra-pemrosesan Data:** Merancang bagaimana fitur kategorikal diubah menggunakan teknik *One-Hot Encoding*, dan fitur numerik disamakan skalanya melalui Normalisasi.
2. **Logika Algoritma Rekomendasi:** Merancang proses inti untuk menghitung kemiripan antar produk menggunakan metrik *Cosine Similarity*. Sebagai bukti konsep (*proof of concept*) dari perancangan logis ini, sebuah simulasi perhitungan manual akan disajikan di bab selanjutnya.

### 2.2.3. Interface Design

Tahap perancangan terakhir adalah mendesain interaksi antara sistem dan pengguna. Menggunakan perangkat lunak Figma, dirancang sebuah prototipe visual atau *high-fidelity* mockup dari antarmuka pengguna (UI). Desain ini berfokus pada bagaimana menyajikan hasil rekomendasi dari proses komputasi dalam sebuah tata letak yang efektif, intuitif, dan mudah dipahami.

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Hasil Analisis Kebutuhan Sistem

#### a. Hasil dari Analisis Domain

Analisis domain menunjukkan bahwa masalah utama konsumen adalah kesulitan dalam

membandingkan spesifikasi teknis produk box speaker yang kompleks. Dari temuan ini, ditarik kebutuhan utama agar sistem dapat berfungsi sebagai alat bantu yang menyederhanakan perbandingan tersebut dengan cara menerjemahkan atribut-atribut teknis menjadi sebuah ukuran kemiripan yang mudah dipahami.

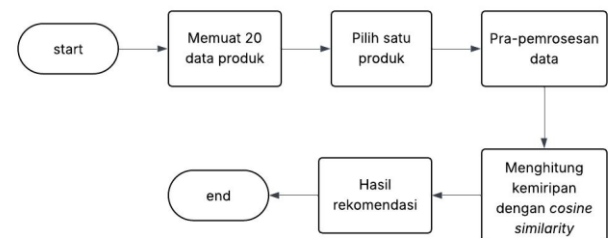
#### b. Hasil dari Studi Literatur

Studi literatur pada sistem rekomendasi sejenis digunakan untuk mengidentifikasi fungsionalitas standar. Berdasarkan hal tersebut, dirumuskan kebutuhan fungsional sistem, yaitu: kemampuan untuk menampilkan katalog produk, memfasilitasi pengguna memilih produk acuan, memproses perhitungan kemiripan, dan menyajikan hasilnya dalam bentuk daftar rekomendasi yang terurut.

## 3.2 Hasil Perancangan Sistem

### 3.2.1 Arsitektural Desain

Arsitektur sistem dirancang untuk menggambarkan alur kerja dan pemrosesan data secara keseluruhan. *Flowchart* pada Gambar 1 di bawah ini memvisualisasikan alur secara sistematis.



Gambar 1. Flowchart Sistem Rekomendasi

Berdasarkan arsitektur pada Gambar 1, alur kerja sistem adalah sebagai berikut:

1. Sistem memuat 20 data produk *box speaker* sebagai basis pengetahuan.
2. Pengguna memilih satu produk dari daftar sebagai referensi utama.
3. Sistem melakukan proses pra-pemrosesan data untuk mengubah seluruh data menjadi format vektor numerik.
4. Selanjutnya, sistem menghitung skor kemiripan antara produk referensi dengan 19 produk lainnya menggunakan metrik *Cosine Similarity*.
5. Sistem menampilkan daftar produk yang paling direkomendasikan pada antarmuka pengguna.

### 3.2.2 Hasil Perancangan Logis

Untuk mendemonstrasikan proses komputasi dan perhitungan kemiripan dapat diimplementasikan yang dirancang, dilakukan simulasi perhitungan dan menghasilkan output yang logis. Dengan manual pada sampel data. Simulasi ini bertujuan menggunakan *dataset* yang memiliki data 20 baris untuk membuktikan bahwa logika pra-pemrosesan seperti yang ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset Box Speaker

