

MENENTUKAN WARNA MAKE UP YANG COCOK BERDASARKAN JENIS SKINTONE PADA CITRA WAJAH MENGGUNAKAN NAIVE BAYES CLASSIFIER

Yolanda Syifa Cendikia, Insan Taufik, Arnita, Zulfahmi Indra, Chairunisah

Ilmu Komputer, Universitas Negeri Medan

Jalan Willem Iskandar, Pasar V Medan Estate, Percut Sei Tuan, Deli Serdang, Sumatera Utara, Indonesia

yolandasyifaa@gmail.com

ABSTRAK

Make up adalah produk kosmetik yang digunakan untuk mempercantik atau memperbaiki penampilan wajah dan kulit. Pemilihan warna *make up* yang sesuai dengan *skintone* seseorang merupakan aspek penting dalam dunia kecantikan. *Skintone* yang tidak sesuai dengan warna *make up* dapat mengurangi penampilan alami seseorang. Penelitian ini membahas pengembangan sistem berbasis citra yang mampu menentukan warna *make up* yang cocok berdasarkan jenis *skintone* pada citra wajah menggunakan algoritma *Naive Bayes Classifier*. Sistem ini dirancang untuk menganalisis citra wajah, mengidentifikasi *skintone*, dan merekomendasikan warna *make up* yang sesuai. Data yang digunakan berasal dari citra wajah yang telah diklasifikasikan berdasarkan jenis *skintone*. Selanjutnya, algoritma *Naive Bayes* digunakan untuk melakukan klasifikasi dan prediksi warna *make up* yang paling cocok. Hasil penelitian sistem klasifikasi jenis *skintone* menggunakan algoritma *Naive Bayes Classifier* dengan hasil pengujian dari 80 data *training* dan 20 data *testing* mendapat akurasi sebesar 85%. Hasil dari penelitian ini dapat membantu pengguna dalam memilih warna *make up* yang tepat secara otomatis, sehingga dapat menghemat waktu dan memberikan hasil yang lebih presisi. Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi keakuratan sistem dan hasil menunjukkan bahwa pendekatan *Naive Bayes* memberikan hasil yang cukup akurat dalam menentukan rekomendasi warna *make up* berdasarkan *skintone*.

Kata kunci : *Skintone, Make Up, Naive Bayes Classifier, Citra Wajah, Klasifikasi*

1. PENDAHULUAN

Make up atau tata rias wajah adalah praktik seni menghias atau mengubah penampilan asli seseorang dengan menggunakan peralatan dan produk kosmetik dengan maksud untuk meningkatkan kecantikan atau menyamarkan kekurangan agar wajah terlihat sempurna [1]. *Make up* menjadi salah satu cara untuk menambah rasa percaya diri dengan menutupi kekurangan secara fisik [2].

Salah satu faktor kunci dalam membuat tampilan *make up* yang menarik adalah memilih warna yang sesuai dengan *skintone* atau warna kulit seseorang. *Skintone*, atau warna kulit, merujuk pada variasi warna yang terdapat pada kulit manusia. Terdapat tiga jenis warna dasar kulit pada manusia yaitu *warm*, *neutral* dan *cool* [3].

Penglihatan warna pada manusia menunjukkan persepsi yang relatif dipengaruhi oleh sinar matahari dan kondisi pencahayaan [4].

Proses memilih warna *make up* yang cocok dengan *skintone* seringkali membingungkan dan memakan waktu. Kesalahan dalam menentukan *skintone* masih sering terjadi khususnya pada ahli kecantikan. Perias atau yang disebut sebagai *Make Up Artis* (MUA) adalah orang yang menekuni dunia tata rias wajah dengan memoles *make up* yang perlu disesuaikan dengan tipe muka yang di rias [5].

Kesalahan pemilihan *shade* warna pada wajah yang di rias oleh MUA merupakan bentuk kesalahan dalam menentukan *skintone*. Pada era digital, teknologi citra menjadi semakin penting dalam industri kecantikan, memungkinkan solusi yang lebih efektif dan efisien dalam memecahkan masalah seperti

yang dihadapi dalam pemilihan warna *make up*. Dengan menggunakan analisis citra wajah dan teknik pembelajaran mesin *Naive Bayes Classifier* untuk mengidentifikasi karakteristik dari *skintone* seseorang, teknologi citra dapat digunakan sebagai alat bantu untuk memecahkan masalah dalam menentukan warna *make up* yang cocok.

Model *Naive Bayes Classifier* diterapkan untuk mengklasifikasikan jenis *skintone* pada setiap citra wajah berdasarkan fitur-fitur yang diekstraksi sebelumnya. *Naive Bayes* akan mempelajari distribusi probabilitas fitur-fitur terhadap kelas-kelas *skintone* yang berbeda. Rekomendasi warna *make up* yang cocok dapat diberikan kepada pengguna dengan menyesuaikan warna *make up* dengan jenis *skintone* yang telah diprediksi.

