



Pengembangan Aplikasi Mobile Saffco Skin untuk Edukasi Perawatan Wajah dengan Sistem Rekomendasi Menggunakan Algoritma KNN

Mita Aprilia Damayanti^{a,1,*}, Dini Siskasari^{b,2}, Syarief Hidayatullah^{b,3}, Rois Ali Fernandi^{b,4},
Herdiesel Santoso^{b,5}

^{a,b}Prodi Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Teknologi Informasi, Universitas Jenderal Achmad Yani Yogyakarta

¹mitaapriadamay@gmail.com*; ²dinisiskasari00@gmail.com; ³syariefhya@gmail.com; ⁴roisa7431@gmail.com; ⁵herdiesel.santoso@stimikelrahma.ac.id

* corresponding author

ABSTRACT

ARTICLE INFO

Aplikasi Saffco Skin dirancang untuk membantu pengguna memahami kebutuhan kulit mereka dan memperoleh rekomendasi produk perawatan wajah yang sesuai. Sistem rekomendasi pada aplikasi ini menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) yang menganalisis data profil pengguna, termasuk tipe kulit (berminyak, kering, sensitif, normal, dan kombinasi), untuk memberikan saran produk yang relevan. Evaluasi model dilakukan dengan dua metrik utama, yaitu jarak rata-rata ke lima tetangga terdekat dan konsistensi tipe kulit produk rekomendasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa rata-rata jarak dari sepuluh sampel produk ke lima rekomendasi terdekat adalah 0.1075, yang menandakan bahwa produk yang direkomendasikan memiliki kemiripan fitur yang tinggi. Selain itu, pada pengujian produk "Perfect Lip Gloss", seluruh rekomendasi (5 dari 5) memiliki tipe kulit yang sama, menghasilkan 100% konsistensi tipe kulit. Model KNN diintegrasikan ke dalam *backend* berbasis Flask dan terhubung ke antarmuka pengguna *Flutter* melalui API. Selain sistem rekomendasi, aplikasi ini juga menyediakan katalog produk, artikel edukatif seputar perawatan kulit, serta fitur daftar favorit. Dengan demikian, Saffco Skin menjadi solusi praktis dan cerdas bagi pengguna dalam memilih produk perawatan wajah yang sesuai dengan karakteristik kulit mereka.

Article history

Received: 25 Januari 2025

Revised: 14 Maret 2025

Accepted: 30 Mei 2025

Keywords

Sistem Rekomendasi

K-Nearest Neighbors (KNN)

Aplikasi Saffco Skin

Rekomendasi Skincare

Klasifikasi

This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



1. Pendahuluan

Minat terhadap perawatan kulit mengalami peningkatan signifikan dalam beberapa tahun terakhir, seiring dengan berkembangnya industri kecantikan dan meningkatnya kesadaran masyarakat akan pentingnya menjaga kesehatan kulit [1]. Di Indonesia, standar kecantikan terus mengalami pergeseran, sering kali dipengaruhi oleh budaya populer, media sosial, dan kemajuan teknologi. Kecantikan kerap diidentikkan dengan kulit cerah dan wajah yang bersih [1] [2]. Hal ini menyebabkan banyak individu, termasuk kalangan mahasiswi, merasa terdorong untuk memenuhi standar tersebut melalui berbagai cara, mulai dari penggunaan produk perawatan hingga prosedur estetika.



Peningkatan konsumsi produk kecantikan mencerminkan dampak psikososial dari standar kecantikan yang berkembang. Wanita cenderung bersikap konsumtif dengan membeli produk secara impulsif atau rutin menggunakan jasa perawatan wajah, yang dapat menimbulkan tekanan psikologis tersendiri. Tren ini tercermin dari data global mengenai konsumsi dan pembelian produk perawatan dan kecantikan, yang menunjukkan peningkatan signifikan, khususnya pada produk perawatan wajah, kosmetik mata, dan bibir. Bahkan, diperkirakan tren ini akan terus meningkat hingga tahun 2025 [3]. Kondisi kulit yang bermasalah, seperti jerawat, hiperpigmentasi, atau kulit kering, juga terbukti memiliki hubungan dengan kondisi mental seperti stres dan kecemasan. Kulit yang sehat sering dikaitkan dengan peningkatan rasa percaya diri, yang pada akhirnya mempengaruhi kesejahteraan psikologis individu.

