

# IMPLEMENTASI SISTEM REKOMENDASI PRODUK MEBEL BERBASIS WEB MENGGUNAKAN CONTENT-BASED FILTERING

Arif Budi Suryono<sup>1</sup>, Sri Sumarlinda<sup>2</sup>, Intan Oktaviani<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Duta Bangsa Surakarta  
<sup>1</sup>210103090@mhs.udb.ac.id, <sup>2</sup>sri\_sumarlinda@udb.ac.id, <sup>3</sup>intan\_oktaviani@udb.ac.id

## Abstrak

Industri mebel menghadapi tantangan dalam membantu pelanggan menemukan produk sesuai kebutuhan dan selera pribadi mereka di platform digital, terutama karena absennya sistem rekomendasi yang efektif. Penelitian ini bertujuan mengembangkan dan mengimplementasikan sistem rekomendasi produk mebel berbasis web menggunakan metode *Content-Based Filtering*. Metode ini dipilih karena kemampuannya memanfaatkan kemiripan antar item berdasarkan kata kunci (*keywords*) seperti nama produk, material, kategori, dan atribut lainnya, tanpa bergantung pada riwayat transaksi pengguna. Sistem ini dibangun dengan 30 data produk mebel dan mampu menghasilkan 10 rekomendasi teratas berdasarkan nilai kemiripan tertinggi antara profil pengguna dan deskripsi produk. Pengujian kinerja algoritma menunjukkan hasil rata-rata Akurasi 81.3%, Precision 100%, Recall 55.5%, dan F1-Score 68.4%. Angka-angka ini mengindikasikan bahwa sistem efektif dalam memberikan rekomendasi yang sangat presisi, meskipun masih ada potensi peningkatan dalam cakupan (*recall*) rekomendasi. Efektivitas ini diharapkan dapat meningkatkan efisiensi pencarian dan pengalaman pengguna pada platform digital mebel. Untuk pengembangan selanjutnya, sistem ini dapat ditingkatkan dengan mengintegrasikan *Content-Based Filtering* bersama *Collaborative Filtering* dan memanfaatkan data transaksi serta umpan balik pengguna secara *real-time* untuk rekomendasi yang lebih tepat dan adaptif.

**Kata kunci:** sistem rekomendasi, *content-based filtering*, produk mebel.

## 1. Pendahuluan

Industri mebel adalah sektor manufaktur yang bergerak dalam produksi berbagai jenis perabot dan perlengkapan rumah tangga maupun kantor yang terbuat dari material seperti kayu, logam, plastik, kain, dan material komposit lainnya (Noviawan et al., 2025). Produk mebel mencakup barang-barang esensial seperti kursi, meja, lemari, tempat tidur, sofa, serta berbagai furnitur dekoratif dan fungsional lainnya. Sebagai bagian integral dari industri kreatif dan manufaktur, industri mebel tidak hanya memenuhi kebutuhan fungsional konsumen, tetapi juga mencerminkan nilai estetika dan gaya hidup. Sektor ini melibatkan serangkaian proses mulai dari desain, pemilihan bahan baku, produksi, hingga distribusi ke pasar domestik maupun internasional.

Namun demikian, di tengah pesatnya perkembangan ini, banyak pelanggan, khususnya pada platform digital Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM), masih menghadapi kesulitan dalam menemukan produk mebel yang benar-benar sesuai dengan selera dan kebutuhan personal mereka. Tantangan ini muncul akibat belum optimalnya sistem yang dapat mempersonalisasi pencarian, sehingga seringkali pelanggan merasa kewalahan dengan banyaknya pilihan yang tersedia. Dalam konteks ini, sistem rekomendasi hadir sebagai solusi krusial untuk meningkatkan efisiensi proses pencarian produk dan menjembangi kesenjangan antara penawaran produk yang beragam dengan preferensi unik pelanggan (Pongtambing et al., 2023).

Beberapa studi terdahulu telah mengeksplorasi potensi sistem rekomendasi dalam konteks *e-commerce*. Penelitian oleh (Februariyanti et al., 2021) mengaplikasikan metode *collaborative filtering* untuk membantu pengguna dalam menemukan produk mebel, berlandaskan pada preferensi dan kebutuhan komunal. Senada dengan itu, (Sibuea & Widodo, 2024) serta (Putra et al., 2024) juga mengevaluasi efektivitas *collaborative filtering* dalam meningkatkan kepuasan pengguna di platform *e-commerce* dan memanfaatkannya untuk rekomendasi pemesanan stok. Meskipun demikian, metode *collaborative filtering* memiliki keterbatasan, terutama ketergantungannya pada data historis interaksi pengguna, yang seringkali menjadi kendala bagi bisnis baru atau UMKM dengan volume data yang terbatas. Sebagai alternatif, *content-based filtering* menawarkan solusi dengan menganalisis atribut intrinsik produk seperti nama, bahan, dan kategori, yang ditunjukkan oleh penelitian (Arum et al., 2025) dan (Christian & Kelvin, 2022) mampu menghasilkan rekomendasi relevan tanpa memerlukan riwayat transaksi ekstensif. Pendekatan ini diperkuat oleh (Ridhwanullah et al., 2024) dalam sistem rekomendasi buku, menegaskan potensi metode berbasis karakteristik item.

