



IMPLEMENTASI CHATBOT REKOMENDASI PRODUK SKINCARE BERBASIS WEBSITE MENGGUNAKAN METODE NLP TF-IDF DAN COSINE SIMILARITY

Firman Anugrah¹⁾, Nugraha²⁾, Indra Yustiana³⁾

^{1 2 3}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Nusa Putra

Corresponding Author: ¹ firmian.anugrah_ti22@nusaputra.ac.id

Article Info

Article history:

Received: Jul 25, 2026

Revised: Aug 27, 2026

Accepted: Oct 11, 2026

Published: Oct 15, 2026

Keywords:

Chatbot,
Skincare,
NLP,
TF-IDF,
Cosine Similarity,
Waterfall.

ABSTRACT

Perkembangan industri kosmetik memunculkan fenomena choice overload dan asimetri informasi, di mana konsumen awam sering menyampaikan keluhan menggunakan bahasa sehari-hari, sementara spesifikasi produk dijelaskan dengan terminologi medis. Hal ini menyulitkan konsumen dalam menemukan produk yang tepat. Penelitian ini bertujuan merancang agen percakapan cerdas (chatbot) berbasis website sebagai sistem rekomendasi skincare untuk menjembatani kesenjangan bahasa tersebut secara komputasional. Pengembangan sistem mengadopsi metode Software Development Life Cycle (SDLC) dengan model Waterfall. Basis data yang digunakan mencakup 280 data produk primer dari 11 merek terkemuka. Teks masukan pengguna diproses melalui tahapan Natural Language Processing (NLP). Teks tersebut kemudian dibobotkan menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF), dan tingkat kemiripannya dihitung menggunakan metrik Cosine Similarity. Hasil evaluasi menunjukkan sistem berhasil beroperasi dengan baik. Pengujian Black Box membuktikan seluruh fungsionalitas berjalan 100% tanpa galat (bug). Pengujian akurasi algoritma mencatatkan skor relevansi yang tinggi dalam merekomendasikan produk. Selain itu, hasil User Acceptance Testing (UAT) terhadap 33 responden memperoleh skor rata-rata 3,98 (kategori Baik), yang mengonfirmasi tingginya tingkat penerimaan pengguna. Sebagai kesimpulan, sistem rekomendasi ini terbukti efektif memecahkan masalah asimetri informasi dan memberikan solusi perawatan kulit yang terpersonalisasi.



This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY SA 4.0)

1. PENDAHULUAN

Perkembangan industri kecantikan dan perawatan kulit (*skincare*) di Indonesia mengalami pertumbuhan pesat seiring meningkatnya kesadaran masyarakat terhadap kesehatan kulit dan kemudahan akses pembelian melalui platform *e-commerce* [1]. Namun, melimpahnya pilihan produk ini justru menimbulkan fenomena *choice overload*, yaitu kondisi di mana konsumen kesulitan menentukan produk yang tepat akibat banyaknya alternatif dan kurangnya pemahaman mengenai kandungan bahan aktif [2]. Masih banyak masyarakat yang memilih produk hanya berdasarkan ulasan *influencer* di media sosial tanpa mengenali jenis kulit mereka, yang berpotensi memicu masalah seperti iritasi hingga kerusakan *skin barrier* [3].

Meskipun sistem rekomendasi *skincare* sudah banyak dikembangkan, sebagian besar masih terjebak

pada antarmuka pencarian tradisional berupa filter menu yang kaku dan belum mampu memahami variasi bahasa keluhan pengguna [4]. Terdapat asimetri informasi di mana konsumen awam sering menggunakan bahasa sehari-hari untuk mendeskripsikan masalah kulitnya, sementara deskripsi produk menggunakan terminologi medis. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem berupa asisten virtual proaktif. Solusi ini dapat diwujudkan melalui teknologi *chatbot*, yaitu agen percakapan virtual berwujud perangkat lunak yang dirancang secara khusus untuk mensimulasikan interaksi komunikasi dua arah dengan manusia melalui antarmuka bahasa alami layaknya berdialog dengan seorang pakar [5].