Namun, masih banyak masyarakat yang memiliki pengetahuan terbatas tentang cara merawat kulit secara tepat. Kurangnya edukasi tentang kondisi kulit dan produk yang sesuai berpotensi memperburuk masalah kulit serta menghambat efektivitas perawatan [4]. Oleh karena itu, penyediaan informasi yang akurat dan personalisasi dalam perawatan kulit menjadi kebutuhan penting dalam konteks ini.

Perkembangan teknologi informasi, terutama dengan hadirnya internet dan kecerdasan buatan, membuka peluang untuk memberikan solusi terhadap permasalahan tersebut. Salah satu bentuk pemanfaatannya adalah dalam pengembangan sistem rekomendasi (*recommendation system*), yang merupakan bidang teknologi yang terus berkembang dan kini banyak digunakan dalam berbagai sektor, termasuk industri kecantikan dan perawatan kulit. Sistem rekomendasi mulai mendapat perhatian sejak munculnya penelitian tentang *collaborative filtering* pada pertengahan 90-an [5]. Kaitannya dengan penelitian ini, sistem rekomendasi produk merupakan sebuah sistem yang dapat memberikan prediksi produk yang relevan terhadap perilaku atau karakteristik pengguna, sehingga dapat memengaruhi pengguna dalam mengambil keputusan untuk membeli suatu produk [6]. Sistem rekomendasi telah banyak diterapkan dalam *digital marketing* untuk mendukung pemasaran produk dan jasa. Sistem ini digunakan untuk memberikan penawaran barang atau jasa yang sesuai dengan kebiasaan dan minat pelanggan terhadap produk atau layanan yang disarankan. Namun, dalam praktiknya, penyediaan penawaran produk yang lebih tepat untuk pelanggan mendorong pengembangan lebih lanjut dari sistem rekomendasi produk [7].

Sejalan dengan perkembangan tersebut, aplikasi Saffco Skin hadir sebagai salah satu upaya dalam menyediakan edukasi berbasis teknologi serta rekomendasi produk perawatan kulit yang sesuai dengan kebutuhan pengguna. Aplikasi ini memanfaatkan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN), yang bekerja dengan mengklasifikasikan data berdasarkan kedekatan karakteristik menggunakan rumus *Euclidean Distance* [8]. Pemanfaatan metode K-NN dinilai relevan karena kesederhanaannya serta kemampuannya dalam memberikan rekomendasi berbasis preferensi pengguna sebelumnya. Dengan pendekatan ini, aplikasi tidak hanya mampu memberikan edukasi seputar perawatan kulit, tetapi juga menyarankan produk yang lebih sesuai dengan karakteristik kulit pengguna.

Beberapa penelitian sebelumnya telah membuktikan efektivitas metode K-NN dalam berbagai domain aplikasi, termasuk klasifikasi dan sistem rekomendasi. Purnamawati et al. (2024) menganalisis kinerja metode *K-Nearest Neighbors* (KNN) dalam mengklasifikasikan data job fair, dan menemukan bahwa nilai $k = 3$ memberikan performa terbaik dengan akurasi 65% menggunakan algoritma *Euclidean Distance* [9]. Sitorus dan Harmayani (2025) menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) dalam pengklasifikasian data pelayanan publik di Kecamatan Tampan dan memperoleh akurasi sebesar 92,5%, menunjukkan bahwa KNN efektif dalam mengevaluasi kinerja pelayanan public [10]. Sementara itu, Anshori et al. (2018) mengimplementasikan metode *K-Nearest Neighbor* untuk merekomendasikan keminatan studi pada mahasiswa berdasarkan nilai mata kuliah wajib, dengan tingkat akurasi mencapai 76,66% [11]. Temuan-temuan tersebut menunjukkan bahwa metode K-NN memiliki potensi yang besar dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data di berbagai bidang.

Meskipun beberapa penelitian sebelumnya telah membuktikan efektivitas metode K-Nearest Neighbor dalam berbagai bidang, termasuk klasifikasi dan sistem rekomendasi, masih terdapat kekurangan dalam kajian yang secara khusus mengintegrasikan sistem rekomendasi berbasis algoritma dengan edukasi pengguna dalam konteks perawatan kulit. Oleh karena itu, aplikasi Saffco Skin berupaya mengisi kekosongan tersebut dengan menghadirkan pendekatan yang tidak hanya memberikan rekomendasi produk yang sesuai berdasarkan karakteristik kulit pengguna, tetapi juga menyertakan edukasi yang dapat meningkatkan pemahaman pengguna tentang kondisi kulit mereka. Dengan demikian, aplikasi ini diharapkan dapat memberikan solusi yang lebih komprehensif, yang tidak hanya berfokus pada aspek estetika semata, melainkan juga mendukung pengguna dalam pengambilan keputusan yang tepat dan efektif terkait perawatan kulit.