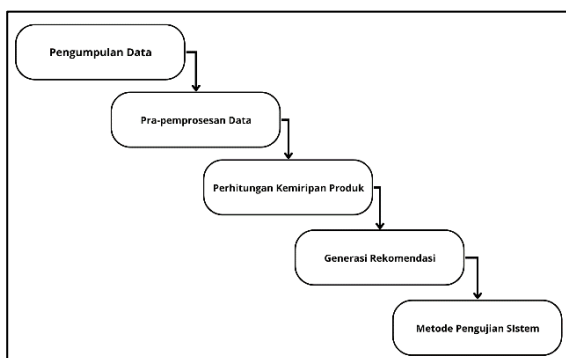
Merujuk pada permasalahan yang ada dan keterbatasan metode sebelumnya, penelitian ini menjadi sangat penting karena mengembangkan pendekatan yang lebih adaptif untuk UMKM mebel. Diperlukan sebuah sistem rekomendasi yang mampu membantu perusahaan dan pengguna dalam

menentukan pilihan produk yang sesuai (Alexander & Susanty, 2024). Oleh karena itu, penelitian ini merancang sistem rekomendasi produk mebel berbasis *web* menggunakan *Content-Based Filtering* sebagai metode utama, dengan pendekatan perhitungan *Naive Bayes* untuk menentukan kemiripan antara profil pengguna dan produk. Pemilihan platform berbasis *web* (Noviana, 2022) bertujuan untuk meningkatkan kemudahan akses dan pengalaman pengguna. Pengolahan data produk melibatkan analisis atribut spesifik seperti kategori, material, dan atribut (Esabella et al., 2021) sebagai landasan rekomendasi. Implementasi sistem ini didukung oleh penggunaan *framework Laravel* untuk *backend* dan *ReactJS* untuk *frontend*, guna memastikan efisiensi dan responsivitas.

Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis, perancangan, serta implementasi sistem rekomendasi produk mebel berbasis *web* yang mampu memberikan saran produk secara personal berdasarkan atribut produk. Hasil penelitian ini diharapkan tidak hanya dapat mempermudah pengguna dalam menemukan produk mebel yang sesuai, tetapi juga memberikan kontribusi signifikan pada pengembangan sistem rekomendasi berbasis atribut di sektor industri mebel nasional.

## 2. Metode

Metodologi yang diterapkan dalam penelitian untuk mengimplementasikan algoritma *Content-Based Filtering* pada sistem rekomendasi produk mebel. Pendekatan ini berpusat pada serangkaian tahapan pengolahan data yang sistematis. Proses dimulai dengan perolehan data produk dan interaksi pengguna, diikuti dengan tahap pra-pemrosesan data untuk memastikan kualitas dan kesiapan data. Selanjutnya, dilakukan perhitungan kemiripan antar produk dengan profil preferensi pengguna untuk mengidentifikasi rekomendasi yang relevan. Keseluruhan proses ini dirancang untuk menghasilkan saran produk yang personal dan akurat berdasarkan atribut konten produk, yang kemudian akan dievaluasi untuk mengukur efektivitasnya. Alur metode *Content-based Filtering* dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Metode *Content-based Filtering*

### 2.1 Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data merupakan fondasi penting dalam implementasi algoritma *Content-Based Filtering*. Dalam penelitian ini, subjek penelitian utama adalah koleksi produk mebel yang tersedia serta interaksi pengguna dengan produk-produk tersebut. Data yang diperlukan untuk proses rekomendasi ini secara spesifik diperoleh dari UD Muncul Jati, tempat penelitian ini dilaksanakan. Informasi yang dihimpun meliputi data produk mebel dari katalog dan dokumentasi UD Muncul Jati (seperti nama produk, kategori, material dan atribut).

### 2.2 Pra-pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data merupakan langkah yang bertujuan untuk mengubah data mentah menjadi format yang bersih, konsisten, dan siap dianalisis oleh algoritma *Content-Based Filtering* (Jasmine Aulia Mumtaz et al., 2025). Proses ini difokuskan pada pengelompokan semua atribut relevan menjadi satu set *keywords* unik untuk setiap produk mebel. Secara spesifik, atribut nama produk, kategori, material, dan atribut akan melalui serangkaian proses. Ini meliputi pembersihan data untuk menangani inkonsistensi atau nilai yang hilang, normalisasi teks, serta *tokenisasi* untuk memecah teks menjadi kata-kata individual. Hasil akhirnya adalah setiap produk direpresentasikan sebagai kumpulan (set) *keywords* unik yang mendeskripsikan kontennya secara komprehensif, sehingga mempermudah perhitungan kemiripan produk dan pembentukan profil pengguna dengan metode yang membandingkan set fitur.