Untuk membangun *chatbot* yang cerdas, diperlukan dukungan teori komputasi bahasa dan penelusuran informasi (*Information Retrieval*). Sistem

membutuhkan *Natural Language Processing* (NLP) yang berfungsi sebagai agen prapemrosesan guna menstandarisasi bahasa awam pengguna yang tidak terstruktur menjadi sekumpulan fitur data kata kunci yang siap diolah [6]. Fitur teks tersebut kemudian dibobotkan menggunakan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF), sebuah algoritma yang mengevaluasi tingkat kepentingan atau signifikansi sebuah kata di dalam satu kueri relatif terhadap keseluruhan korpus basis data. Setelah bobot kata terbentuk menjadi representasi vektor numerik, sistem menerapkan metrik *Cosine Similarity* untuk mengukur tingkat kemiripan antardokumen dengan menghitung nilai kosinus sudut yang terbentuk antara vektor keluhan pengguna dan vektor deskripsi produk dalam ruang multidimensi [7].

Berdasarkan landasan teori tersebut, penelitian ini bertujuan merancang dan mengimplementasikan *chatbot* rekomendasi produk *skincare* berbasis *website* bernama BeautyBrain AI [8]. Tahap awal pemrosesan didukung oleh penggunaan API Groq untuk mengidentifikasi 6 klasifikasi jenis kulit dan masalah kulit umum pengguna. Selanjutnya, seluruh masukan diproses menggunakan kombinasi algoritma NLP, TF-IDF, dan *Cosine Similarity* terhadap basis data yang berisi 280 produk *skincare* dari 11 merek untuk menghasilkan nilai relevansi tertinggi secara matematis [9]. Melalui integrasi ketiga metode komputasi ini, penelitian diharapkan mampu memberikan kontribusi teoritis pada bidang kecerdasan buatan, sekaligus memberikan manfaat praktis bagi masyarakat untuk meminimalisasi kebiasaan *trial-and-error* yang dapat merusak kulit [10].

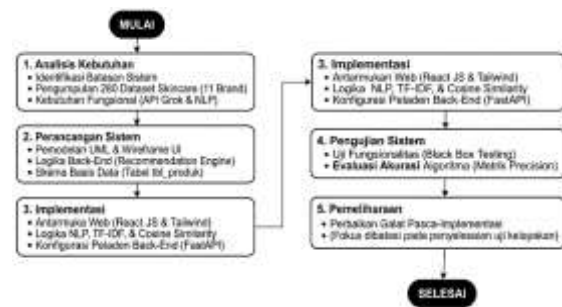
2. METODE PENELITIAN

Bagian ini menguraikan pendekatan dan tahapan sistematis yang dilakukan untuk merancang, membangun, serta mengevaluasi sistem rekomendasi *skincare*. Pembahasan pada bagian ini mencakup jenis penelitian yang diadopsi, teknik pengumpulan dataset produk, arsitektur pemrosesan bahasa alami (NLP), penerapan algoritma komputasi utama, hingga skenario pengujian yang digunakan untuk memvalidasi kelayakan perangkat lunak [11].

2.1 Jenis dan Tahapan Pengembangan Sistem

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan eksperimental terapan pada bidang Rekayasa Perangkat Lunak dan Temu Kembali Informasi (Information Retrieval) [12]. Pengembangan sistem *chatbot* rekomendasi ini mengadopsi metode Software Development Life Cycle (SDLC) dengan model Waterfall karena kebutuhan algoritma matematisnya telah terdefinisi secara pasti sejak awal. Tahapan tersebut meliputi Analisis Kebutuhan, Perancangan Sistem,

Implementasi Logika Sistem, Pengujian, dan Pemeliharaan.



Gambar 2. 1 Jenis dan Tahapan Pengembangan Sistem

2.2 Dataset Penelitian

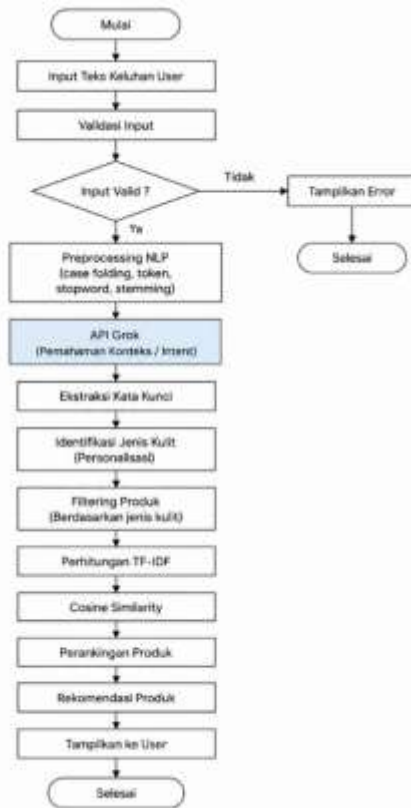
Data yang digunakan merupakan data primer yang dikumpulkan secara mandiri melalui observasi pada berbagai platform *e-commerce* dan situs web resmi merek *skincare* pada periode Januari hingga Maret 2026 . Dataset terdiri atas 280 entitas produk dari 11 merek populer. Data ini diklasifikasikan berdasarkan 6 kategori jenis kulit utama beserta masalah kulit, fungsi, deskripsi, dan harga.