2. Metodologi

Pengembangan sistem ini menggunakan metodologi CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) sebagai kerangka kerja dalam proses perancangan dan penerapan sistem rekomendasi. CRISP-DM terdiri dari enam tahap utama yaitu *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modelling*, *Evaluation*, dan *Deployment* [12]. Setiap tahap saling terhubung secara iteratif dan dirancang untuk mendukung proses pengambilan keputusan berbasis data secara sistematis. Alur tahapan metode ini ditampilkan pada **Gambar 1**.



Gambar 1. Alur Tahapan Metode CRISP-DM

Business Understanding

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi mobile Saffco Skin sebagai platform edukasi dan rekomendasi produk perawatan wajah yang dipersonalisasi. Aplikasi ini menggabungkan teknologi data mining dan sistem rekomendasi untuk memberikan informasi dan saran produk yang sesuai dengan karakteristik kulit pengguna. Dengan menerapkan algoritma K-NN, sistem menganalisis data pengguna seperti jenis kulit dan preferensi produk untuk menghasilkan rekomendasi yang relevan. Pendekatan ini memungkinkan pengguna membuat keputusan yang lebih tepat dalam memilih produk perawatan kulit, sekaligus meningkatkan efektivitas perawatan. Dari sisi bisnis, aplikasi ini juga berfungsi sebagai media digital marketing yang mendukung produsen dalam menargetkan produk secara lebih akurat berdasarkan data pengguna. Tujuan utamanya adalah menyediakan edukasi, meningkatkan kesadaran konsumen, dan mengoptimalkan pengalaman pengguna melalui pemanfaatan teknologi berbasis data.

Data Understanding

Penelitian ini menggunakan dataset *skincare* yang diperoleh dari platform Kaggle, terdiri dari 15.000 entri dan 14 fitur terkait produk perawatan kulit, seperti harga, rating, dan kategori produk. Dataset ini bersifat terstruktur dan menyediakan informasi yang relevan untuk membangun sistem rekomendasi berbasis algoritma K-NN, dengan mempertimbangkan preferensi pengguna dan karakteristik produk. Ringkasan atribut dataset disajikan pada **Table 1**.

Table 1. Ringkasan Atribut Dataset

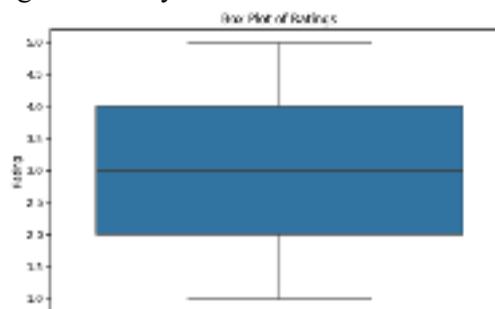
Kolom	Tipe Data	Nilai Minimal	Nilai Maksimal	Rata-rata
Price_USD	float64	10	149.99	80.13
Rating	float64	1	5	3.00
Number_of_Reviews	int64	52	10,000	5,014
Product_Name	object	-	-	-
Brand	object	-	-	-
Category	object	-	-	-
Usage_Frequency	object	-	-	-
Product_Size	object	-	-	-
Skin_Type	object	-	-	-
Gender_Target	object	-	-	-
Packaging_Type	object	-	-	-
Main_Ingredient	object	-	-	-
Cruelty_Free	bool	-	-	-
Country_of_Origin	object	-	-	-

Data Preparation

Tahap pra-pemrosesan dilakukan untuk menyiapkan data sebelum digunakan dalam pemodelan. Langkah-langkah yang dilakukan meliputi:

1. Pengecekan *Outlier*

Analisis box plot pada fitur Rating menunjukkan distribusi data yang simetris tanpa indikasi nilai ekstrem (*outlier*), dengan rentang nilai antara 1 hingga 5. **Gambar 2.** Berikut merupakan hasil pengecekan kemungkinan adanya outlier.

**Gambar 2.** Hasil Pengecekan Outlier

2. Seleksi Fitur Relevan

Fitur yang digunakan meliputi *Price_USD*, *Rating*, *Number_of_Reviews*, dan *Skin_Type*. Baris dengan nilai hilang dihapus menggunakan metode `.dropna()`.