### 2.3 Perhitungan Kemiripan Produk

Setelah data produk melalui tahap pra-pemrosesan, langkah selanjutnya dalam algoritma *Content-Based Filtering* adalah menentukan tingkat kemiripan antar produk dengan preferensi pengguna yang dinyatakan secara eksplisit. Proses ini esensial untuk mengidentifikasi produk-produk yang relevan dan berpotensi disukai pengguna. Dalam penelitian ini, perhitungan kemiripan dilakukan menggunakan metode yang didasarkan pada perbandingan set kata kunci atau atribut.

#### 2.3.1 Representasi Item dan Pembentukan Profil Pengguna

Sebelum perhitungan kemiripan, setiap produk mebel dari UD Muncul Jati dan preferensi pengguna perlu direpresentasikan dalam bentuk yang dapat dibandingkan.

- a. Representasi item (Produk) : Setiap produk mebel, dengan atribut nama produk, kategori, material, dan atribut yang telah dipra-proses, akan direpresentasikan sebagai kata set *keywords*. Set *keywords* ini merupakan hasil pengelompokan

dan ekstraksi dari seluruh atribut konten produk, menjadikannya representasi komprehensif dari karakteristik produk tersebut.

- b. Pembentukan Profil Pengguna : Dalam sistem ini, "profil pengguna" dibentuk secara dinamis dan eksplisit dari *keywords* yang dimasukkan langsung oleh pengguna pada menu rekomendasi. Ketika pengguna memasukkan satu atau lebih *keywords*, *keywords* tersebut akan secara langsung menjadi set *keywords* preferensi pengguna untuk proses rekomendasi saat itu. Tidak ada pembentukan profil historis atau implisit berdasarkan riwayat interaksi masa lalu. Ini memastikan bahwa rekomendasi yang dihasilkan sangat spesifik terhadap keinginan pengguna pada momen tersebut.

### 2.3.2 Metode Perhitungan Kemiripan Atribut

Untuk mengukur tingkat kemiripan antara set *keywords* preferensi pengguna dengan setiap produk yang tersedia, digunakan rumus perhitungan kemiripan yang berfokus pada irisan dan gabungan set kata kunci atau atribut.

$$\frac{2 \times | \text{keywords}(bi) \cap | \text{keywords}(bj) |}{| \text{keywords}(bi) | + | \text{keywords}(bj) |}$$

Keterangan :

*Keywords* (bi) : Mendeskripsikan produk berdasarkan *keywords user*

*Keywords* (bj) : Mendeskripsikan produk berdasarkan *keywords produk*

*Keywords* (bi)  $\cap$  *keywords*(bj) : *keywords* yang sama antara *keywords user* dengan *keywords produk*.

Hasil perhitungan kemiripan ini akan menghasilkan nilai antara 0 hingga 1. Nilai yang mendekati 1 menunjukkan bahwa produk tersebut sangat mirip dengan *keywords* yang dimasukkan pengguna, sehingga memiliki potensi tinggi untuk direkomendasikan. Produk dengan nilai kemiripan tertinggi akan menjadi kandidat utama dalam proses generasi rekomendasi.

### 2.4 Generasi Rekomendasi

Tahap generasi rekomendasi merupakan proses terakhir dalam algoritma *Content-Based Filtering*, di mana produk-produk yang relevan disajikan kepada pengguna. Setelah perhitungan kemiripan (*Similarity*), semua produk mebel akan diurutkan secara menurun berdasarkan nilai kemiripan dengan set *keywords* yang dimasukkan oleh pengguna. Produk dengan nilai kemiripan tertinggi akan ditempatkan di urutan teratas. Dari daftar yang sudah terurut ini, sejumlah produk teratas kemudian akan dipilih dan ditampilkan kepada pengguna pada antarmuka web sebagai daftar rekomendasi.

### 2.5 Metode Pengujian Sistem

Pengujian sistem merupakan tahapan krusial untuk memastikan bahwa sistem rekomendasi produk mebel berbasis *Content-Based Filtering* memberikan rekomendasi yang relevan dan efektif. Fokus pengujian dalam penelitian ini adalah pada evaluasi kinerja algoritma rekomendasi itu sendiri, yang dilakukan menggunakan Confusion Matrix (Matriks Kebingungan). Matriks ini merangkum hasil prediksi algoritma dibandingkan dengan preferensi aktual pengguna, mengidentifikasi True Positive (TP) sebagai rekomendasi yang benar dan relevan, False Negative (FN) sebagai produk relevan yang tidak direkomendasikan, False Positive (FP) sebagai rekomendasi yang tidak relevan, dan True Negative (TN) sebagai produk tidak relevan yang tidak direkomendasikan (Hartatik et al., 2021).

