

PENERAPAN ALGORITMA *RANDOM FOREST CLASSIFIER* UNTUK REKOMENDASI PRODUK *SKINCARE* BERDASARKAN KONDISI KULIT PENGGUNA

Zahra Nurhaliza¹, Abdul Halim Anshor², Karina Imelda³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik

Universitas Pelita Bangsa^{1,2,3}

Jl. Inspeksi Kalimalang No.9, Cibatu, Cikarang Sel., Kabupaten Bekasi, Jawa Barat

zahanurhaliza.312210364@mhs.pelitabangsa.ac.id¹, abdulhalimanshor@pelitabangsa.ac.id²,

Karina.imelda@pelitabangsa.ac.id³

Abstrak

Pemilihan produk *skincare* yang tidak sesuai dengan karakteristik kulit dapat menimbulkan masalah seperti iritasi, jerawat, dan kulit kering. Namun, banyak pengguna masih mengalami kesulitan dalam mengenali kondisi kulitnya sehingga pemilihan produk sering dilakukan secara kurang tepat. Penelitian ini bertujuan membangun sistem klasifikasi jenis kulit dan rekomendasi produk *skincare* berbasis algoritma *random forest classifier* dengan memanfaatkan data tekstual produk. Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen terhadap data sekunder dari Kaggle, dengan atribut utama *ingredients* dan *afterUse*. Tahapan penelitian meliputi *preprocessing*, pembentukan label berbasis aturan, pembobotan fitur menggunakan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF), pembagian data dengan rasio 80:20, pelatihan model, evaluasi, dan implementasi sistem berbasis web menggunakan *Streamlit*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memperoleh nilai *accuracy* sebesar 0,8229, *precision weighted* sebesar 0,8215, *recall weighted* sebesar 0,8229, dan *F1-score weighted* sebesar 0,8130. Dengan demikian, *random forest classifier* mampu mendukung klasifikasi jenis kulit berbasis teks dengan kinerja yang baik serta menghasilkan sistem rekomendasi produk *skincare* berbasis web.

Kata Kunci: *Skincare*, Klasifikasi Jenis Kulit, *Random Forest Classifier*, TF-IDF, Sistem Rekomendasi

Abstract

The selection of skincare products that do not match skin characteristics may cause problems such as irritation, acne, and dry skin. However, many users still experience difficulties in identifying their skin condition, resulting in less accurate product selection. This study aims to develop a skin-type classification and skincare product recommendation system based on the Random forest classifier algorithm by utilizing textual product data. The study employed a quantitative approach with an experimental method using secondary data from Kaggle, with *ingredients* and *afterUse* as the main attributes. The research stages included preprocessing, rule-based label construction, feature weighting using *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF), an 80:20 data split, model training, evaluation, and implementation of a web-based system using *Streamlit*. The evaluation results showed that the model achieved an accuracy of 0.8229, weighted precision of 0.8215, weighted recall of 0.8229, and weighted F1-score of 0.8130. Therefore, the Random forest classifier is capable of supporting text-based skin-type classification with good performance and producing a web-based skincare product recommendation system.

Keywords: *Skincare*, Skin Type Classification, *Random Forest Classifier*, TF-IDF, Recommendation System

PENDAHULUAN

Perawatan kulit wajah telah menjadi bagian penting dalam kehidupan sehari-hari seiring meningkatnya kesadaran masyarakat terhadap kesehatan dan penampilan kulit. Kulit tidak hanya berfungsi sebagai pelindung terluar tubuh, tetapi juga menjadi indikator kondisi kesehatan seseorang. Dalam praktiknya, pemilihan produk *skincare* yang tidak sesuai dengan kondisi kulit dapat menimbulkan berbagai permasalahan, seperti iritasi, jerawat, dan kulit kering (Febrianti et al., 2024; Wildana Al Kautsar & Hasrullah, 2025). Kondisi tersebut menunjukkan bahwa pemahaman terhadap jenis kulit merupakan tahap awal yang penting sebelum seseorang menentukan produk perawatan yang akan digunakan.

Setiap jenis kulit memiliki karakteristik dan kebutuhan perawatan yang berbeda. Kulit normal memerlukan keseimbangan kadar air dan minyak, sedangkan kulit berminyak, kering, dan rentan jerawat membutuhkan penanganan yang lebih spesifik (Luthfi & Fauzi, 2024; Sari et al., 2025). Namun, masih banyak pengguna yang mengalami kesulitan dalam mengenali kondisi kulitnya sendiri, sehingga pemilihan produk sering dilakukan hanya berdasarkan tren, promosi, atau pengalaman orang lain. Akibatnya, produk yang dipilih belum tentu sesuai dengan kebutuhan aktual pengguna (Yuda et al., 2025; Wildana Al Kautsar & Hasrullah, 2025). Permasalahan ini menunjukkan perlunya suatu sistem yang mampu membantu pengguna mengidentifikasi kondisi kulit secara lebih objektif sekaligus memberikan rekomendasi produk *skincare* yang sesuai.

Perkembangan artificial intelligence dan machine learning membuka peluang untuk membangun sistem rekomendasi yang lebih akurat dan berbasis data (Fadli & Saputra, 2023; Fauziah & Hernadi, 2024). Salah satu algoritma klasifikasi yang banyak digunakan adalah *random forest classifier* karena memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data kompleks, berdimensi tinggi, serta mampu mengurangi risiko overfitting (Hossain et al., 2024; Syatriani et al., 2025).