Tabel 2. 1 Gambaran Dari Dataset saya

I D	Bran d	Nama Produ k	Jenis Kulit	Masa lah Kulit	Fungsi	Deskri psi	Ha rga
1	Some thinc	Niacin amide + Moistu re Beet Serum 20ml	Bermi nyak	Miny ak berle bih	Mengon trol minyak	Mengo ntol minyak & pori	80 00 0
2	Some thinc	Hyalur onic B5 Serum 20ml	Kerin g	Dehi drasi	Melemb abkan	Hidrasi intensif	12 00 0
3	Some thinc	Low pH Gentle Jelly Cleans er 100ml	Sensit if	Sensi tif	Membe rsihkan	Pember sih lembut tanpa iritasi	87 00 0
4	Some thinc	Holys hield UV Water y Sunscr een SPF50 + 100ml	Semu a	Papa ran UV	Melind ungi	Perlind ungan maksi mal sinar UV	76 00 0
5	Skinti fic	5X Ceram ide Barrier Moistu rizer 30g	Kerin g	Skin barri er rusak	Mempe rbaiki barrier	Mempe rbaiki skin barrier	92 00 0
6	Skinti fic	Niacin amide Bright ening Toner	Semu a	Kusa m	Mencer ahkan	Mencer ahkan & merata kan warna	89 00 0

2.3 Alur Kerja Sistem (Arsitektur Rekomendasi)

Arsitektur sistem ini dibangun untuk menerima dan menginterpretasikan masukan berbasis bahasa alami dari pengguna layaknya percakapan manusia. Sebelum dilakukan komputasi pencocokan produk, kueri tersebut harus melewati tahap validasi serta serangkaian prapemrosesan teks (*text preprocessing*) yang komprehensif. Langkah ini sangat krusial untuk memastikan masukan pengguna benar-benar siap dihitung nilai kemiripannya.



Gambar 2. 2 Alur kerja Sistem

Secara rinci, pemrosesan algoritma pada alur sistem tersebut dibagi menjadi tahapan berikut:

1. **Integrasi API Grok (Pemahaman Konteks):** Sebelum diproses oleh algoritma utama, kueri pengguna dianalisis menggunakan *Large Language Model* (LLM) melalui API Grok untuk menginterpretasi konteks, mengekstraksi niat (*intent*), dan menormalisasi Bahasa [13].
2. **Natural Language Processing (NLP):** Teks hasil ekstraksi melalui tahap *preprocessing* yang mencakup *Case Folding*, *Cleaning*, *Tokenizing*, *Stopword Removal*, dan *Stemming* menggunakan pustaka Sastrawi untuk mereduksi kata berimbuhan menjadi bentuk dasarnya [14].

3. **Term Frequency - Inverse Document Frequency (TF-IDF):** Teks bersih (*clean_text*) dibobotkan ke dalam matriks angka. Metode ini menghitung seberapa penting sebuah kata dalam dokumen terhadap keseluruhan korpus data. Persamaan matematis untuk pembobotan TF-IDF dirumuskan sebagai berikut:

$$W_{t,d} = tf_{t,d} \times \log \left(\frac{N}{df_t} \right)$$

Keterangan:

- $W_{t,d}$: Bobot kata t terhadap dokumen d
 - $tf_{t,d}$: Jumlah kemunculan kata t dalam dokumen d
 - N : Total keseluruhan dokumen dalam basis data (280 produk)
 - df_t : Jumlah dokumen yang mengandung kata t
4. **Cosine Similarity:** Matriks bobot TF-IDF kemudian dihitung tingkat relevansinya menggunakan metrik jarak *Cosine Similarity*. Algoritma ini mengukur nilai kosinus sudut yang terbentuk antara vektor kueri pengguna dengan vektor deskripsi produk. Persamaan *Cosine Similarity* dirumuskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Cosine Similarity}(A, B) &= \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n (A_i B_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}} \end{aligned}$$

Keterangan:

- A : Vektor representasi teks kueri (keluhan pengguna)
- B : Vektor representasi dokumen (spesifikasi produk *skincare*)
- A_i, B_i : Bobot kata ke- i (nilai TF-IDF) dalam vektor A dan B

2.4 Teknik Pengujian

Untuk memvalidasi kelayakan operasional dan keandalan logika matematis pada sistem, penelitian ini menggunakan dua metode evaluasi utama

1. Pengujian Fungsionalitas (*Black Box Testing*):

Pengujian ini dilakukan untuk memastikan antarmuka website merespons input pengguna dengan benar dan mampu menangani galat (*error handling*). Pengujian berfokus pada sisi *client-server* tanpa menganalisis struktur kode internal, menggunakan beberapa skenario spesifik seperti input teks normal, input kosong, hingga input di luar konteks

Tabel 2. 2 Pengujian Black Box Testing

No	Fitur yang Diuji	Skenario Pengujian	Hasil yang Diharapkan	Status
1	Registrasi Akun Valid	Mengisi formulir daftar dengan format email yang benar dan <i>password</i> baru.	Sistem menyimpan data ke basis data dan mengarahkan pengguna ke halaman <i>Login</i> .	Berhasil
2	Registrasi Akun Tidak Valid	Mengisi formulir dengan format email salah atau membiarkan kolom kosong.	Sistem menolak proses dan menampilkan pesan peringatan (<i>error message</i>).	Berhasil
3	Otentikasi (<i>Login</i>) Valid	Memasukkan email dan kata sandi yang telah terdaftar dengan benar.	Sistem memvalidasi kredensial, membuat sesi, dan mengarahkan ke <i>Landing Page</i> .	Berhasil
4	Otentikasi (<i>Login</i>) Gagal	Memasukkan kata sandi yang salah atau email yang belum terdaftar.	Sistem mencegah akses masuk dan menampilkan notifikasi "Kredensial tidak valid".	Berhasil
5	Tombol <i>Landing Page</i>	Melakukan klik pada tautan navigasi (seperti: Mulai Konsultasi, Tentang, dll).	Sistem merender halaman tujuan secara responsif tanpa <i>broken link</i> .	Berhasil

2. Evaluasi Akurasi (Metrik Precision):

Pengujian kedua adalah evaluasi analitis untuk mengukur seberapa akurat produk skincare yang direkomendasikan oleh algoritma. Pengujian dilakukan dengan menyimulasikan berbagai skenario keluhan pengguna (seperti kondisi tunggal, persilangan, dan kulit sensitif) [15]. Relevansi hasil dievaluasi menggunakan perhitungan probabilitas presisi dengan persamaan matematis berikut:

$$\text{Precision} = \frac{\text{Jumlah Produk Relevan yang Direkomendasikan}}{\text{Total Produk yang Direkomendasikan}} \times 100\%$$

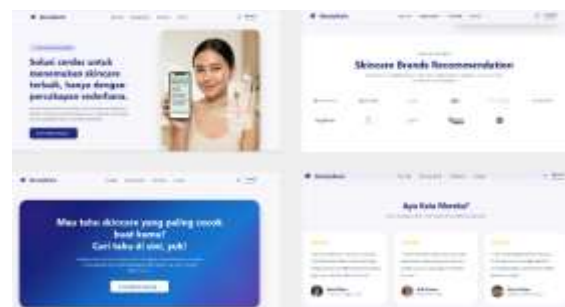
Persentase yang tinggi dari hasil perhitungan skenario ini menjadi justifikasi empiris bahwa sistem rekomendasi yang dibangun efektif memecahkan permasalahan asimetri bahasa pada konsumen

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menguraikan hasil implementasi perangkat lunak dari arsitektur sistem yang telah dirancang, serta memaparkan hasil evaluasi kinerja algoritma dan pengujian aplikasi. Pembahasan secara komprehensif difokuskan pada integrasi antarmuka agen percakapan (chatbot), tahapan pemrosesan bahasa alami (NLP), kalkulasi rekomendasi menggunakan metode TF-IDF dan Cosine Similarity, hingga validasi tingkat akurasi algoritma dan penerimaan pengguna akhir..