Tabel 1. Confusion Matrix

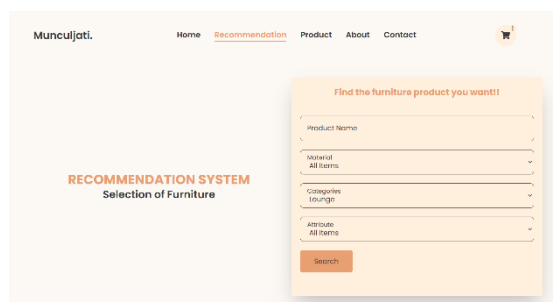
	Relevan	Tidak Relevan
Diambil	TP (True Positive)	FP (False Positive)
Tidak diambil	FN (False Negative)	TN (True Negative)

Tabel 2. Pengukuran Hasil Pengujian

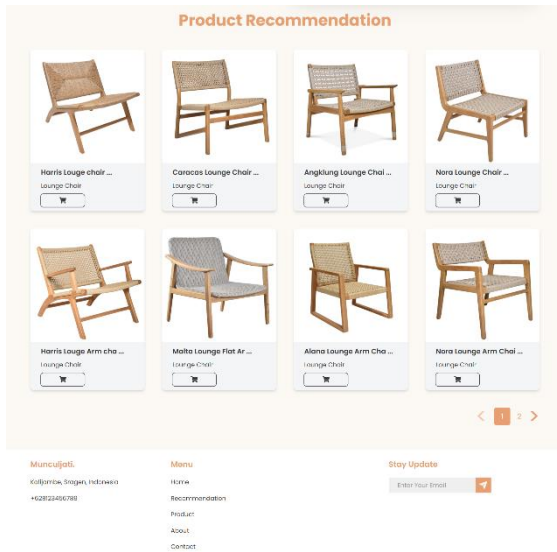
	Rumus
Akurasi	$\text{akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$
Recall	$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$
Precision	$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$
F-Measure	$F - \text{Measure} = 2 * \frac{\text{Recall} * \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}}$

### 3. Hasil dan Pembahasan

Data yang digunakan dalam penelitian adalah 30 data produk untuk memastikan bahwa logika perhitungan yang dirancang dapat menghasilkan rekomendasi yang relevan. Berikut merupakan tampilan dari *page recommendation* dan produk yang sudah direkomendasikan dapat dilihat pada Gambar 2 dan Gambar 3.



Gambar 2. Tampilan Page Recommendation



Gambar 3. Hasil Produk yang Direkomendasikan

Data sampel 15 produk dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Data Produk

No	Produk	Material	Kategori	Atribut
1	Alexandria Dining Chair	Mahogany	Dining	-
2	Alexandria Dining Armchair	Mahogany	Dining	Arm
3	Harris Dining Armchair	Jati	Dining	Arm
4	Harris Dining chair	Jati	Dining	-
5	Harris Lounge chair	Jati	Lounge	-
6	Harris Lounge Armchair	Jati	Lounge	Arm
7	Hariss bar chair	Jati	Bar	-
8	Caracas Dining Armchair	Jati	Dining	Arm
9	Caracas Dining Chair	Jati	Dining	-
10	Caracas Lounge Chair	Jati	Lounge	-
11	Caracas Bar Chair	Jati	Bar	-
12	Emma Dining Armchair	Mahogany	Dining	Arm
13	Emma Dining Chair	Mahogany	Dining	-
14	Emma Bar Chair	Mahogany	Bar	-
15	Malta Dining Flat Arm Chair	Mahogany	Dining	Flat

nama produk, kategori, material, dan atribut, berhasil dikonsolidasi dan diubah menjadi set *keywords* unik untuk setiap item mebel. Proses ini melibatkan pembersihan data untuk mengatasi inkonsistensi, normalisasi teks (seperti pengubahan ke huruf kecil semua), serta *tokenisasi* untuk memecah teks menjadi kata-kata individual yang menjadi *keywords*. Sebagai contoh, sebuah produk dengan nama "Alexandria Dining Chair" dari kategori "Dining" dengan material "Mahogany" dan atribut "arm" akan menghasilkan set *keywords* {alexandria, dining, mahogany, arm}. Pembentukan set *keywords* ini merupakan langkah fundamental yang mempersiapkan data produk untuk perhitungan kemiripan berbasis set pada tahap berikutnya. Hasil pra-pemrosesan data dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pra-pemrosesan Data

No	Produk	Material	Kategori	Keywords
1	Alexandria Dining Chair	Mahogany	Dining	alexandria, dining, mahogany
2	Alexandria Dining Armchair	Mahogany	Dining	alexandria, dining, mahogany, arm
3	Harris Dining Armchair	Jati	Dining	harris, dining, jati, arm
4	Harris Dining chair	Jati	Dining	harris, dining, jati
5	Harris Louge chair	Jati	Lounge	harris, lounge, jati
6	Harris Lounge Armchair	Jati	Lounge	harris, lounge, jati, arm
7	Hariss bar chair	Jati	Bar	harris, bar, jati
8	Caracas Dining Armchair	Jati	Dining	caracas, dining, jati, arm
9	Caracas Dining Chair	Jati	Dining	caracas, dining, jati
10	Caracas Lounge Chair	Jati	Lounge	caracas, lounge, jati
11	Caracas Bar Chair	Jati	Bar	caracas, bar, jati
12	Emma Dining Armchair	Mahogany	Dining	emma, dining, mahogany, arm
13	Emma Dining Chair	Mahogany	Dining	emma, dining, mahogany
14	Emma Bar Chair	Mahogany	Bar	emma, bar, mahogany
15	Malta Dining Flat Arm Chair	Mahogany	Dining	malta, dining, mahogany, flat