Pada penelitian ini, algoritma *random forest classifier* mengklasifikasikan diterapkan kondisi kulit untuk pengguna berdasarkan informasi tekstual pada data produk *skincare*, khususnya atribut ingredients dan afterUse. Data tekstual tersebut diproses melalui tahap *preprocessing*, pembentukan label, transformasi fitur menggunakan TF-IDF, dan evaluasi model menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Berdasarkan karakteristik algoritma dan hasil penelitian terdahulu, hipotesis penelitian ini adalah bahwa *random forest classifier* mampu memberikan performa klasifikasi yang baik untuk mendukung rekomendasi produk *skincare* berdasarkan kondisi kulit pengguna. Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan membangun sistem klasifikasi jenis kulit dan rekomendasi produk *skincare* berbasis *random forest classifier* untuk membantu pengguna memperoleh produk yang lebih sesuai dengan kondisi kulitnya.

PENELITIAN RELEVAN

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* memiliki kinerja yang baik pada berbagai permasalahan klasifikasi. Hossain et al. melaporkan bahwa *Random Forest* menghasilkan nilai presisi tertinggi dan akurasi terbaik dibandingkan beberapa model pembanding (Faradibah et al., 2023). Faradibah et al. juga menunjukkan bahwa *random forest classifier* memiliki performa yang stabil pada klasifikasi multikelas (Bhardwaj et al., 2025). Selain itu, Bhardwaj et al. serta Melnykova et al. membuktikan bahwa pendekatan *Random Forest* mampu memberikan hasil klasifikasi yang kuat dan seimbang pada data yang kompleks (Gandhi et al., 2024; Melnykova et al., 2025). Temuan-temuan tersebut menunjukkan bahwa *Random Forest* layak digunakan sebagai metode klasifikasi pada data yang memiliki karakteristik beragam, termasuk pada domain *skincare*.

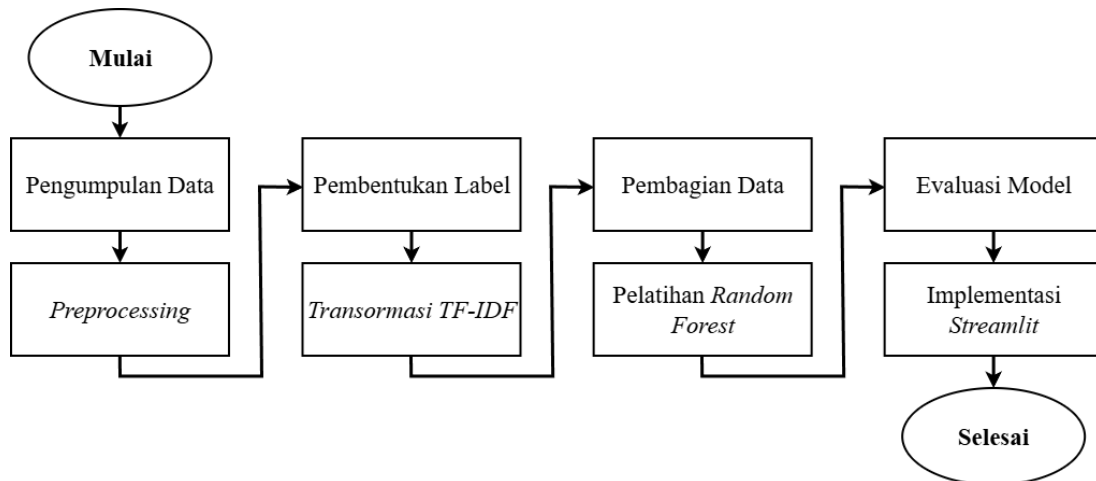
Meskipun demikian, sebagian besar penelitian terdahulu masih berfokus pada pengukuran performa algoritma dalam domain kesehatan, pendidikan, keuangan, atau klasifikasi teknis lainnya, dan belum banyak yang menghubungkan hasil klasifikasi dengan sistem rekomendasi produk *skincare* yang dapat dimanfaatkan langsung oleh pengguna akhir (Lambev et al., 2025; Qi et al., 2025). Di sisi lain, penelitian mengenai kondisi kulit umumnya lebih diarahkan pada kepentingan diagnosis atau analisis medis, bukan pada pengembangan sistem rekomendasi produk kecantikan yang dipersonalisasi. Kondisi ini menunjukkan masih adanya ruang pengembangan penelitian yang menghubungkan proses klasifikasi jenis kulit dengan pemberian rekomendasi produk secara praktis.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini menawarkan kebaruan berupa integrasi antara klasifikasi jenis kulit dan rekomendasi produk *skincare* berbasis data menggunakan *random forest classifier*. Penelitian ini tidak hanya berfokus pada evaluasi performa model menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*, tetapi juga mengimplementasikan hasil klasifikasi ke dalam sistem rekomendasi produk *skincare* yang sesuai dengan kondisi kulit pengguna. Dengan demikian,

penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi praktis sekaligus memperluas penerapan metode klasifikasi pada bidang rekomendasi produk kecantikan.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen untuk membangun dan menguji model klasifikasi jenis kulit pada sistem rekomendasi produk *skincare*. Pendekatan kuantitatif dipilih karena data tekstual pada produk *skincare* diubah menjadi representasi numerik, kemudian dianalisis menggunakan model klasifikasi untuk menghasilkan prediksi yang dapat diukur performanya. Secara umum, tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, *preprocessing*, pembentukan label, transformasi fitur, pelatihan model, evaluasi, dan implementasi sistem berbasis web.