3. Enkode Fitur Kategorikal

Kolom *Skin_Type* diencode menjadi nilai numerik menggunakan `LabelEncoder` agar dapat digunakan dalam model berbasis numerik seperti KNN.

4. Pemilihan Fitur untuk Pemodelan
Fitur terpilih untuk algoritma KNN adalah harga, rating, jumlah ulasan, dan tipe kulit (dalam bentuk numerik), karena dianggap paling relevan dalam menentukan rekomendasi.
5. Standarisasi Data
Untuk menghindari dominasi fitur dengan skala besar dalam perhitungan jarak KNN, semua fitur distandarisasi menggunakan StandardScaler agar memiliki rata-rata 0 dan deviasi standar 1.

Modeling

Model sistem rekomendasi dikembangkan menggunakan algoritma KNN dengan bantuan fungsi *NearestNeighbors* dari pustaka *scikit-learn*. Parameter $n_neighbors=5$ digunakan untuk mencari lima tetangga terdekat, dan metrik jarak yang digunakan adalah *Euclidean distance*, yang sesuai untuk data yang telah distandarisasi. Model dilatih menggunakan fitur yang telah dipilih dan distandarisasi, yaitu *Price_USD*, *Rating*, *Number_of_Reviews*, dan *Skin_Type* (dalam bentuk numerik). Input pengguna diproses dengan terlebih dahulu mengkode tipe kulit menggunakan *LabelEncoder*, kemudian digabungkan dengan nilai rata-rata dari fitur lainnya. Input tersebut kemudian distandarisasi dengan *StandardScaler*. Rekomendasi diberikan berdasarkan hasil dari fungsi *knn.kneighbors*, yang menghasilkan indeks lima produk terdekat dalam dataset. Produk-produk tersebut kemudian disajikan sebagai rekomendasi yang paling relevan dengan karakteristik pengguna.

K-Nearest Neighbour (K-NN)

K-Nearest Neighbour (K-NN) adalah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek baru berdasarkan (k) tetangga terdekatnya. K-NN termasuk dalam algoritma *supervised learning*, di mana hasil dari *query instance* yang baru diklasifikasikan berdasarkan mayoritas kategori pada tetangga terdekatnya. Kelas yang paling banyak muncul akan menjadi kelas hasil klasifikasi. Metode K-NN digunakan karena memiliki beberapa kelebihan, di antaranya menghasilkan data yang lebih akurat dan efektif apabila memiliki data pelatihan yang cukup besar. Namun, metode ini juga memiliki kekurangan, seperti biaya komputasi yang cukup tinggi, karena diperlukan perhitungan jarak *query instance* terhadap seluruh data pelatihan [13]. Dalam konteks rekomendasi perawatan kulit, algoritma ini menganalisis data pengguna, seperti jenis kulit, masalah kulit, dan preferensi produk, untuk memberikan rekomendasi yang relevan. Algoritma KNN bekerja dengan menghitung jarak antara data pengguna dan data dalam database menggunakan metrik jarak seperti *Euclidean Distance*. Produk yang memiliki kemiripan tertinggi kemudian direkomendasikan kepada pengguna. Berikut adalah persamaan algoritma KNN.

Bentuk-bentuk

$$\begin{aligned} \text{Euclidean} & \quad \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \\ \text{Manhattan} & \quad \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \\ \text{Minkowski} & \quad \left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \end{aligned}$$

Evaluasi

Dalam pengembangan sistem rekomendasi pada aplikasi Saffco Skin, evaluasi model dilakukan untuk mengukur sejauh mana algoritma KNN dapat memberikan rekomendasi produk perawatan wajah yang relevan dan sesuai kebutuhan pengguna. Evaluasi dilakukan menggunakan dua metrik utama, yaitu jarak rata-rata antar produk rekomendasi dan konsistensi tipe kulit.

1. Jarak Rata-rata Tetangga Terdekat

Metrik ini digunakan untuk menilai kedekatan fitur antara produk yang direkomendasikan dengan produk input. Dalam konteks KNN, semakin kecil jarak (biasanya dihitung menggunakan jarak *Euclidean*), maka semakin tinggi tingkat kemiripan antar data. Fitur yang digunakan dalam pengukuran ini meliputi harga produk, rating pengguna, jumlah ulasan, serta tipe kulit yang direkomendasikan. Evaluasi dilakukan dengan menghitung rata-rata jarak terhadap lima tetangga terdekat dari sejumlah sampel produk.