3.1. Implementasi Sistem dan Antarmuka Pengguna

Sistem rekomendasi *skincare* cerdas ini dibangun menggunakan arsitektur *client-server* yang memisahkan antara antarmuka pengguna (*front-end* menggunakan React JS), logika komputasi peladen (*back-end* menggunakan FastAPI), dan sistem penyimpanan data (menggunakan SQLite dan format *Pickle* .pkl untuk pemuatan data yang cepat), Interaksi pengguna direpresentasikan melalui beberapa antarmuka utama, dimulai dari Halaman Utama (*Landing Page*) yang menampilkan informasi dan kredibilitas *BeautyBrain Chatbot*



Gambar 3. 1 Tampilan dari Landing Page

Setelah masuk ke dalam sistem, proses interaksi utama dan penyajian hasil algoritma dibagi ke dalam dua fungsionalitas antarmuka berikut: produk, serta blok penjelasan rasionalisasi mengapa sistem merekomendasikan produk tersebut.



Gambar 3. 2 Tampilan Chatbot BeautyBrand

Sistem memfasilitasi interaksi pengguna melalui *Conversational UI* untuk menganalisis kondisi dermatologis secara interaktif (melalui kuesioner tanya jawab) dan menyajikan ringkasan profil kulit pengguna.



Gambar 3. 3 Kartu Antarmuka (UI Cards) Rekomendasi

Hasil perhitungan algoritma divisualisasikan menggunakan Kartu Antarmuka (*UI Cards*). Kartu ini menampilkan daftar produk rekomendasi (*Top-N*) yang dilengkapi dengan spesifikasi teknis, harga, serta penjelasan rasional mengapa sistem merekomendasikan produk tersebut.

3.2 Implementasi Logika Pemrosesan dan Algoritma

1. Prapemrosesan Teks (*Text Preprocessing*)
Sebelum diubah menjadi matriks matematis, teks keluhan dari pengguna dan deskripsi dari 280 produk *skincare* harus dibersihkan dari derau (*noise*). Sistem menggunakan pustaka *Regular Expression* dan fungsi *StemmerFactory* dari Sastrawi untuk menghilangkan karakter non-alfabet dan mereduksi kata berimbuhan (misalnya kata "mencerahkan" menjadi "cerah"). Transformasi ini krusial agar algoritma dapat menemukan irisan kata yang tepat.

```
#[[{"nama_produk": "Clean_text", "clean_text": "Level 1% Encapsulated Retinol"}]]
```

	nama_produk	clean_text
0	Low pH Gentle Jelly Cleanser	something low pH gentle jelly cleanser wants
1	Crisply 24K Gold Essence	something crisply k gold essence wantt essen
2	5% Niacinamide + Moisture Sati Beel Serum	something niacinamide moisture sati beel serum
3	10% Niacinamide + Moisture Sati Beel Serum	something niacinamide moisture sati beel serum
4	Level 1% Encapsulated Retinol	something level-encapsulated retinol wants se

Gambar 3. 4 Tampilan dari *clean_text*

2. Ekstraksi TF-IDF dan Penilaian Hibrida (*Hybrid Scoring*)

Teks yang telah difilter kemudian dikonversi menjadi matriks vektor menggunakan algoritma TF-IDF yang dikonfigurasi dengan teknik *n-gram* (1,2) untuk menangkap konteks frasa seperti "kulit kering". Matriks tersebut kemudian diukur tingkat kemiripannya menggunakan *Cosine Similarity*. Untuk memastikan akurasi rekomendasi secara dermatologis, sistem menerapkan sistem Penilaian Hibrida (*Hybrid Scoring*) yang menggabungkan nilai *Cosine Similarity* dengan nilai heuristik tambahan (Bonus) jika produk sesuai dengan parameter spesifik pengguna. Formulasi penilaian akhir dihitung menggunakan logika berikut:



Gambar 3. 5 Ekstraksi TF-IDF dan Penilaian Hibrida (*Hybrid Scoring*)

Melalui rumusan di atas, produk yang paling relevan secara semantik dan spesifikasi klinis akan mendapatkan peringkat tertinggi untuk disajikan kepada pengguna.

3.3 Hasil Pengujian Fungsionalitas (*Black Box*)

Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh alur interaksi berjalan dengan baik tanpa adanya galat (*bug*). Pada modul *chatbot*, sistem terbukti mampu menangani pesan di luar konteks (memberikan respons *fallback*), memicu fitur kuesioner otomatis saat pengguna tidak mengetahui jenis kulitnya, serta mengekstraksi parameter kompleks dari kueri teks secara akurat (seperti mendeteksi jenis produk, jenis kulit, dan *gender*). Sistem juga berhasil melakukan validasi penahanan pengiriman pesan jika pengguna memberikan *input* kosong.