Selanjutnya, hasil dari tahap pra-pemrosesan data menunjukkan bahwa semua atribut produk, yaitu

Pada tahap perhitungan kemiripan produk, sistem akan mengukur relevansi antara set *keywords* yang dimasukkan pengguna dengan set *keywords* dari setiap produk mebel di katalog. Ketika pengguna memasukkan *keywords* tertentu pada menu rekomendasi, misalnya "mahogany, lounge, arm", sistem secara otomatis membandingkan set *keywords* {mahogany, lunge, arm} dengan set *keywords* dari seluruh produk. Hasil dari perhitungan ini adalah nilai kemiripan untuk setiap produk, di mana nilai yang mendekati 1 menunjukkan tingkat kemiripan yang tinggi, dan nilai mendekati 0 menunjukkan kemiripan yang rendah. Proses ini secara efektif mengidentifikasi produk-produk yang kontennya paling selaras dengan preferensi eksplisit yang diinputkan oleh pengguna. *keywords* yang diinputkan *user* dapat dilihat pada Tabel 5, hasil dari pengolahan 15 data sampel diperoleh dari nilai *similarity* dan dapat dilihat dari Tabel 6.

Tabel 5. *Keywords* yang Diinputkan *User*

No	Produk	Material	Kategori	Atribut
1	-	Mahogany	Lounge	Arm

Table 6. Pengolahan Nilai *Similarity*

*Keyword* yang sama antara *user* dengan produk 1 = 1  
*Keyword user* (bi) = 3  
*Keyword produk* (bj) = 3  
 $Sim (user, produk 1) = \frac{2 \times 1}{3+3} = 0,333$   
*Keyword* yang sama antara *user* dengan produk 2 = 2  
*Keyword user* (bi) = 3  
*Keyword produk* (bj) = 4  
 $Sim (user, produk 1) = \frac{2 \times 2}{3+4} = 0,571$   
*Keyword* yang sama antara *user* dengan produk 3 = 1  
*Keyword user* (bi) = 3  
*Keyword produk* (bj) = 4  
 $Sim (user, produk 1) = \frac{2 \times 1}{3+4} = 0,285$   
*Keyword* yang sama antara *user* dengan produk 4 = 0  
*Keyword user* (bi) = 3  
*Keyword produk* (bj) = 3  
 $Sim (user, produk 1) = \frac{2 \times 0}{3+3} = 0$   
*Keyword* yang sama antara *user* dengan produk 5 = 1  
*Keyword user* (bi) = 3  
*Keyword produk* (bj) = 3  
 $Sim (user, produk 1) = \frac{2 \times 1}{3+3} = 0,333$   
*Keyword* yang sama antara *user* dengan produk 6 = 2  
*Keyword user* (bi) = 3  
*Keyword produk* (bj) = 4  
 $Sim (user, produk 1) = \frac{2 \times 2}{3+4} = 0,571$   
*Keyword* yang sama antara *user* dengan produk 7 = 0  
*Keyword user* (bi) = 3  
*Keyword produk* (bj) = 3  
 $Sim (user, produk 1) = \frac{2 \times 0}{3+3} = 0$   
*Keyword* yang sama antara *user* dengan produk 8 = 1  
*Keyword user* (bi) = 3  
*Keyword produk* (bj) = 4  
 $Sim (user, produk 1) = \frac{2 \times 1}{3+4} = 0,285$   
*Keyword* yang sama antara *user* dengan produk 9 = 0  
*Keyword user* (bi) = 3  
*Keyword produk* (bj) = 3  
 $Sim (user, produk 1) = \frac{2 \times 0}{3+3} = 0$

*Keyword* yang sama antara *user* dengan produk 10 = 1  
*Keyword user* (bi) = 3  
*Keyword produk* (bj) = 3  
 $Sim (user, produk 1) = \frac{2 \times 1}{3+3} = 0,333$   
*Keyword* yang sama antara *user* dengan produk 11 = 0  
*Keyword user* (bi) = 3  
*Keyword produk* (bj) = 3  
 $Sim (user, produk 1) = \frac{2 \times 0}{3+3} = 0$   
*Keyword* yang sama antara *user* dengan produk 12 = 2  
*Keyword user* (bi) = 3  
*Keyword produk* (bj) = 4  
 $Sim (user, produk 1) = \frac{2 \times 2}{3+4} = 0,571$   
*Keyword* yang sama antara *user* dengan produk 13 = 1  
*Keyword user* (bi) = 3  
*Keyword produk* (bj) = 3  
 $Sim (user, produk 1) = \frac{2 \times 1}{3+3} = 0,333$   
*Keyword* yang sama antara *user* dengan produk 14 = 1  
*Keyword user* (bi) = 3  
*Keyword produk* (bj) = 3  
 $Sim (user, produk 1) = \frac{2 \times 1}{3+3} = 0,333$   
*Keyword* yang sama antara *user* dengan produk 15 = 1  
*Keyword user* (bi) = 3  
*Keyword produk* (bj) = 4  
 $Sim (user, produk 1) = \frac{2 \times 1}{3+4} = 0,285$