Gambar 1. Tahap Penelitian

Sumber Data dan Objek Penelitian

Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari Kaggle. Dataset memuat atribut brand, name, type, ingredients, dan afterUse. Pada penelitian ini, atribut ingredients digunakan sebagai sumber fitur utama, sedangkan afterUse digunakan untuk membantu pembentukan label jenis kulit dan masalah kulit. Objek penelitian difokuskan pada produk *skincare* yang memiliki informasi tekstual yang memadai untuk proses klasifikasi.

Pra-pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan dilakukan terlebih dahulu sebelum data digunakan dalam proses pelatihan model, dengan tujuan meningkatkan kualitas data. Tahap ini meliputi pembersihan dan transformasi data, penanganan missing value, standarisasi elemen data, serta persiapan fitur agar data siap digunakan untuk pemodelan (J. Simon & Aliferi, 2024). Dataset melalui proses pembersihan untuk memastikan konsistensi data sehingga dapat digunakan pada tahap selanjutnya. Implementasinya menggunakan pustaka Pandas melalui fungsi seperti *dropna()*, *drop_duplicates()*, dan *rename()*.

Untuk memastikan data yang konsisten, dilakukan normalisasi melalui case folding dan pembersihan karakter menggunakan regular expression. Tujuannya adalah agar istilah-istilah serupa terdeteksi sebagai token yang sama. Pada bagian transformasi, fungsi *TfidfVectorizer* digunakan untuk menangani tokenisasi dan pembobotan kata secara otomatis.

Proses pelabelan data menggunakan pendekatan berbasis aturan, di mana kata kunci seperti oily, dry, acne, dan normal pada kolom afterUse dipetakan menjadi jenis kulit tertentu. Selain itu, informasi mengenai masalah kulit (*skin_issue*) juga diambil dari kolom tersebut untuk memperkaya fitur. Seluruh rangkaian proses ini menghasilkan data yang layak dan siap untuk tahap transformasi fitur selanjutnya.

Transformasi Fitur Menggunakan TF-IDF

Algoritma machine learning tidak dapat memproses teks mentah secara langsung, atribut ingredients perlu ditransformasikan ke dalam bentuk numerik. Transformasi data dilakukan menggunakan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF), yaitu metode yang merepresentasikan dokumen teks ke dalam bentuk fitur numerik berdasarkan bobot term. Melalui pendekatan ini, term yang terlalu sering muncul dalam korpus memiliki kandungan informasi yang lebih rendah dibandingkan term yang lebih jarang muncul (Wachowiak, 2022).

Persamaan TF-IDF yang digunakan dapat dituliskan sebagai berikut:

$$TFIDF(t, d) = TF(t, d) \times \log \left(\frac{N}{DF(t)} \right) \quad (1)$$

dengan:

- 1) $TF(t, d)$ = frekuensi kemunculan term t pada dokumen d ,
- 2) N = jumlah seluruh dokumen,
- 3) $DF(t)$ = jumlah dokumen yang memuat term t .

Hasil transformasi TF-IDF berupa matriks fitur numerik yang kemudian digunakan sebagai input model klasifikasi. Representasi tersebut memungkinkan sistem mengenali pola istilah bahan yang berkaitan dengan kategori jenis kulit tertentu.

Pembagian Data dan Pembangunan Model

Dataset dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian menggunakan teknik *train-test split* dengan proporsi 80:20. Sebanyak 80% data digunakan pada proses pelatihan model, sementara 20% sisanya digunakan untuk pengujian. Pembagian ini bertujuan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam menggeneralisasi data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Algoritma klasifikasi yang diimplementasikan adalah Random Forest, sebuah metode ensemble yang mengombinasikan sekumpulan decision tree. Dalam tugas klasifikasi, setiap tree memberikan suara (vote) untuk menentukan kelas tertentu, di mana hasil akhir ditetapkan berdasarkan suara terbanyak (majority vote) sehingga model memiliki tingkat generalisasi yang lebih unggul (Montesinos López et al., 2022).

Data yang dihasilkan dari transformasi TF-IDF digunakan untuk proses pelatihan. Untuk memitigasi dampak ketidakseimbangan jumlah data antarkelas, model dilengkapi dengan parameter `class_weight='balanced'`. Selain itu, pengaturan pada `n_estimators` dan `random_state` juga diterapkan guna menjamin stabilitas serta konsistensi hasil pelatihan model.

Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan pada data uji untuk menilai kemampuan prediksi model. Pada tugas klasifikasi, evaluasi dapat dilakukan menggunakan confusion matrix serta metrik seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* (Colliot, 2023). Karena klasifikasi dilakukan pada beberapa kelas jenis kulit, nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* dihitung menggunakan pendekatan weighted average agar hasil evaluasi lebih representatif terhadap distribusi data pada setiap kelas.