Tabel 3. 1 Blackbox Testing Sistem

No	Fitur yang Diuji	Skenario Pengujian	Hasil yang Diharapkan	Status
1	Penanganan Pesan Luar Konteks / Sapaan	Mengirimkan pesan sapaan (misal: "hallo") atau teks yang tidak relevan dengan <i>skincare</i> .	Sistem menampilkan pesan <i>fallback</i> ("Saya belum memahami..") dan mengarahkan kembali ke topik.	Berhasil
2	Fitur Analisis Jenis Kulit (Kuesioner)	Pengguna mengetik bahwa mereka tidak tahu jenis kulitnya (misal: "analisis kulit").	Sistem memicu alur diagnosis dengan memberikan 9 pertanyaan seputar kondisi kulit sehari-hari.	Berhasil
3	Ekstraksi Parameter Jenis Produk dan Jenis Kulit	Mengirimkan kueri pencarian spesifik: "serum untuk kulit berminyak" atau " <i>facial wash</i> untuk kulit sensitif".	Sistem mendeteksi jenis produk dan jenis kulit, lalu menampilkan rekomendasi <i>Top-N</i> yang tepat.	Berhasil
4	Ekstraksi Parameter Target Pengguna (<i>Gender</i>)	Mengirimkan kueri spesifik gender: "saya ingin serum untuk pria".	Sistem mendeteksi parameter khusus pria, memberikan bobot <i>Bonus Score gender</i> , dan menampilkan produk yang relevan.	Berhasil
5	Analisis Keluhan Kulit Kompleks	Mengirimkan teks keluhan tanpa menyebutkan produk (misal: "wajah saya sering merah dan berjerawat").	Sistem NLP mendeteksi kata kunci masalah kulit dan memberikan rekomendasi perawatan yang sesuai.	Berhasil
6	Validasi Input Kosong	Menekan tombol kirim tanpa mengetik	Sistem menahan pengiriman pesan dan	Berhasil

		karakter apa pun di kolom obrolan.	tombol tetap dalam status tidak aktif (<i>disabled</i>).	
--	--	------------------------------------	--	--

3.4 Evaluasi Akurasi Algoritma

1. Hasil Pembobotan Fitur Teks (TF-IDF)

Sebelum menghitung tingkat kemiripan, algoritma TF-IDF mengekstraksi kata kunci dari deskripsi produk dan mengonversinya menjadi matriks vektor berbobot. Kata yang sering muncul pada satu deskripsi produk spesifik, namun jarang muncul di dokumen produk lain, akan mendapatkan nilai bobot yang lebih tinggi.

Tabel 3. 2 Hasil Pembobotan Fitur Teks (TF-IDF)

Nama Produk	Bobot "jerawat"	Bobot "kering"	Bobot "kusam"	Bobot "cerah"	Bobot "minyak"
Low pH Gentle Jelly Cleanser	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Criously 24K Gold Essence	0.000	0.000	0.000	0.106	0.000
5% Niacinamide + Moisturizer Sabi Beet Serum	0.000	0.000	0.210	0.307	0.000
10% Niacinamide + Moisturizer Sabi Beet Serum	0.000	0.000	0.000	0.212	0.000
Level 1% Encapsulated Retinol	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

2. Hasil Kalkulasi Kemiripan (*Cosine Similarity*)

Setelah matriks bobot TF-IDF terbentuk, sistem mengevaluasi kueri dari pengguna menggunakan algoritma *Cosine Similarity*. Pengujian dilakukan dengan menyimulasikan tiga skenario kueri yang mewakili kebutuhan spesifik pengguna berdasarkan jenis produk, kondisi kulit, dan masalah kulit. Hasil pengujian membuktikan bahwa sistem mampu mengurutkan dan menyajikan produk *skincare* dengan tingkat kesesuaian klinis yang tepat ("Sesuai") di peringkat teratas (*Top-3*)

Tabel 3. 3 Hasil Kalkulasi Kemiripan (Cosine Similarity)