2. Konsistensi Tipe Kulit

Selain jarak numerik, sistem juga dievaluasi berdasarkan konsistensi kontekstual, yaitu kesesuaian tipe kulit dari produk yang direkomendasikan dengan produk awal. Dalam domain *skincare*, kecocokan tipe kulit sangat penting karena efektivitas produk sangat dipengaruhi oleh kondisi kulit pengguna. Oleh karena itu, dalam evaluasi ini dihitung persentase rekomendasi yang memiliki tipe kulit yang sama dengan input. Semakin tinggi konsistensi ini, maka semakin kontekstual dan personal rekomendasi yang diberikan oleh sistem.

2.1. Deployment

Setelah model diuji, selanjutnya proses deployment dilakukan. Tahap ini mencakup:

1. Pengintegrasian model KNN ke *backend* aplikasi berbasis Flask.
2. Pengintegrasian *Flutter* dengan *backend* Flask menggunakan API yang dirancang untuk mengelola komunikasi antara aplikasi dan server.

3. Hasil dan Pembahasan

Pengukuran kualitas prediksi model KNN dilakukan untuk menguji efektivitas sistem rekomendasi dalam menyarankan produk *skincare* yang sesuai berdasarkan tipe kulit pengguna. Pengujian dilakukan menggunakan nilai parameter k yang optimal serta pendekatan validasi silang (*5-Fold Cross Validation*) guna memastikan generalisasi model. Implementasi model telah terintegrasi ke dalam aplikasi berbasis Flutter dan Flask, memungkinkan penggunaan sistem rekomendasi secara langsung oleh pengguna akhir.

3.1. Hasil Pengujian Berdasarkan Tipe Kulit

Untuk mengevaluasi kemampuan sistem dalam memberikan rekomendasi produk yang sesuai, dilakukan pengujian terhadap berbagai tipe kulit. Salah satu hasil rekomendasi ditunjukkan untuk tipe kulit *Sensitive*, di mana pemilihan produk didasarkan pada nilai jarak terkecil dalam ruang fitur yang telah distandarisasi. Rekomendasi ini mencerminkan tingkat kesesuaian antara karakteristik produk dan kebutuhan pengguna dengan tipe kulit tersebut. Hasil rekomendasi tersebut dapat dilihat pada **Table 2**.

Table 2. Hasil Rekomendasi Produk untuk Tipe Kulit “*Sensitive*”

Product_Name	Brand	Category	Price_USD	Rating	Number_of_Reviews	Main_Ingredient	Cruelty-Free	Country_of_Origin	Distance
Perfect Lip Gloss	Sisley	Exfoliator	83.04	3.0	4965	Hyaluronic Acid	True	France	0.073989
Super Mascara	Clinique	Bronzer	81.60	3.0	4526	Aloe Vera	False	South Korea	0.174794
Magic BB Cream	Too Faced	BB Cream	70.25	3.0	4964	Retinol	False	Japan	0.245286
Super Face Oil	Milk Makeup	Blush	80.38	2.8	4503	Salicylic Acid	True	South Korea	0.249191

Product_Name	Brand	Category	Price_USD	Rating	Number_of_Reviews	Main_Ingredient	Cruelty-Free	Country_of_Origin	Distance
Magic Lip Liner	Tarte	Makeup Remover	72.82	2.8	4966	Retinol	True	USA	0.251130

Table 2. menyajikan hasil rekomendasi lima produk perawatan kulit terdekat untuk tipe kulit *Sensitive*, berdasarkan nilai jarak *Euclidean* yang dihitung melalui algoritma KNN. Produk “Perfect Lip Gloss” dari Sisley memiliki nilai jarak terkecil (0.073989), menandakan tingkat kemiripan tertinggi dengan input pengguna. Semakin kecil nilai jarak, semakin tinggi kesesuaian produk terhadap fitur yang dicari, seperti harga, rating, jumlah ulasan, dan tipe kulit. Produk lain seperti “Super Mascara” (0.174794) dan “Magic BB Cream” (0.245286) masih berada dalam rentang kedekatan yang cukup tinggi, namun dengan sedikit perbedaan karakteristik. Komposisi bahan aktif seperti *Hyaluronic Acid* dan *Aloe Vera* memperkuat relevansi rekomendasi untuk kulit sensitif, sedangkan kandungan *Retinol* dan *Salicylic Acid* pada produk lain mungkin memerlukan pertimbangan lebih lanjut karena potensi iritasi. Dari aspek performa algoritma, nilai *distance* yang bertingkat secara konsisten menunjukkan kemampuan model dalam mengurutkan rekomendasi berdasarkan kedekatan multidimensi yang representatif. Hal ini mengindikasikan bahwa KNN dapat digunakan secara efektif dalam memberikan rekomendasi personalisasi berbasis data.