No	Jenis Box	Nama Box	Model	Bahan Box	Ukuran Box	Dimensi Box	Harga	Karakter
1	Ported	Miniscoop	Single	Meranti Full	18 Inch	T75 M70 L60	Rp. 650.000	Sub
2	Ported	Dynacord	Single	Meranti Full	18 Inch	T73 M100 L60	Rp. 650.000	Sub-Low
3	Ported	Planar	Single	Meranti Full	18 Inch	T60 M100 L60	Rp. 650.000	Low-Sub
4	Ported	Spl Futura	Single	Meranti Full	18 Inch	T60 M80 M80	Rp. 750.000	Low-Sub
5	Ported	Spl Booster	Single	Meranti Full	18 Inch	T60 M70 L100	Rp. 1.100.000	Sub-Low
6	Ported	Spl FASTER	Single	Meranti Full	18 Inch	T60 M70 L100	Rp. 1.000.000	Sub-Low
7	Vacuum	Cla	Single	Meranti Full	18 Inch	T70 M70 L60	Rp. 950.000	Low-Sub
8	Vacuum	Turbo	Single	Meranti Full	18 Inch	T70 M70 L60	Rp. 975.000	Low-Sub
9	Ported	X-Man	Single	Meranti Full	18 Inch	T70 M90 L60	Rp. 1.500.000	Low-Sub
10	Ported	Cbs Nogosari	Single	Meranti Full	18 Inch	T100 M80 L60	Rp. 1.250.000	Sub
11	Ported	Cbs Trilogu	Single	Meranti Full	18 Inch	T100 M80 L60	Rp. 1.350.000	Sub
12	Vacuum	Crw-V115	Single	Meranti Full	15 Inch	T80 M65 L50	Rp. 750.000	Low
13	Ported	Gajahan	Single	Meranti Full	15 Inch	T50 M60 L80	Rp. 850.000	Mid-Low
14	Ported	Paratop	Single	Meranti Full	10 Inch	T40 M45 L50	Rp. 450.000	Mid
15	Ported	Spl Verra V110	Single	Meranti Full	10 Inch	T40 M50 L60	Rp. 550.000	Mid
16	Ported	Spl Ventura	Single	Meranti Full	18 Inch	T60 M85 L80	Rp. 1.100.000	Low
17	Vacuum	Danley	Double	Meranti Full	18 Inch	T60 M80 L140	Rp. 2.450.000	Low-Sub
18	Ported	Brecus	Single	Meranti Full	18 Inch	T80 M75 L60	Rp. 1.100.000	Low-Sub
19	Ported	Superscoop	Single	Meranti Full	18 Inch	T122 M80 L60	Rp. 1.350.000	Sub-Low
20	Ported	Did	Single	Meranti Full	18 Inch	T60 M80 L60	Rp. 1.000.000	Low

### 3.2.2.1 Konteks Simulasi dan Pemilihan Sampel

Simulasi ini menggunakan 5 produk yang diambil dari 20 data yang ada. Produk **miniscoop** diasumsikan sebagai produk yang dipilih pengguna sebagai referensi. Sampel data yang digunakan ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Dataset untuk Simulasi Perhitungan

Nama Box	Ukuran (Inch)	Karakter
Miniscoop	18	SUB
Dynacord	18	SUB-LOW
Paratop	10	MID
CBS Nogosari	18	SUB
Gajahan	15	MID-LOW

### 3.2.2.2 Pra-pemrosesan

Langkah pertama dalam logika sistem adalah mengubah data mentah menjadi format vektor numerik yang seragam. Fitur yang diproses dalam simulasi ini adalah Ukuran dan Karakter.

#### a. Konversi Fitur Kategorikal dengan One-Hot Encoding

Fitur Karakter merupakan data kategorikal. Dari data sampel, ditemukan empat kategori unik, yaitu SUB, SUB-LOW, MID, dan MID-LOW.

Oleh karena itu, setiap produk akan direpresentasikan dengan vektor 4 dimensi yang sesuai dengan urutan kategori tersebut. Produk akan bernilai 1 pada dimensi yang sesuai dengan karakternya dan 0 pada dimensi lainnya.

- miniscoop (SUB): [1, 0, 0, 0]
- dynacord (SUB-LOW): [0, 1, 0, 0]
- paratop (MID): [0, 0, 1, 0]
- CBS Nogosari (SUB): [1, 0, 0, 0]
- Gajahan (MID-LOW): [0, 0, 0, 1]

#### b. Penyesuaian Skala Fitur Numerik dengan Normalisasi

Fitur Ukuran merupakan data numerik dengan rentang nilai yang berbeda. Untuk menyamakan skalanya, digunakan metode Normalisasi *Min-Max* dengan nilai minimum = 10 dan nilai maksimum = 18.