Persamaan metrik evaluasi yang digunakan adalah sebagai berikut:

- 1) *Accuracy*

Accuracy menggambarkan tingkat ketepatan model dalam mengklasifikasikan data secara benar.

$$Accuracy = \frac{\sum True Positives}{Total Samples} \quad (2)$$

- 2) *Precision*

Precision diartikan sebagai tingkat kecocokan antara hasil prediksi model dan informasi yang diminta oleh sistem.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

3) *Recall*

Recall menunjukkan kemampuan model dalam menemukan kembali informasi yang relevan.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

4) *F1-score*

F1-score merupakan metrik untuk menilai kinerja model melalui rata-rata harmonik antara nilai *precision* dan *recall*.

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

(Fitriyani et al., 2025)

dengan:

- 1) *TP* = True Positive,
- 2) *TN* = True Negative,
- 3) *FP* = False Positive,
- 4) *FN* = False Negative.

Penggunaan confusion matrix penting untuk menunjukkan distribusi prediksi benar dan salah pada setiap kategori, sehingga kelemahan model dapat dianalisis secara lebih rinci, khususnya pada kelas yang memiliki karakteristik berdekatan.

Implementasi Sistem

Setelah model selesai dilatih dan dievaluasi, model *random forest classifier* beserta objek transformasi TF-IDF disimpan dalam format pickle (.pkl) agar dapat digunakan kembali tanpa proses pelatihan ulang. Tahap berikutnya adalah implementasi sistem berbasis web menggunakan Streamlit. Pada tahap ini, aplikasi memuat model dan objek TF-IDF yang telah disimpan, menerima input dari pengguna, melakukan transformasi fitur terhadap input tersebut, menjalankan proses prediksi, lalu menampilkan hasil klasifikasi dan rekomendasi produk *skincare* yang sesuai dengan kondisi kulit pengguna.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Persiapan Data

Penelitian ini memanfaatkan dataset produk perawatan kulit dari platform Kaggle sebagai sumber data sekunder. Dataset ini mencakup beberapa atribut krusial seperti *brand*, *name*, *type*, *ingredients*, dan *afterUse*, yang selaras dengan tujuan penelitian untuk mengembangkan sistem klasifikasi jenis kulit serta rekomendasi produk. Dalam prosesnya, atribut *ingredients* berperan sebagai basis fitur utama karena memuat komposisi bahan produk, sementara atribut *afterUse* diolah untuk menentukan label jenis kulit dan permasalahan kulit. Struktur data yang tersedia membuktikan bahwa dataset ini representatif untuk memetakan karakteristik produk ke dalam kategori jenis kulit yang spesifik.

Brand	Name	Type	Country	Ingredients	AfterUse
The Ordinary	Glycolic Acid 7% Toning Solution	Toner	Canada	Water, Glycolic Acid	Good For Oily Skin
La Roche-Posay	Toleriane Hydrating Gentle Face Cleanser	Face Cleanser	France	Water, Glycerin	Good For Oily Skin
Youth To The People	Superfood Antioxidant Cleanser	Face Cleanser	United States	Water, Cocamidopropyl Hydroxysultaine	Redness Reducing
COSRX	Low pH Good Morning Gel Cleanser	Face Cleanser	South Korea	Water, Cocamidopropyl Betaine	Good For Oily Skin
La Roche-Posay	Toleriane Purifying Foaming Face Cleanser	Face Cleanser	France	Water, Glycerin	Good For Oily Skin

Gambar 2. Dataset Produk Skincare

Tampilan dataset awal yang digunakan dalam penelitian disajikan pada Gambar 2. Berdasarkan Gambar 2, data produk telah memuat atribut yang diperlukan untuk mendukung proses klasifikasi berbasis teks. Temuan pada tahap ini menunjukkan bahwa informasi produk *skincare* yang bersifat deskriptif dapat dijadikan dasar untuk membangun sistem rekomendasi berbasis data.

Pra-pemrosesan Data

Hasil pra-pemrosesan menunjukkan bahwa dataset berhasil ditingkatkan kualitasnya melalui proses pembersihan data dan normalisasi teks. Data yang mengandung nilai kosong pada atribut penting, data duplikat, serta ketidakkonsistenan penulisan berhasil dieliminasi, sehingga dataset berada dalam kondisi yang lebih bersih dan representatif untuk proses pemodelan. Selain itu, normalisasi teks melalui *case folding* dan pembersihan karakter menghasilkan bentuk teks yang lebih seragam, sehingga istilah yang memiliki makna sama tidak terbaca sebagai token yang berbeda akibat variasi penulisan

Brand	Name	Type	Ingredients	AfterUse
The Ordinary	Glycolic Acid 7% Toning Solution	Toner	Water, Glycolic Acid	Good For Oily Skin
La Roche-Posay	Toleriane Hydrating Gentle Face Cleanser	Face Cleanser	Water, Glycerin	Good For Oily Skin
Youth To The People	Superfood Antioxidant Cleanser	Face Cleanser	Water, Cocamidopropyl Hydroxysultaine	Redness Reducing
COSRX	Low pH Good Morning Gel Cleanser	Face Cleanser	Water, Cocamidopropyl Betaine	Good For Oily Skin
La Roche-Posay	Toleriane Purifying Foaming Face Cleanser	Face Cleanser	Water, Glycerin	Good For Oily Skin

Gambar 3. Hasil Data Setelah Proses Pra-pemrosesan

Hasil data setelah proses pra-pemrosesan ditunjukkan pada Gambar 3. Berdasarkan Gambar 3, struktur data menjadi lebih konsisten dan siap digunakan pada tahap pembentukan label serta transformasi fitur. Temuan ini menegaskan bahwa *preprocessing* merupakan prasyarat penting bagi validitas hasil klasifikasi.