Skenario Kueri	Peringkat	Entitas Produk Rekomendasi (Top 3)	Final Score	Kesesuaian
Kueri 1: "saya ingin cuci muka untuk kulit berminyak"	1	Bright Stuff For Acne Prone Skin Face Wash	0.7374	Sesuai
	2	Acno Fight Anti-Acne Foam	0.6751	Sesuai
	3	Triple Action Oil and Comedo Control Face Wash	0.6733	Sesuai
Kueri 2: "serum untuk kulit kusam dan mencerahkan wajah"	1	Marvel Super Serum Radiant Luminous	0.9267	Sesuai
	2	5% Niacinamide + Moisture Saba Beet Serum	0.9014	Sesuai
	3	Bright Stuff Face Serum	0.8748	Sesuai
Kueri 3: "rekomendasi pelembap untuk kulit kering dan sensitif"	1	Gokujiyun Premium Ultimate Moisturizing Milk	0.8225	Sesuai
	2	Panthenol Gel Moisturizer	0.7751	Sesuai
	3	Gokujiyun Ultimate Moisturizing Cream	0.7646	Sesuai

3.5 Hasil Pengujian Penerimaan Pengguna (UAT)

Pengujian Penerimaan Pengguna atau *User Acceptance Testing* (UAT) dilakukan sebagai tahap akhir evaluasi pada sisi antarmuka dan pengalaman pengguna (*User Experience*).

Tabel 3. 4 Hasil Pengujian Penerimaan Pengguna (UAT)

No	Aspek Evaluasi	Rata-rata Skor (1-5)	Kategori Penilaian
1	Antarmuka Pengguna (UI) dan Kenyamanan Visual	4.00	Baik
2	Kemudahan Navigasi dan Manajemen Profil	4.00	Baik
3	Kejelasan Proses Diagnosis Kulit (9 Pertanyaan)	3.97	Baik
4	Responsivitas dan Interaktivitas <i>Chatbot</i>	3.90	Baik
5	Akurasi Rekomendasi Produk berdasarkan Input	3.87	Baik
6	Kesesuaian Daftar Rekomendasi dengan Masalah Kulit	4.03	Baik
7	Tingkat Keamanan & Kepercayaan Pengguna	4.06	Baik
8	Manfaat Aplikasi Secara Keseluruhan	3.97	Baik
Total	Rata-Rata Keseluruhan	3.98	Baik

Berdasarkan Tabel 4, hasil komputasi data UAT menunjukkan bahwa *BeautyBrand Chatbot* memperoleh respons yang positif dengan nilai rata-rata keseluruhan sebesar 3.98 (kategori Baik). Apresiasi tertinggi diraih oleh aspek Keamanan & Kepercayaan (4.06) dan Kesesuaian Rekomendasi (4.03), yang membuktikan bahwa algoritma TF-IDF dan *Cosine Similarity* berhasil memberikan rekomendasi yang relevan dan aman bagi pengguna. Secara keseluruhan, sistem terbukti andal secara komputasi dan layak diimplementasikan sebagai alat bantu pemilihan produk perawatan kulit di masyarakat.

4. CONCLUSION

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan asisten virtual (*chatbot*) cerdas berbasis website untuk mengatasi permasalahan choice overload dan asimetri bahasa dalam pemilihan produk perawatan kulit. Penggunaan metode Natural Language Processing (NLP) terbukti efektif dalam memproses dan menstandarisasi bahasa keluhan awam pengguna menjadi data terstruktur. Selain itu, integrasi algoritma Term Frequency - Inverse Document Frequency (TF-IDF) yang dikombinasikan dengan teknik n-gram (1,2) berhasil mengekstraksi bobot kata secara kontekstual.

Evaluasi matematis menggunakan *Cosine Similarity* menunjukkan bahwa sistem mampu mencocokkan keluhan pengguna dengan deskripsi dari

280 produk skincare secara presisi dan merekomendasikan produk yang tepat sasaran. Hal ini turut divalidasi oleh hasil pengujian Black Box yang memastikan seluruh fungsionalitas beroperasi tanpa galat, serta hasil User Acceptance Testing (UAT) yang memperoleh skor penerimaan sebesar 3.98 (kategori Baik). Dengan demikian, arsitektur sistem ini dapat diandalkan sebagai solusi interaktif yang aman, akurat, dan personal bagi masyarakat dalam menentukan rutinitas perawatan kulit mereka