- Perhitungan untuk ukuran 18 inch:  $(18 - 10) / (18 - 10) = 1.0$
- Perhitungan untuk ukuran 10 inch:  $(10 - 10) / (18 - 10) = 0.0$
- Perhitungan untuk ukuran 15 inch:  $(15 - 10) / (18 - 10) = 5 / 8 = 0.625$

#### c. Pembentukan Vektor Fitur Akhir

Vektor akhir untuk setiap produk dibentuk dengan menggabungkan hasil normalisasi dan

*one-hot encoding*. Urutan dimensi vektor adalah: [Ukuran\_norm, Karakter\_SUB, Karakter\_SUB-LOW, Karakter\_MID, Karakter\_MID-LOW].

- **Vektor A (miniscoop):** [1.0, 1, 0, 0, 0]
- **Vektor B (dynacord):** [1.0, 0, 1, 0, 0]
- **Vektor C (paratop):** [0.0, 0, 0, 1, 0]
- **Vektor D (CBS Nogosari):** [1.0, 1, 0, 0, 0]
- **Vektor E (Gajahan):** [0.625, 0, 0, 0, 1]

### 3.2.2.3 Perhitungan Cosine Similarity

Setelah vektor fitur terbentuk, kemiripan antara produk acuan (Vektor A) dengan produk lainnya dihitung menggunakan metrik *Cosine Similarity*. Panjang vektor untuk produk acuan **miniscoop (Vektor A)**, yang akan digunakan berulang kali, dihitung sebagai berikut:  $\|A\| = \sqrt{1.0^2 + 1^2 + 0^2} = \sqrt{2} \approx 1.414$ . Berikut adalah rincian perhitungan kemiripan untuk setiap produk perbandingan:

#### a. Kemiripan dengan 'dynacord' (Vektor B)

Pertama, dihitung panjang untuk Vektor B:

$$\|B\| = \sqrt{1.0^2 + 0 + 1^2 + 0^2} = \sqrt{2} \approx 1.414$$

selanjutnya, dihitung hasil *dot product* antara vektor A dan B:

$$A \cdot B = (1.0 \times 1.0) + (1 \times 0) + (0 \times 1) + (0 \times 0) = 1.0$$

Kemudian dihitung skor kemiripan dengan hasil

$$\text{Skor Kemiripan} = \frac{1.0}{1.414 \times 1.414} = \frac{1.0}{2} = 0.5$$

#### b. Kemiripan dengan 'paratop' (Vector C)

Panjang untuk Vektor C dihitung sebagai berikut:

$$\|C\| = \sqrt{0.0^2 + 0^2 + 0^2 + 1^2} = \sqrt{1} = 1.0$$

Hasil *dot product* antara Vektor A dan C adalah:

$$A \cdot C = (1.0 \times 0.0) + (1 \times 0) + (0 \times 0) + (0 \times 1) = 0.0$$

Dengan demikian, skor kemiripan antara keduanya adalah nol:

$$\text{Skor Kemiripan} = \frac{0.0}{1.414 \times 1.0} = 0.0$$

#### c. Kemiripan dengan 'CBS Nogosari' (Vektor D)

Karena Vektor D identik dengan Vektor A, panjang vektornya sama:

$$\|D\| = \sqrt{1.0^2 + 1^2 + 0^2 + 0^2} = \sqrt{2} = 1.414$$

Hasil *dot product* antara kedua vektor identik ini adalah:

$$A \cdot D = (1.0 \times 1.0) + (1 \times 1) + (0 \times 0) + (0 \times 0) = 2.0$$

Skor kemiripan yang dihasilkan adalah skor maksimal:

$$\text{Skor Kemiripan} = \frac{2.0}{1.414 \times 1.414} = \frac{2.0}{2} = 1.0$$

#### d. Kemiripan dengan 'Gajahan' (Vektor E)

Terakhir, panjang untuk Vektor E dihitung sebagai berikut:

$$\|E\| = \sqrt{0.625^2 + 0^2 + 0^2 + 1^2} = \sqrt{0.390625 + 1} \approx 1.179$$

Hasil *dot product* yang didapat adalah:

$$A \cdot E = (1.0 \times 0.625) + (1 \times 0) + (0 \times 0) + (0 \times 1) = 0.625$$

Sehingga, skor kemiripan akhirnya adalah:

$$\text{Skor Kemiripan} = \frac{0.625}{1.414 \times 1.179} = \frac{0.625}{1.667} = 0.375$$

### 3.2.2.4 Hasil Rekomendasi

Setelah skor kemiripan untuk setiap produk pembandingan dihitung, hasilnya dirangkum dan diurutkan dari yang tertinggi untuk membentuk daftar rekomendasi akhir.