Pembentukan Label Jenis Kulit dan Masalah Kulit

Hasil pembentukan label menunjukkan bahwa kolom *afterUse* berhasil dikonversi menjadi atribut baru berupa *skin_type* dan *skin_issue* menggunakan pendekatan *rule-based labeling* berbasis pencocokan kata kunci. Melalui pendekatan ini, istilah-istilah seperti *oily*, *dry*, *acne*, dan *normal* dipetakan ke dalam kelas target yang sesuai. Dengan terbentuknya atribut tersebut, dataset tidak lagi hanya berisi informasi produk, tetapi telah memiliki pasangan antara fitur dan target yang memungkinkan penerapan pendekatan *supervised learning*.

```

=== HASIL EKSTRAKSI ===

```

		count
skin_type	skin_issue	
oily	redness	3939
	dull	1025
normal	redness	768
oily	irritation	704
dry	general	569

```

dtype: int64

```

Gambar 4. Hasil Penambahan Atribut

Hasil penambahan atribut *skin_type* dan *skin_issue* disajikan pada Gambar 4. Berdasarkan Gambar 4, data produk yang sebelumnya hanya memuat deskripsi manfaat kini telah memiliki label klasifikasi yang terstruktur. Namun, pendekatan berbasis kata kunci juga mengindikasikan adanya kemungkinan irisan makna antar kelas, terutama ketika satu produk memiliki klaim manfaat yang berkaitan dengan lebih dari satu kondisi kulit.

Transformasi Data Menggunakan TF-IDF

Hasil transformasi menunjukkan bahwa data tekstual pada atribut *ingredients* berhasil direpresentasikan dalam bentuk numerik melalui TF-IDF, sehingga dapat diproses oleh algoritma *machine learning*. Secara analitis, penggunaan TF-IDF pada penelitian ini terbukti sesuai dengan karakteristik data *skincare* yang sangat bergantung pada deskripsi bahan. Representasi berbasis bobot kata memungkinkan model untuk tidak sekadar membaca keberadaan istilah, tetapi juga menilai tingkat kepentingannya dalam keseluruhan korpus data. Temuan ini menunjukkan bahwa kombinasi antara *text preprocessing* dan TF-IDF mampu membentuk ruang fitur yang bermakna untuk mendukung klasifikasi produk *skincare* berbasis teks.

Pembangunan Model *Random Forest Classifier*

Model *random forest classifier* dibangun untuk mempelajari hubungan antara fitur tekstual hasil transformasi TF-IDF dengan label jenis kulit. Algoritma ini dipilih karena keunggulannya dalam mengelola fitur berdimensi tinggi serta kemampuannya mengintegrasikan sekumpulan *decision tree* guna menjamin stabilitas prediksi. Guna mengatasi masalah ketidakseimbangan data, parameter *class_weight='balanced'* diterapkan agar model tetap memberikan atensi pada kelas minoritas, sehingga hasil klasifikasi tidak terdistorsi oleh kelas dengan jumlah sampel terbanyak. Secara ilmiah, perancangan model ini menunjukkan bahwa strategi *ensemble learning* dapat diimplementasikan secara optimal pada sistem rekomendasi *skincare* berbasis teks. Model ini bukan sekadar instrumen klasifikasi, melainkan komponen utama dalam arsitektur sistem rekomendasi, mengingat akurasi prediksi jenis kulit menjadi penentu utama relevansi produk yang disarankan. Dengan demikian, performa model pada tahap ini menjadi faktor penentu bagi manfaat praktis dari sistem yang dibangun.

Pengujian Hasil

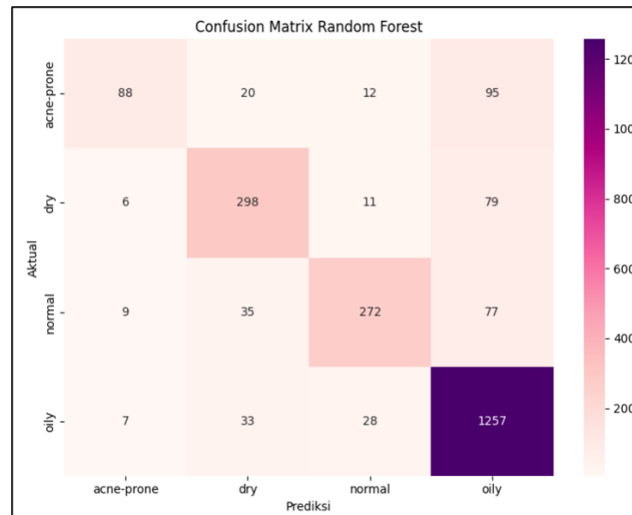
Pengujian menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan jenis kulit berdasarkan data tekstual produk *skincare*. Hasil evaluasi keseluruhan model disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Model *Random Forest Classifier*

Metrik	Nilai
<i>Accuracy</i>	0,8229
<i>Precision Weighted</i>	0,8215
<i>Recall Weighted</i>	0,8229
<i>F1-score Weighted</i>	0,8130

Berdasarkan Tabel 1 di atas, nilai *accuracy* yang diperoleh sebesar 0,8229, dengan *precision weighted* 0,8215, *recall weighted* 0,8229, dan *F1-score weighted* 0,8130. Ini menunjukkan bahwa pola pada atribut bahan dan manfaat produk dapat dipelajari dengan cukup konsisten oleh model untuk mendukung proses klasifikasi jenis kulit. Hasil ini menegaskan bahwa *Random Forest* memiliki kemampuan yang memadai dalam menangani klasifikasi multikelas pada data teks *skincare*.