Setelah menganalisis tipe kulit *Sensitive*, bagian selanjutnya akan membahas hasil rekomendasi untuk pengguna dengan tipe kulit *Dry*. **Table 3.** menyajikan lima produk teratas yang dianggap paling sesuai berdasarkan perhitungan kedekatan fitur menggunakan pendekatan yang sama. Analisis ini bertujuan untuk menguji konsistensi kinerja model KNN dalam menghasilkan rekomendasi yang akurat di berbagai kategori tipe kulit.

Table 3. Hasil Rekomendasi Produk untuk Tipe Kulit “Dry”

Product_Name	Brand	Category	Price_USD	Rating	Number_of_Reviews	Main_Ingredient	Cruelty-Free	Country_of_Origin	Distance
Ultra Eye Shadow	Make Up For Ever	BB Cream	77.78	3.0	5195	Aloe Vera	False	Italy	0.086061
Ultra Blush	Huda Beauty	Exfoliator	80.43	3.1	4879	Retinol	True	Japan	0.096382
Magic Powder	Patrick Ta	Face Oil	82.98	3.0	4526	Retinol	True	Australia	0.184928
Magic Contour	Kylie Cosmetics	Face Mask	74.42	2.8	5070	Retinol	False	Japan	0.224482
Super Primer	Make Up For Ever	Makeup Remover	89.23	3.1	5174	Vitamin C	True	France	0.246597

Hasil rekomendasi untuk tipe kulit *Dry* menunjukkan bahwa model KNN mampu mengidentifikasi produk dengan karakteristik yang relatif seragam dalam fitur utama seperti *rating* (berkisar antara 2.8–3.1) dan jumlah ulasan (lebih dari 4.500), yang mencerminkan popularitas dan kredibilitas produk. Kandungan utama seperti Aloe Vera, Retinol, dan Vitamin C banyak ditemukan, menandakan kecenderungan model dalam memilih bahan aktif yang umum digunakan untuk hidrasi dan peremajaan kulit kering. Produk dengan jarak terkecil, yaitu “Ultra Eye Shadow” dari Make Up For Ever (*distance* = 0.086), menunjukkan kesesuaian paling tinggi berdasarkan fitur input pengguna, diikuti oleh produk dari merek ternama lainnya. Variasi kecil dalam nilai *distance* (hingga 0.24)

mengindikasikan bahwa semua rekomendasi berada dalam rentang kedekatan fitur yang tinggi, yang mendukung konsistensi model dalam memberikan hasil yang relevan untuk tipe kulit kering.

3.2. Hasil Pengujian Berdasarkan Nama Produk dan Tipe Kulit Pengguna

Hasil dari pengujian nilai k dan *5-Fold Cross Validation* untuk rekomendasi berdasarkan nama produk dan tipe kulit pengguna dapat dilihat pada **Table 4**.

Table 4. Hasil Rekomendasi Produk Berdasarkan Nama Produk dan Tipe Kulit Pengguna

Product_Name	Brand	Category	Price_USD	Rating	Number_of_Reviews	Main_Ingredient	Cruelty-Free	Country_of_Origin	Distance
Perfect Lip Gloss	Ilia Beauty	Foundation	119.22	2.8	8082	Hyaluronic Acid	True	France	0.000000
Ultra Lipstick	Ilia Beauty	Foundation	124.37	2.8	8479	Salicylic Acid	True	USA	0.188619
Perfect CC Cream	Perricone MD	CC Cream	126.55	2.9	7858	Vitamin C	True	Japan	0.215406
Ultra Lip Gloss	Kylie Cosmetics	Lip Gloss	115.20	3.0	8363	Hyaluronic Acid	False	UK	0.221145
Divine Lip Gloss	Laura Mercier	Exfoliator	113.58	2.7	7647	Salicylic Acid	True	UK	0.223660

Pengujian rekomendasi berdasarkan input nama produk "Perfect Lip Gloss" menunjukkan bahwa model KNN secara konsisten mengidentifikasi produk-produk dengan karakteristik serupa dalam fitur numerik dan non-numerik. Kelima produk yang direkomendasikan memiliki harga yang tinggi (di atas 110 USD), rating relatif rendah (2.7–3.0), serta jumlah ulasan yang besar, menunjukkan bahwa model mempertimbangkan kesamaan pada aspek harga premium dan popularitas. Bahan aktif seperti Hyaluronic Acid dan Salicylic Acid mendominasi, mencerminkan kesamaan dalam formulasi produk yang menjadi dasar kedekatan fitur. Jarak Euclidean yang kecil (0.000000–0.223660) mengindikasikan tingkat kemiripan fitur yang tinggi terhadap produk input.