Kemudian pada tahap generasi rekomendasi, sistem secara efektif mengurutkan seluruh produk mebel berdasarkan nilai kemiripan yang telah dihitung dari yang tertinggi ke terendah. Produk-produk dengan skor kemiripan paling tinggi, yang menunjukkan relevansi paling kuat dengan *keywords* masukan pengguna, akan ditampilkan sebagai rekomendasi. Berdasarkan hasil perhitungan nilai *similarity* pada Tabel 6, sistem merekomendasikan 10 produk mebel dengan nilai *similarity* tertinggi. Daftar dari 10 produk yang direkomendasikan dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Data Produk Setelah Tahap Generasi Rekomendasi

No	Produk	Material	Kategori	Atribut
2	Alexandria	Mahogany	Dining	Arm
	Dinning			
	Armchair			
6	Harris	Jati	Lounge	Arm
	Lounge			
	Armchair			
12	Emma	Mahogany	Dining	Arm
	Dinning			
	Armchair			
1	Alexandria	Mahogany	Dining	-
	Dinning			
	Chair			
5	Harris Louge	Jati	Lounge	-
	chair			
10	Caracas	Jati	Lounge	-
	Lounge			
	Chair			
13	Emma	Mahogany	Dining	-
	Dinning Chair			
14	Emma Bar	Mahogany	Bar	-
	Chair			
3	Harris	Jati	Dining	Arm
	Dinning			

8	Armchair Caracas Dining Armchair	Jati	Dining	Arm
---	---	------	--------	-----

Evaluasi kinerja algoritma sistem rekomendasi dilakukan menggunakan *confusion matrix*, yang menghasilkan gambaran komprehensif tentang akurasi dan relevansi rekomendasi. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, evaluasi difokuskan pada produk yang memiliki skor kemiripan  $\geq 0,5$  (*threshold* 0,5). Metode ini dipilih untuk memastikan bahwa hanya rekomendasi dengan tingkat relevansi yang cukup tinggi yang dipertimbangkan. Pengujian dilaksanakan menggunakan berbagai *keywords*, yaitu: "Mahogany", "Jati", "Dining", "Bar", dan "Lounge". Pada Tabel 8 merupakan hasil dengan *keywords* "Mahogany" dengan produk yang memiliki *keywords* tersebut sebanyak 10 produk dan terdapat 3 produk yang memiliki *similarity*  $\geq 0,5$  sehingga dengan *keywords* "Mahogany" memiliki nilai TP 3, FN 7, FP 0, dan TN 20. Tabel 9 merupakan hasil dari pengujian *confusion matrix*.

Tabel 8. Pengujian *Keyword* "Mahogany" dengan *Threshold* 0.5

Produk	Material	similarity
Alexandria Chair	Dining Mahogany	0,5
Alexandria Arm Chair	Dining Mahogany	0,4
Emma Dining Chair	Mahogany	0,5
Emma Bar Chair	Mahogany	0,5
Emma Dining Chair	Arm Mahogany	0,4
Malta Dining Flat Chair	Arm Mahogany	0,4
Malta Lounge Arm Chair	Flat Mahogany	0,4
Alana Lounge Chair	Arm Mahogany	0,4
Martini Lounge Chair	Arm Mahogany	0,4
Martini Dining Chair	Arm Mahogany	0,4

Tabel 9. Nilai *Confusion Matrix* Setiap *Keywords*

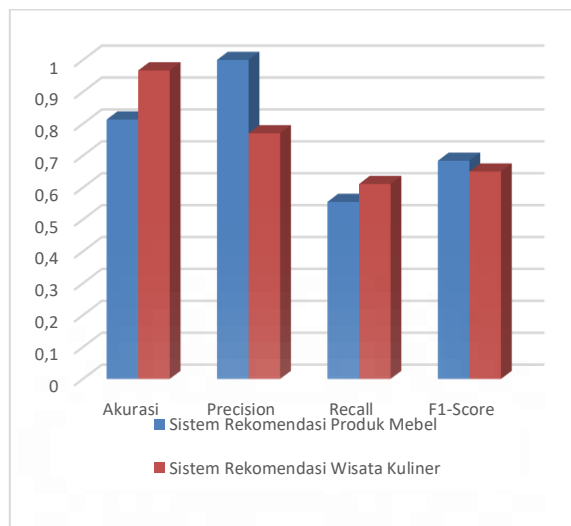
Keywords	TP	FN	FP	TN
Mahogany	3	7	0	20
Jati	13	7	0	10
Dining	6	8	0	16
Bar	6	0	0	24
lounge	4	6	0	20

Tabel 10. Hasil Pengujian dengan *threshold* 10

Keywords	Akurasi	Precision	Recall	F-Measure
Mahogany	0,767	1	0,3	0,462
Jati	0,767	1	0,65	0,788
Dining	0,733	1	0,429	0,6
Bar	1	1	1	1
lounge	0,8	1	0,4	0,571
<b>Rata - rata</b>	<b>0,813</b>	<b>1</b>	<b>0,555</b>	<b>0,684</b>