Selain menggunakan metrik numerik, analisis kesalahan klasifikasi juga dilakukan dengan *confusion matrix* untuk melihat distribusi prediksi yang benar dan salah pada setiap kelas. Visualisasi *confusion matrix* ditunjukkan pada Gambar 5.



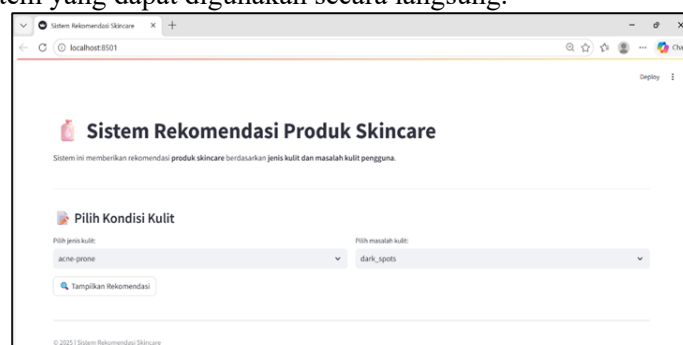
Gambar 5. Confusion Matrix Random Forest

Berdasarkan Gambar 5, kelas *oily* merupakan kelas yang paling baik dikenali oleh model, sedangkan kelas *acne-prone* merupakan kelas yang paling sulit dibedakan secara optimal. Temuan ini menunjukkan adanya irisan karakteristik antara produk untuk kulit berjerawat dan kulit berminyak, baik dari sisi komposisi bahan maupun klaim manfaat penggunaan. Hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik dan kompetitif untuk klasifikasi jenis kulit berbasis teks. Jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu, nilai akurasi yang diperoleh berada di atas beberapa studi multikelas tertentu (Bhardwaj et al., 2025; Melnykova et al., 2025), meskipun masih lebih rendah dibandingkan penelitian pada domain data yang lebih terstruktur (Faradibah et al., 2023; Gandhi et al., 2024). Kondisi ini menunjukkan bahwa klasifikasi produk *skincare* berbasis teks memiliki tingkat kompleksitas yang relatif lebih tinggi karena adanya irisan karakteristik antar kelas.

Secara keseluruhan, temuan pada tahap ini memperlihatkan bahwa *Random Forest* cukup efektif untuk mendukung klasifikasi jenis kulit, meskipun kualitas label dan kedekatan makna antar kelas masih menjadi tantangan utama. Implikasi praktisnya adalah model yang dibangun sudah layak dijadikan dasar sistem rekomendasi, sementara implikasi teoritisnya menunjukkan bahwa klasifikasi berbasis teks pada domain *skincare* memerlukan perhatian khusus terhadap kualitas pelabelan dan karakteristik semantik antar kelas.

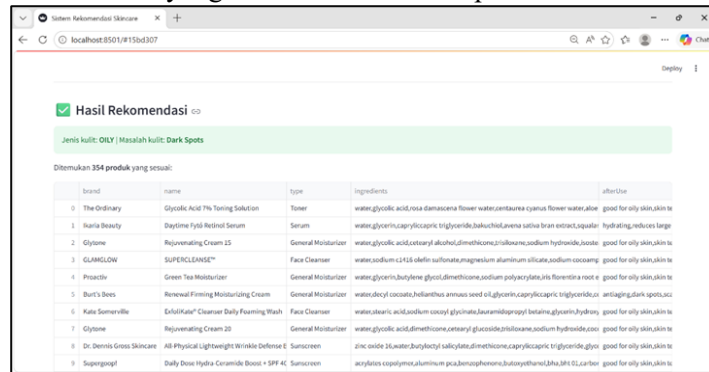
Implementasi Sistem

Model yang telah dilatih kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis *Streamlit*. Model dan objek transformasi TF-IDF disimpan terlebih dahulu agar proses prediksi pada tahap penggunaan tetap konsisten dengan proses pada saat pelatihan. Melalui aplikasi tersebut, pengguna dapat memasukkan data yang dibutuhkan, kemudian sistem melakukan transformasi fitur, menjalankan prediksi jenis kulit, dan menampilkan rekomendasi produk *skincare* yang relevan. Hal ini menunjukkan bahwa model yang dibangun tidak berhenti pada tahap eksperimental, tetapi berhasil diwujudkan menjadi sistem yang dapat digunakan secara langsung.