3.3. Hasil Evaluasi Model

Pada tahap evaluasi, model rekomendasi berbasis algoritma KNN diuji menggunakan dua metrik utama yaitu jarak rata-rata antar produk yang direkomendasikan dan konsistensi tipe kulit produk rekomendasi.

1. Jarak Rata-rata Tetangga Terdekat

Rata-rata jarak ke 5 tetangga terdekat dari 10 sampel produk yang diuji adalah sebesar 0.1075. Nilai jarak yang kecil ini menunjukkan bahwa produk-produk yang direkomendasikan memiliki kemiripan fitur yang tinggi (misalnya harga, rating, jumlah ulasan, dan tipe kulit), sehingga model mampu memberikan rekomendasi produk yang dekat secara numerik dengan produk input. Jarak yang rendah juga mengindikasikan konsistensi dan relevansi dalam konteks fitur produk.

2. Konsistensi Tipe Kulit

Dari pengujian pada produk dengan nama "Perfect Lip Gloss", seluruh produk rekomendasi (5 dari 5) memiliki tipe kulit yang sama dengan tipe kulit input, yaitu 100% konsistensi. Hal ini menunjukkan bahwa sistem rekomendasi tidak hanya mempertimbangkan kemiripan fitur numerik, tetapi juga mampu menjaga relevansi rekomendasi berdasarkan tipe kulit, yang merupakan faktor krusial dalam pemilihan *skincare*.

3.4. Deployment

Setelah model KNN berhasil diuji, tahap deployment dilakukan untuk memastikan model dapat digunakan dalam aplikasi secara praktis dan efisien. Proses ini dimulai dengan mengintegrasikan model KNN ke dalam *backend* aplikasi menggunakan *framework* Flask, yang memungkinkan model berjalan di server dan dapat menerima input dari pengguna melalui API. Selanjutnya, *backend* Flask dihubungkan dengan aplikasi *frontend* berbasis Flutter melalui API yang dirancang khusus untuk mengelola komunikasi antara aplikasi dan server. API ini memungkinkan aplikasi Flutter mengirimkan data pengguna ke server, seperti tipe kulit, untuk kemudian diproses oleh model KNN, dan hasil rekomendasi produk dikembalikan ke pengguna dalam antarmuka yang responsif dan ramah pengguna. **Gambar 3.** berikut ini merupakan beberapa tampilan aplikasi Saffco skin.



Gambar 3. Tampilan Aplikasi

4. Kesimpulan

Setelah melalui serangkaian tahap analisis, validasi model, dan pengujian sistem, diperoleh gambaran menyeluruh mengenai efektivitas algoritma KNN dalam mendukung sistem rekomendasi produk *skincare* yang personal dan responsif. Pengujian menggunakan *5-Fold Cross Validation* menghasilkan rata-rata jarak terdekat yang rendah (0.1075), mengindikasikan tingkat kemiripan fitur yang tinggi antar produk. Selain itu, sistem menunjukkan konsistensi tipe kulit hingga 100% dalam rekomendasi, memperkuat relevansi hasil terhadap kebutuhan pengguna. Implementasi model ke dalam aplikasi berbasis Flutter dan Flask juga membuktikan bahwa sistem ini dapat diterapkan secara praktis dan memberikan rekomendasi secara *real-time*. Dengan demikian, pendekatan ini tidak hanya mampu meningkatkan personalisasi dalam pemilihan *skincare*, tetapi juga mendukung edukasi pengguna melalui teknologi yang mudah diakses.

Namun demikian, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan, di antaranya jumlah data yang terbatas serta cakupan fitur produk yang masih bisa diperluas, seperti efek samping, komposisi tambahan, atau preferensi pengguna berdasarkan riwayat penggunaan. Selain itu, algoritma KNN belum memperhitungkan bobot antar fitur secara dinamis, yang dapat mempengaruhi kualitas rekomendasi. Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan agar dilakukan perluasan dataset dengan melibatkan lebih banyak jenis produk dan tipe kulit yang lebih beragam. Integrasi dengan algoritma lain seperti *Random Forest* atau *Neural Network* juga dapat dieksplorasi guna membandingkan akurasi dan efisiensi model. Selain itu, pengembangan sistem berbasis pembelajaran aktif atau adaptif learning juga dapat menjadi arah menarik untuk meningkatkan kemampuan personalisasi dan pengalaman pengguna secara berkelanjutan.