Tabel 3. Hasil Rekomendasi

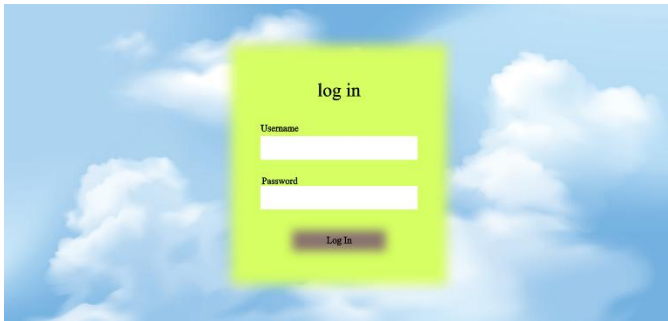
Produk	Skor Kemiripan	Peringkat
CBS Nogosari	1.000	1
Dynacord	0.500	2
Gajahan	0.375	3
Paratop	0.000	4

Berdasarkan hasil simulasi perhitungan yang telah diuraikan, jika pengguna memilih produk miniscoop sebagai acuan, maka sistem akan memberikan daftar rekomendasi produk dengan urutan sebagai berikut: 1. CBS Nogosari, 2. Dynacord, 3. Gajahan, dan 4. Paratop.

### 3.2.3 Desain Antarmuka

Desain antarmuka pada sistem rekomendasi ini dirancang khusus untuk tampilan website desktop agar memberikan pengalaman pengguna yang maksimal melalui layar yang lebih luas. Proses perancangan dilakukan menggunakan high-fidelity mockup melalui perangkat lunak desain antarmuka Figma. Tujuan utama dari desain ini adalah menyajikan alur interaksi yang intuitif, estetis, dan mudah digunakan oleh pengguna yang ingin mencari rekomendasi box speaker secara efisien.

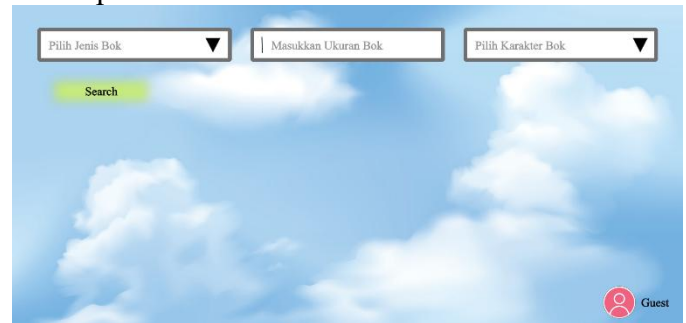
Terdapat tiga halaman utama dalam desain antarmuka ini:



Gambar 1. Halaman Login

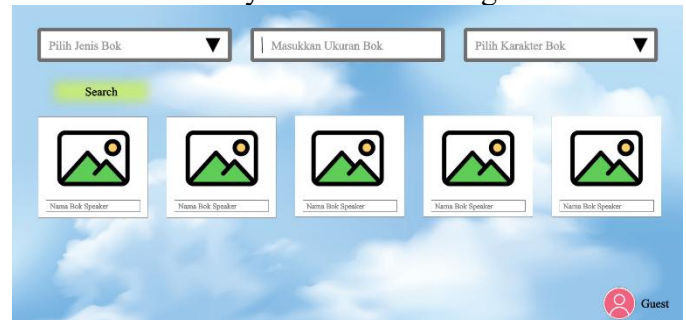
Merupakan titik awal pengguna untuk mengakses sistem. Tampilan login didesain dengan latar belakang awan berwarna biru muda yang memberikan kesan modern dan ringan. Pengguna diminta untuk mengisi username dan password, dengan tombol “Login” yang ditampilkan secara menonjol agar mudah ditemukan. Tata letak dibuat

terpusat, mengikuti standar desain antarmuka desktop.