REFERENCES

- [1] M. Rosalina, Y. Masnita, and K. Kurniawati, "Perceived Value, Consumer Consciousness, and Purchase Decisions: The Impact of Choice Overload in Indonesia's Digital Marketplaces," *Adv. J. Ekon. Bisnis*, vol. 4, no. 2, pp. 361–378, 2026, [Online]. Available: <https://advancesinresearch.id/index.php/AJEB/article/view/774>
- [2] N. Azizah and A. F. Rozi, "Sistem Rekomendasi Produk Somethinc Menggunakan Metode Content-based Filtering," *J. Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, vol. 6, no. 3, pp. 461–468, 2024, doi: 10.47233/jteksis.v6i3.1411.
- [3] V. P. Ardiana, V. Atina, and N. Nurmalitasari, "Sistem Rekomendasi Pemilihan Basic Skincare Menggunakan Metode Content Based Filtering," *G-Tech J. Teknol. Terap.*, vol. 8, no. 4, pp. 2154–2167, 2024, doi: 10.70609/gtech.v8i4.4966.
- [4] F. Erlangga and I. P. Sari, "Perancangan Sistem Untuk Merekomendasikan Produk Skincare Menggunakan Metode NLP," *Portal Ris. dan Inov. Sist. Perangkat Lunak*, vol. 2, no. 4, pp. 1–11, 2024, doi: 10.59696/prinsip.v2i4.49.
- [5] M. Mulyono and S. Sumijan, "Identifikasi Chatbot dalam Meningkatkan Pelayanan Online Menggunakan Metode Natural Language Processing," *J. Inform. Ekon. Bisnis*, vol. 3, pp. 142–147, 2021, doi: 10.37034/infec.v3i4.102.
- [6] M. Nahdhudin, N. C. H. Wibowo, M. R. Handayani, and K. Umam, "Klasifikasi Sentimen Masyarakat Terhadap Aplikasi Tiktok Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 3, pp. 107–112, 2025, doi: 10.65258/jutekom.v1.i3.13.
- [7] R. M. Harahap and A. N. Rachman, "Film Kemiripan Deskripsi Cerita Menggunakan," vol. 13, no. 3, 2025.
- [8] R. Ramli and A. D. Kalifia, "Chatbot for Clothing Color Recommendations Based on Skin Tone," *bit-Tech*, vol. 8, no. 2, pp. 2206–2217, 2025, doi: 10.32877/bt.v8i2.3220.
- [9] G. H. Setiawan and I. M. B. Adnyana, "Improving Helpdesk Chatbot Performance with Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) and Cosine Similarity Models," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 7, no. 2, pp. 252–257, 2023, doi: 10.30871/jaic.v7i2.6527.
- [10] D. A. Alfian Tri Putra, B. Muhammad Ikhwan, and M. Aris, "Integrasi OCR dan TF-IDF untuk Metadata Otomatis pada Pencarian Dokumen Digital," *J. Fasilkom*, vol. 15, no. 2, pp. 304–311, 2025.
- [11] M. Alfin, T. Putra, and R. Alit, "Sistem Rekomendasi Destinasi Wisata di Kabupaten Mojokerto dengan Metode Hybrid Filtering Berbasis Website," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 07, no. 01, pp. 57–64, 2025, [Online]. Available: <https://ejournal.unesa.ac.id/index.php/jinacs/article/view/71903>
- [12] Sherly Rosa Anggraeni, "Implementasi Algoritma Clustering DBSCAN terhadap Pola Navigasi Pengguna di Perpustakaan Digital untuk Mengungkap Zona Buta Akses Informasi dan Optimalisasi Antarmuka Sistem," *SKANIKA Sist. Komput. dan Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 232–243, 2025, doi: 10.36080/skanika.v8i2.3524.
- [13] V. A. Yulianto, E. Lutfina, and G. W. Saraswati, "Comparative Evaluation of Rule-Based and Large Language Models for Financial Transaction Extraction in Chatbots," *Sinkron*, vol. 10, no. 2, pp. 1207–1219, 2026, doi: 10.33395/sinkron.v10i2.16020.
- [14] Fadli Maghfirli, M. Aditya Firmansyah, and Laili Cahyani, "Penerapan Metode Vector Space Model (Vsm) Dengan Tf-Idf Dan Cosine Similarity Pada Sistem Temu Kembali Informasi Lowongan Pekerjaan," *J. Teknol. Inf. J. Keilmuan dan Apl. Bid. Tek. Inform.*, vol. 20, no. 1, pp. 47–54, 2026, doi: 10.47111/jti.v20i1.23999.
- [15] M. Syabilla, J. Zeniarja, and Q. Nabila, "Implementasi LDA, TF-IDF, dan BERT dalam Sistem Rekomendasi Dosen Pembimbing untuk Mahasiswa," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 6, no. 4, pp. 2175–2183, 2025, doi: 10.47065/bits.v6i4.6499.