Gambar 6. Tampilan Halaman Input Pengguna

Tampilan halaman input pengguna ditunjukkan pada Gambar 6. Berdasarkan Gambar 6, antarmuka sistem telah menyediakan mekanisme interaksi awal yang memungkinkan pengguna memasukkan data yang dibutuhkan sebelum proses klasifikasi dilakukan.



	brand	name	type	ingredients	afterUse
0	The Ordinary	Glycolic Acid 7% Toning Solution	Toner	water, glycolic acid, rose damascena flower water, panthenol, cyanus flower water, aloe	good for oily skin, skin
1	Karla Beauty	Daytime Hydrating Serum	Serum	water, glycerin, caprylic/capric triglyceride, bakuchiol, anona sativa bran extract, squallene	hydrating, reduces large
2	Glytone	Rejuvenating Cream 25	General Moisturizer	water, glycolic acid, octyl palmitate, dimethicone, niacinamide, sodium hyaluronate, jojoba	good for oily skin, skin
3	GLAMGLOW	SUPERCLARSE™	Face Cleanser	water, sodium L-Ascorbyl Sulfonate, magnesium aluminum silicate, sodium cocoyl	good for oily skin, skin
4	Proactiv	Green Tea Moisturizer	General Moisturizer	water, glycerin, butylene glycol, dimethicone, sodium polyacrylate, jojoba, rosehip	good for oily skin, skin
5	Burt's Bees	Renewal Firming Moisturizing Cream	General Moisturizer	water, shea butter, coconut, helianthus annuus seed oil, glycerin, caprylic/capric triglyceride, jo	antiaging, dark spots, ac
6	Kate Somerville	ExfoliKate™ Cleanser Daily Foaming Wash	Face Cleanser	water, citric acid, sodium cocoyl glycinate, baccharis artemisiifolia, salicylic acid, glycerin	good for oily skin, skin
7	Glytone	Rejuvenating Cream 20	General Moisturizer	water, glycolic acid, dimethicone, panthenol, glycerol, niacinamide, sodium hyaluronate, jo	good for oily skin, skin
8	Dr. Dennis Gross Skincare	AD Physical Lightweight Wrinkle Defense E	Sunscreen	zinc oxide 25.0, water, butylbutyl salicylate, dimethicone, caprylic/capric triglyceride, gly	good for oily skin, skin
9	Supergoop!	Daily Dose Hydra-Cosmeceutic Boost + SPF 42	Sunscreen	acrylates copolymer, aluminum procaine, benzophenone, butoxyethanol, 3-hexyl-5L-cysteine	good for oily skin, skin

Gambar 7. Tampilan Hasil Rekomendasi Produk Skincare

Setelah proses prediksi dijalankan, sistem menampilkan hasil rekomendasi produk *skincare* sebagaimana disajikan pada Gambar 7. Gambar 7 menunjukkan bahwa sistem mampu menampilkan hasil klasifikasi beserta rekomendasi produk yang sesuai dengan kondisi kulit pengguna. Dari perspektif penerapan, hasil ini menjadi kontribusi penting karena penelitian tidak hanya menghasilkan model klasifikasi, tetapi juga menghasilkan prototipe sistem pendukung keputusan yang aplikatif. Dengan demikian, implikasi praktis penelitian ini sangat jelas, yaitu membantu pengguna memperoleh rekomendasi produk yang lebih terarah, cepat, dan sesuai dengan kebutuhan kulitnya.

SIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi jenis kulit dan rekomendasi produk *skincare* berbasis *random forest classifier* dengan memanfaatkan atribut tekstual *ingredients* dan *afterUse*. Melalui tahapan *preprocessing*, pembentukan label, transformasi fitur menggunakan TF-IDF, pelatihan model, evaluasi, dan implementasi sistem berbasis *Streamlit*, data produk yang semula bersifat deskriptif berhasil diolah menjadi dasar pengambilan keputusan yang lebih terstruktur.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang baik dengan *accuracy* 0,8229, *weighted precision* 0,8215, *weighted recall* 0,8229, dan *F1-score* 0,8130. Model menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengenali kelas *oily*, meskipun masih menghadapi kendala dalam membedakan kelas *acne-prone* akibat kedekatan karakteristik antarkategori. Kelebihan penelitian ini terletak pada keberhasilan integrasi antara proses klasifikasi dan sistem rekomendasi berbasis web. Adapun keterbatasannya terletak pada kualitas pelabelan berbasis kata kunci dan kemungkinan tumpang tindih fitur antar kelas. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat diarahkan pada penambahan variasi dataset, penyempurnaan mekanisme pelabelan, dan pengembangan strategi ekstraksi fitur untuk meningkatkan akurasi klasifikasi.

DAFTAR PUSTAKA

- Asha Yuda, A. S., Rosady, M. D. A., Faisal, N. I., & Ismanto, E. (2025). Analisis Kinerja Algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dan Random Forest untuk Klasifikasi Kondisi Cuaca. *Jurnal Computer Science and Information Technology (CoSciTech)*, 6(2), 337–343. <https://doi.org/10.37859/coscitech.v6i2.9827>.
- Bhardwaj, A., Antil, Y., Srivastava, M. V. P., Vinny, P. W., Vishnu, V. Y., & Garg, R. (2025). A novel machine learning framework for stroke type identification in resource constrained settings with robustness to missing data. *Scientific Reports*, 1–17. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-16660-8>.
- Colliot, O. (Ed.). (2023). *Machine Learning for Brain Disorders*. <http://www.springer.com/series/7657>.
- Fadli, M., & Saputra, R. A. (2023). Klasifikasi Dan Evaluasi Performa Model Random Forest Untuk Prediksi Stroke Classification And Evaluation Of Performance Models Random Forest For Stroke Prediction. *JT : Jurnal Teknik*, 12(2), 72–80. <http://jurnal.umt.ac.id/index.php/jt/index>.
- Faradibah, A., Widyawati, D., Syahar, A. U. T., Jabir, S. R., & Belluano, P. L. L. (2023). Comparison Analysis of Random Forest Classifier, Support Vector Machine, and Artificial Neural Network Performance in Multiclass.