Berdasarkan data yang disajikan pada Tabel 10, *keyword* "Bar" menunjukkan kinerja optimal yang luar biasa dengan nilai Akurasi, *Precision*, *Recall*,

dan *F1-Score* sebesar 1,0. Ini mengindikasikan bahwa sistem rekomendasi bekerja dengan sempurna untuk *keyword* tersebut, berhasil mengidentifikasi semua item yang relevan tanpa adanya *false positives* maupun *false negatives*. Namun, hasil yang berbeda terlihat pada *keyword* "Mahogany". Untuk *keyword* ini, sistem menghasilkan Akurasi 0,767, *Precision* 1,0, *Recall* 0,3, dan *F1-Score* 0,462. Nilai *Precision* yang sempurna (1,0) menunjukkan bahwa semua produk yang direkomendasikan sebagai "Mahogany" memang benar-benar relevan. Artinya, tidak ada *false positives* dalam rekomendasi untuk *keyword* ini. Hal ini terjadi karena, dari 10 produk yang muncul saat menggunakan *keyword* "Mahogany", hanya 3 produk yang memiliki nilai *similarity* (kemiripan) di atas atau sama dengan *threshold* 0,5. Sedangkan 7 produk lainnya memiliki nilai *similarity* di bawah 0,5, sehingga tidak lolos seleksi rekomendasi dengan *threshold* yang ditetapkan. Secara keseluruhan, hasil kinerja sistem rekomendasi ini dapat dibandingkan dengan studi lain yang sejenis. Sebagai contoh, penelitian oleh (Cahyani et al., 2024) tentang sistem rekomendasi wisata kuliner madura menggunakan *Content-Based Filtering* melaporkan rata-rata akurasi sebesar 0,962, *Precision* 0,77, *Recall* 0,611, dan *F1-Score* 0,65. Perbandingan rata – rata antara penelitian ini dengan sistem rekomendasi wisata kuliner madura menggunakan *Content-Based Filtering* dapat dilihat pada Gambar 4 di bawah ini.



Gambar 4. Diagram Hasil Perbandingan Sistem Penelitian ini dengan Sistem Rekomendasi Wisata Kuliner

Dalam perbandingan ini, sistem rekomendasi yang dikembangkan menunjukkan *Precision* yang lebih tinggi secara signifikan 1,0 dibandingkan dengan sistem rekomendasi wisata kuliner yang dilakukan oleh (Cahyani et al., 2024) 0,77, seperti yang terlihat jelas pada Gambar 4. Ini menandakan bahwa sistem ini sangat efektif dalam merekomendasikan item yang benar-benar relevan, meminimalkan *false positives*. Namun, nilai *Recall* sistem ini bervariasi, dengan beberapa *keyword* menunjukkan *Recall* yang lebih rendah yaitu 0,555



dibandingkan dengan Recall 0,611 pada sistem rekomendasi wisata kuliner. Hal ini mengindikasikan adanya *trade-off* di mana sistem sangat presisi dalam rekomendasinya, tetapi mungkin melewatkan beberapa item yang seharusnya relevan.

#### 4. Kesimpulan

Sistem rekomendasi produk mebel berbasis web yang dikembangkan menggunakan metode *Content-Based Filtering* terbukti mampu memberikan rekomendasi produk yang relevan berdasarkan preferensi pengguna. Sistem ini memanfaatkan 30 data produk dari UD. Muncul Jati, menghasilkan 10 rekomendasi teratas untuk setiap kueri. Pengujian sistem dengan *confusion matrix* menunjukkan efektivitasnya dalam menampilkan rekomendasi produk dengan tingkat kemiripan tertinggi, meski terbatas pada kesesuaian kata kunci eksplisit. Hasil pengujian menunjukkan kemampuan sistem yang baik dalam memberikan rekomendasi yang akurat dan relevan. Sebagai contoh, untuk *keyword* "Dining" sistem mencapai Akurasi 73.3%, Precision 100%, Recall 42.9%, dan F1-Score 60%. Secara umum, sistem ini memiliki Precision yang sangat tinggi (100%), artinya setiap rekomendasi sangat tepat. Dibandingkan dengan penelitian Cahyani et al. (2024), sistem ini unggul signifikan dalam Precision, namun memiliki Recall yang bervariasi dan cenderung lebih rendah untuk beberapa *keyword* (misalnya "Mahogany" 30%, "Dining" 42.9%). Ini menunjukkan *trade-off* antara presisi tinggi dan cakupan rekomendasi. Manfaat utamanya adalah membantu pengguna menemukan produk mebel yang sesuai secara efisien. Meskipun positif, penelitian ini memiliki keterbatasan seperti belum mempertimbangkan kemiripan kata kunci secara semantik, tidak adanya penanganan *typo* atau varian kata, serta pembobotan kata kunci yang belum kompleks. Sebagai saran pengembangan, sistem dapat ditingkatkan dengan mengintegrasikan *Content-Based Filtering* bersama *Collaborative Filtering* untuk rekomendasi yang lebih adaptif. Penting juga untuk melakukan evaluasi relevansi dari sudut pandang pengguna akhir (*end-user*) dan mengintegrasikan data transaksi historis serta umpan balik pengguna secara *real-time* untuk personalisasi yang lebih baik.