Gambar 2. Form Pencarian

Ditampilkan setelah pengguna berhasil masuk. Pada halaman ini, pengguna dapat menentukan preferensi pencarian seperti jenis box, ukuran speaker, dan karakter suara. Komponen form menggunakan elemen dropdown dan input teks yang disusun secara horizontal dan rapi, memanfaatkan lebar layar desktop untuk memberikan ruang gerak lebih luas dan kenyamanan saat mengisi data.



Gambar 3. Hasil Rekomendasi

Menunjukkan daftar produk yang paling relevan berdasarkan input pengguna. Setiap produk ditampilkan dalam format kartu produk yang berisi gambar, nama box speaker, dan informasi singkat. Kartu-kartu ini disusun dalam grid responsif agar tetap estetis dan efisien ketika dilihat dari berbagai ukuran layar desktop. Desain ini memungkinkan pengguna untuk dengan cepat membandingkan produk yang disarankan oleh sistem.

Secara keseluruhan, desain antarmuka ini berfokus pada keterbacaan, kejelasan elemen visual, serta navigasi yang sederhana. Dengan memanfaatkan tampilan layar desktop secara optimal, desain ini mampu menampilkan informasi teknis rekomendasi dengan cara yang mudah dipahami, sekaligus meningkatkan kenyamanan dan efisiensi dalam proses pengambilan keputusan oleh pengguna.

### 3.3 Pembahasan

Hasil perancangan dan simulasi yang telah dilakukan menunjukkan bahwa metodologi yang diusulkan mampu menghasilkan rekomendasi produk secara logis. Proses pra-pemrosesan data menggunakan *One-Hot Encoding* dan Normalisasi, diikuti dengan perhitungan *Cosine Similarity*, terbukti mampu membedakan tingkat kemiripan antar produk berdasarkan fitur-fitur teknisnya.

Simulasi menunjukkan bahwa produk miniscoop secara matematis paling mirip dengan CBS Nogosari (skor 1.0) karena keduanya identik pada fitur yang dianalisis, dan lebih mirip dengan dynacord dibandingkan Gajahan atau paratop. Desain antarmuka yang diusulkan kemudian menampilkan hasil perhitungan yang kompleks ini menjadi tampilan yang mudah dimengerti.

#### d. KESIMPULAN

Berdasarkan keseluruhan proses perancangan dan simulasi, penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa pendekatan *Content-Based Filtering* dapat dirancang secara sistematis untuk mengatasi masalah pemilihan box speaker yang kompleks. Melalui metodologi SDLC, telah dihasilkan sebuah rancangan sistem yang lengkap, mulai dari arsitektur, logika inti, hingga antarmuka pengguna. Validasi konsep melalui simulasi perhitungan manual juga telah membuktikan bahwa logika yang dirancang dengan mengombinasikan teknik pra-pemrosesan data meliputi *one-hot encoding* untuk fitur kategorikal dan normalisasi untuk fitur numerikal beserta metrik *Cosine Similarity* yang secara matematis mampu mengurutkan produk berdasarkan kemiripan fitur teknisnya. Rancangan *high-fidelity* mockup kemudian berhasil memvisualisasikan hasil perhitungan tersebut ke dalam sebuah antarmuka yang sederhana dan informatif. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa penelitian ini telah berhasil menghasilkan sebuah rancangan konseptual yang solid dan logis sebagai solusi untuk membantu pengguna.

Meskipun demikian, perlu diakui bahwa rancangan ini memiliki beberapa keterbatasan, utamanya karena lingkup penelitian yang terbatas pada tahap perancangan, menggunakan dataset yang kecil, dan belum melalui proses validasi langsung

dengan pengguna akhir. Oleh karena itu, penelitian di masa mendatang disarankan untuk melanjutkan rancangan ini ke tahap implementasi menjadi aplikasi fungsional, mengujinya pada dataset yang lebih besar, serta melakukan usability testing untuk mengukur efektivitas dan kepuasan pengguna secara nyata. Kesimpulan ditulis dalam bentuk paragraf uraian.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada semua individu dan pihak yang telah memberikan kontribusi dan dukungan selama penelitian ini. Tanpa kerja keras, panduan, dan bantuan mereka, penelitian ini tidak akan terwujud. Penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Pembimbing penulis Ibu Vihi Atina S.Kom., M.Kom, atas arahan, saran, dan pengawasannya yang berharga sepanjang penelitian ini.
2. Keluarga dan teman-teman penulis atas dukungan, motivasi, dan pengertian yang mereka berikan selama proses penelitian ini.
3. Institusi dan lembaga yang telah memberikan akses dan izin untuk mengumpulkan data yang diperlukan.