- Brain Tumor Classification. *Indonesian Journal of Data and Science*, 4(2), 54–63. <https://doi.org/10.56705/ijodas.v4i2.73>.
- Fauziah, A., & Hernadi, J. (2024). Klasifikasi Data Tak Seimbang Menggunakan Algoritma Random Forest dengan SMOTE dan SMOTE-ENN (Studi Kasus pada Data Stunting). *Teknomatika: Jurnal Informatika Dan Komputer*, 17(2), 38–47. <https://doi.org/10.30989/teknomatika.v17i2.1530>.
- Febrianti, S., Hidayat, R., & Mulyadi. (2024). Model Rekomendasi Produk Perawatan Kulit Wajah Menggunakan Metode Content Based Filtering (CBF). *Journal Of Applied Electrical Engineering*, 8(2), 111–116.
- Fitriyani, N. L., Syafrudin, M., Chamidah, N., Rifada, M., Susilo, H., Aydin, D., Qolbiyani, S. L., & Lee, S. W. (2025). A Novel Approach Utilizing Bagging, Histogram Gradient Boosting, and Advanced Feature Selection for Predicting the Onset of Cardiovascular Diseases. *Mathematics*, 2–26. <https://doi.org/10.3390/math13132194>.
- Gandhi, H., Tandon, K., Gite, S., Pradhan, B., & Alamri, A. (2024). Navigating the Complexity of Money Laundering: Anti-money Laundering Advancements with AI/ML Insights. *International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems*, 17(1). <https://doi.org/10.2478/ijssis-2024-0024>.
- Hossain, S., Hasan, M. K., Faruk, M. O., Aktar, N., Hossain, R., & Hossain, K. (2024). Machine learning approach for predicting cardiovascular disease in Bangladesh: evidence from a cross-sectional study in 2023. *BMC Cardiovascular Disorders*, 24(1). <https://doi.org/10.1186/s12872-024-03883-2>.
- J. Simon, G., & Aliferi, C. (Eds.). (2024). *Artificial Intelligence and Machine Learning in Health Care and Medical Sciences*.
- Lambev, M., Dimitrova, D., & Mihaylova, S. (2025). Machine Learning-Based Prediction of Rule Violations for Drug-Likeness Assessment in Peptide Molecules Using Random Forest Models. *International Journal of Molecular Sciences*, 26(17). <https://doi.org/10.3390/ijms26178407>.
- Luthfi, A. M., & Fauzi, F. (2024). Perbandingan Klasifikasi Random Forest, Support Vector Machines, dan LGBM Pada Klasifikasi Kualitas Udara di Jakarta. *JUSTINDO (Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi Indonesia)*, 9(2), 99–108. <https://doi.org/10.32528/justindo.v9i2.1912>.
- Melnykova, N., Patereha, Y., Skopivskyi, S., Farion, M., Fedushko, S., & Drohomyska, K. (2025). Machine learning for stroke prediction using imbalanced data. *Scientific Reports*, 15(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-025-01855-w>.
- Montesinos López, O. A., Montesinos López, A., & Crossa, J. (2022). Multivariate Statistical Machine Learning Methods for Genomic Prediction. In *Multivariate Statistical Machine Learning Methods for Genomic Prediction*. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-89010-0>.
- Qi, M., Uche, S. C., & Agu, E. (2025). Comprehensive Performance Comparison of Signal Processing Features in Machine Learning Classification of Alcohol Intoxication on Small Gait Datasets. *Applied Sciences (Switzerland)*, 2–30. <https://doi.org/10.3390/app15137250>.
- Sari, P. W., Firmansyah, & Kadafi, A. R. (2025). Perbandingan Algoritma Random Forest Dan Naïve Bayes Dalam Menganalisis Sentimen Ulasan Pada Produk Skincare Lokal Di Media Sosial Tiktok. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 13(3S1). <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i3S1.8150>.
- Syatriani, Dinata, R. K., & Razi, A. (2025). Perbandingan Metode Logistic Regression Dan Random Forest Dalam Klasifikasi Penyakit Kulit Multikelas. *Rabit : Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Univrab*, 10(2), 1369–1379. <https://doi.org/10.36341/rabit.v10i2.6551>.
- Wachowiak, M. (2022). *Digital humanities tools and techniques II*. eCampusOntario Pressbooks. <https://ecampusontario.pressbooks.pub/nudh3/>.
- Wildana Al Kautsar, A., & Hasrullah. (2025). Sistem Rekomendasi Pemilihan Produk Skincare. *Journal of Comprehensive Science*, 4(1). www.femaledaily.com,