References

- [1] N. R. C. Kaemong, M. A. ilham and F. Muhammad, "Penyebab Pengaruhnya Pertumbuhan Pasar Indonesia Terhadap Produk Skin Care Lokal Pada Tahun 2022," *Jurnal Penelitian Multidisiplin*, vol. 1, pp. 1390-1396, 2023.

- [2] I. Marpaung and C. R. Al Usrah, "Konstruksi Makna Cantik Dikalangan Mahasiswi Fakultas Ilmu Sosial Dan Ilmu Politik," *Jurnal Ilmu Sosial dan Ilmu Politik Malikussaleh (JSPM)*, pp. 387-396, 2022.
- [3] D. P. Josua, "Citizen Science Review: Bagaimana Kecantikan Dipandang Secara Psikososial?," *Jurnal Psikologi*, vol. 16, pp. 292-314, 2023.
- [4] I. Purwati, . A. B. D. Nandiyanto and . T. Kurniawan, "Edukasi Mengenai Pentingnya Menjaga dan Merawat Kesehatan Kulit Wajah Pada Masyarakat Generasi Z Melalui Media Digital," *Jurnal Pengabdian Isola*, 2022.
- [5] "Penerapan Metode Item-Based Collaborative Filtering Untuk Sistem Rekomendasi Data MovieLens," *Jurnal Matematika dan Aplikasi*, vol. 9, pp. 78-83, 2020.
- [6] F. R. Hariri and L. W. Rochim, "Sistem Rekomendasi Produk Aplikasi Marketplace Berdasarkan Karakteristik Pembeli Menggunakan Metode User Based Collaborative Filtering," *TEKNIKA*, vol. 11, p. 208, 2022.
- [7] S. Suhada, S. Bahri, S. B. Nugraha, T. Hidayatulloh and D. Wintana, "Sistem Rekomendasi Produk Menggunakan Metode User-Based Collaborative Filtering Pada Digital Marketing," *J-INTCH (Journal of Information and Technology)*.
- [8] N. L. G. P. Suwirmayanti, "Penerapan Metode K-Nearest Neighbor Untuk Sistem Rekomendasi Pemilihan Mobil," *Techno.COM*, vol. 16, pp. 120-131, 2017.
- [9] A. Purnamawati, M. N. Winnarto and M. Mailasari, "Analisis Kinerja Metode K-Nearest Neighbors Pada Data Job Fair," *Jurnal TEKINKOM*, vol. 7, pp. 962-968, 2024.
- [10] B. N. Sitorus and H. , "Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) Untuk Klasifikasi Pelayanan Publik," *Journal of Science and Social Research*, vol. 8, p. 314 – 320, 2025.
- [11] L. Anshori, R. R. M. Putri and T. , "Implementasi Metode K-Nearest Neighbor untuk Rekomendasi Keminatan Studi (Studi Kasus: Jurusan Teknik Informatika Universitas Brawijaya)," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 2, pp. 2745-2753, 2018.
- [12] N. C. Sastya and I. Nugraha, "Penerapan Metode CRISP-DM dalam Menganalisis Data untuk Menentukan Customer Behavior di MeatSolution," *Jurnal Pendidikan dan Aplikasi Industri*, vol. 10, pp. 103-115, 2023.
- [13] I. P. M. WIGuna and I. B. G. Dwidasmara, "Sistem Rekomendasi Game dengan Metode K-Nearest Neighbor (KNN)," *Jurnal Nasional Teknologi Informasi dan Aplikasinya*, vol. 2, pp. 245-250, 2023.
- [14] S. Wiyanti and A. Kusmanto, "Faktor Yang Mempengaruhi Keputusan Pembelian Konsumen Skincare Melalui E-Commerce Pada Remaja Muslim di Kabupaten Brebes," : *Jurnal Riset Dan Publikasi Ilmu Ekonomi*, vol. 2, pp. 237-251, 2024.
- [15] L. Anshori, . R. R. M. Putri and T. , "Implementasi Metode K-Nearest Neighbor untuk Rekomendasi Keminatan Studi (Studi Kasus: Jurusan Teknik Informatika Universitas Brawijaya)," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 2, pp. 2745-2753, 2018.