Terima kasih atas semua dukungan dan kontribusi yang telah diberikan. Semua bantuan ini sangat berarti bagi kelancaran dan kesuksesan penelitian penulis.

#### REFERENCE

- [1] L. R. Gazieva, "The Impact Of E-Commerce On The Digital Economy," dalam *European Proceedings of Social and Behavioural Sciences*, European Publisher, Mar 2021. doi: 10.15405/epsbs.2021.03.16.
- [2] "Information Overload: An Introduction," dalam *Oxford Research Encyclopedia of Politics*, Oxford University Press, 2020. doi: 10.1093/acrefore/9780190228637.013.1360.
- [3] J. M. Adriatico, A. Cruz, R. C. Tiong, dan C. R. Racho-Sabugo, "An Analysis on the Impact of Choice Overload to Consumer Decision Paralysis," *JEFAS*, vol. 4, no. 1, hlm. 55–75, Jan 2022, doi: 10.32996/jefas.2022.4.1.4.
- [4] W. Aslam, A. Hussain, K. Farhat, dan I. Arif, "Underlying Factors Influencing Consumers' Trust and Loyalty in E-commerce," *Business Perspectives and Research*, vol. 8, no. 2, hlm. 186–204, Jul 2020, doi: 10.1177/2278533719887451.
- [5] V. L. Jaja, B. Susanto, dan L. R. Sasongko, "Penerapan Metode Item-Based Collaborative Filtering Untuk Sistem Rekomendasi Data MovieLens," *dC*, vol. 9, no. 2, hlm. 78, Sep 2020, doi: 10.35799/dc.9.2.2020.28274.
- [6] A. S. Muarif dan E. Winarno, "Sistem Rekomendasi Tempat Parkir di Kota Lama Semarang Menggunakan Collaborative Filtering," *JIUBJ*, vol. 22, no. 2, hlm. 906, Jul 2022, doi: 10.33087/jiubj.v22i2.2066.

- [7] Asa Dilla Safitri, Vihi Atina, dan Anisatul Farida, "Sistem rekomendasi buku menggunakan metode content-based filtering," *infotech*, vol. 5, no. 2, hlm. 218–227, Des 2024, doi: 10.37373/infotech.v5i2.1302.
- [8] P. Nastiti, "Penerapan Metode Content Based Filtering Dalam Implementasi Sistem Rekomendasi Tanaman Pangan," *teknika*, vol. 8, no. 1, hlm. 1–10, Jun 2019, doi: 10.34148/teknika.v8i1.139.
- [9] Z. Fayyaz, M. Ebrahimian, D. Nawara, A. Ibrahim, dan R. Kashef, "Recommendation Systems: Algorithms, Challenges, Metrics, and Business Opportunities," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 21, hlm. 7748, Nov 2020, doi: 10.3390/app10217748.
- [10] U. Javed, K. Shaukat, I. A. Hameed, F. Iqbal, T. Mahboob Alam, dan S. Luo, "A Review of Content-Based and Context-Based Recommendation Systems," *Int. J. Emerg. Technol. Learn.*, vol. 16, no. 03, hlm. 274, Feb 2021, doi: 10.3991/ijet.v16i03.18851.
- [11] T. Al-Shehari dan R. A. Alsowail, "An Insider Data Leakage Detection Using One-Hot Encoding, Synthetic Minority Oversampling and Machine Learning Techniques," *Entropy*, vol. 23, no. 10, hlm. 1258, Sep 2021, doi: 10.3390/e23101258.
- [12] Department of Computer Science, California State Polytechnic University, Pomona, CA, USA, S. Salloum, dan D. Rajamanthri, "Implementation and Evaluation of Movie Recommender Systems Using Collaborative Filtering," *JAIT*, vol. 12, no. 3, 2021, doi: 10.12720/jait.12.3.189-196.
- [13] S. Pargaonkar, "A Comprehensive Research Analysis of Software Development Life Cycle (SDLC) Agile & Waterfall Model Advantages, Disadvantages, and Application Suitability in Software Quality Engineering," *IJSRP*, vol. 13, no. 8, hlm. 120–124, Agu 2023, doi: 10.29322/ijsrp.13.08.2023.p14015.