#### Daftar Pustaka:

- Alexander, S., & Susanty, W. (2024). Sistem Rekomendasi Cafe di Kota Pekanbaru Menggunakan Metode SAW Terintegrasi Google Maps Berbasis Website. *Jurnal Mahasiswa Aplikasi Teknologi Komputer Dan Informasi*, 6(3).
- Arum, L. S., Hartanti, D., & Sari, A. A. (2025). Prototype Sistem Rekomendasi Pemilihan Produk Furniture Dengan Pemodelan Content-Based Filtering. *Jurnal Riset Dan Aplikasi Mahasiswa Informatika (JRAMI)*, 06. <https://doi.org/10.30998/jrami.v6i01.11302>
- Cahyani, L., Sephiana, N., Tahir, M., Aisyiah, J., & Artikel, S. (2024). *Sistem Rekomendasi Wisata Kuliner Madura Menggunakan Content Based Filtering*. <https://doi.org/10.35891/explorit>
- Christian, Y., & Kelvin, K. (2022). Rancang Bangun Aplikasi Kursus Online Berbasis Web Dengan Sistem Rekomendasi Metode Content-Based Filtering. *Rabit : Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Univrab*, 7(1), 23–36. <https://doi.org/10.36341/rabit.v7i1.2181>
- Esabella, S., Satru, W., & Hag, M. (2021). *Rancang Bangun Aplikasi Pengelolaan Data Penjualan Sembako Berbasis Dekstop Untuk Ud. Kerta Mandala Sumbawa Besar*. <https://doi.org/10.51401/jinteks.v3i1.982>
- Februariyanti, H., Dwi Laksono, A., Sasongko Wibowo, J., & Siswo Utomo, M. (2021). *Implementasi Metode Collaborative Filtering Untuk Sistem Rekomendasi Penjualan Pada Toko Mebel*. [www.unisbank.ac.id](http://www.unisbank.ac.id)
- Hartatik, H., Nurhayati, S. D., & Widayani, W. (2021). Sistem Rekomendasi Wisata Kuliner di Yogyakarta dengan Metode Item-Based Collaborative Filtering. *Journal Automation Computer Information System*, 1(2), 55–63. <https://doi.org/10.47134/jacis.v1i2.8>
- Jasmine Aulia Mumtaz, Kinaya Khairunnisa Komariansyah, Wildan Holik, Muhammad Galuh Gumelar, Reza Pratama, & Humannisa Rubina Lestari. (2025). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi HeyJapan di Google Play Store Menggunakan Algoritma NLP. *Pragmatik : Jurnal Rumpun Ilmu Bahasa Dan Pendidikan*, 3(3), 157–167. <https://doi.org/10.61132/pragmatik.v3i3.1801>
- Noviana, R. (2022). Pembuatan Aplikasi Penjualan Berbasis Web Monja Store Menggunakan Php dan Mysql. *Jurnal Teknik Dan Science*, 1(2), 112–124. <https://doi.org/10.56127/jts.v1i2.128>
- Noviawan, A., Mujahidi, K., Umam, K., Tobing, D. S. K., & Amalia, N. A. (2025). PERHITUNGAN TARGET COSTING DI CV. ARENA FURNITURE UNTUK MENCAPAI TARGET LABA. *Jurnal Abdimas Independen*, 6(1), 21–31. <https://doi.org/10.29303/independen.v6i1.2143>
- Pongtambang, Y. S., Pitrianti, S., Sadno, M., Admawati, H., & Sampetoding, E. A. M. (2023). Peran dan Peluang Kecerdasan Buatan dalam Proses Bisnis UMKM. *Ininnawa : Jurnal Pengabdian Masyarakat*, 1(2), 201–206. <https://doi.org/10.26858/ininnawa.v1i2.564>
- Putra, O. V., Muriyatmoko, D., & Faqih, H. A. (2024). *Pengembangan website Monitoring Stok Barang Supplier dengan Sistem Rekomendasi menggunakan metode*

*Collaborative Filtering pada Ud. Pekanbaru Jaya.*

Ridhwanullah, D., Kumarahadi, Y. K., & Raharja, B. D. (2024). Content-Based Filtering pada Sistem Rekomendasi Buku Informatika. *Jurnal Ilmiah SINUS*, 22(2), 57. <https://doi.org/10.30646/sinus.v22i2.840>

Sibuea, S., & Widodo, Y. B. (2024). Pengembangan Model Machine Learning untuk Rekomendasi Produk Berdasarkan Analisis Pola Pembelian. *Jurnal Teknologi Informatika Dan Komputer*, 10(2), 567–583. <https://doi.org/10.37012/jtik.v10i2.2354>