Penelitian yang telah dilakukan sebelumnya *Klasifikasi Warna Kulit Pada Sebuah Citra Digital Menggunakan Metode Naive Bayes* mendapat akurasi sebesar 75%. Penelitian ini menggunakan *dataset* sebanyak 80 data dengan 20 data untuk setiap kelas. Pada model ini menggunakan sebanyak 4 kelas [6].

Penggunaan *Naive Bayes Classifier* dalam konteks identifikasi jenis *skintone* pada citra wajah masih memerlukan eksplorasi lebih lanjut. Penelitian ini tidak hanya akan memberikan kontribusi terhadap pengembangan teknologi pengolahan citra, tetapi juga memberikan pemahaman lebih lanjut tentang aplikasi metode klasifikasi *Naive Bayes* dalam konteks identifikasi *skintone*, yang dapat memiliki dampak positif pada berbagai aplikasi, termasuk industri kecantikan digital.

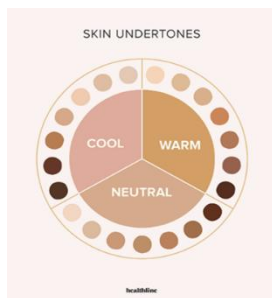
2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Skintone (Warna Kulit)

Kulit mempunyai zat penting yang menyebabkan warna pada kulit. Pigmen melanin, merupakan pigmen penting dalam melindungi kulit dari kerusakan akibat sinar matahari mencegah kemerahan pada kulit atau gosong akibat sengatan matahari. Jumlah melanin memproduksi sel di berbagai bagian tubuh berbeda-beda. Area wajah memiliki konsentrasi sel penghasil pigmen tertinggi [7].

Perbedaan warna kulit didasarkan pada pigmen melanin, hemoglobin dan karotenoid. Melanin merupakan sumber variasi *skintone* yang paling jelas. Kadar melanin meningkat sebagai respons terhadap paparan sinar matahari [8].

Undertone adalah warna yang lebih halus dan kalem yang ada di bawah kulit. Ada 3 nada warna *undertone*: hangat, dingin, dan netral. Nada hangat berkisar dari persik hingga kuning dan emas. Beberapa orang dengan nada hangat juga memiliki kulit pucat. Nada dingin termasuk warna merah muda dan kebiruan. Jika memiliki nada netral, ini berarti warna *undertone* sama dengan warna kulit yang sebenarnya. [9].



Gambar 1. Undertone [9]

2.2. Make Up

Make up adalah seni merias wajah menggunakan bahan dan alat kosmetik dengan tujuan untuk memperindah penampilan dari bentuk asli atau sebenarnya sehingga wajah terlihat ideal (Safitri & Rini, 2021). *Make up* mencakup berbagai hal mulai dari teknik, alat serta produk kosmetik yang sangat banyak, seperti *foundation*, *concealer*, *mascara*, *powder*, *blush*, *lipstick*, dan *eye liner* [10].

Dalam merias wajah untuk setiap warna kulit memiliki perbedaan dalam cara pemilihan warna kosmetik. Beragam jenis alat *make up* yang digunakan untuk merias antara lain kuas *make up*, kuas bedak tabur, kuas alis, penjepit bulu mata, kuas *eyeliner*, dan spons [11].

2.3. Pengolahan Citra Digital

Pengolahan Citra Digital adalah bidang ilmu yang mempelajari proses pembentukan, pengolahan, dan analisis suatu citra untuk menghasilkan informasi yang dapat dimengerti oleh manusia [12].

Citra digital adalah data dua dimensi yang satuan terkecilnya disebut piksel. Setiap piksel memiliki koordinat (x, y) dan nilai intensitas I(x, y). Informasi warna pada citra digital berasal dari intensitas cahaya

yang ditangkap oleh grid sensor cahaya dalam kamera. Hasil tangkapan tersebut disimpan sebagai citra digital dengan format warna RGB (*Red*, *Green*, *Blue*) [13].

2.4. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur menampilkan informasi yang terdapat dalam suatu pola sehingga mempermudah proses klasifikasi pola. Ekstraksi fitur menggunakan metode *Histogram of Oriented Gradients* (HOG), yang sering digunakan untuk mendeteksi citra. Proses ekstraksi fitur HOG melibatkan beberapa tahapan penting yaitu mengambil gambar masukan yang akan digunakan untuk menghitung fitur HOG. Gambar input yang digunakan berupa citra [14].

2.5. Naive Bayes Classifier

Algoritma *Naive Bayes Classifier* merupakan metode klasifikasi probabilitas yang sederhana, yang menghitung serangkaian probabilitas dengan menggabungkan frekuensi dan nilai-nilai dari dataset yang disediakan. Algoritma klasifikasi *Naive Bayes Classifier* menggunakan data dengan target (kelas/label) yang berbentuk nilai kategorikal atau nominal, dan menerapkan teori Bayes dalam proses klasifikasi. *Naive Bayes Classifier* adalah metode klasifikasi statistik yang mampu memprediksi probabilitas suatu data termasuk ke dalam kelas tertentu. Teori keputusan Bayes sendiri merupakan pendekatan statistik mendasar dalam bidang pengenalan pola [15].

2.6. Evaluasi Model

Confusion matrix digunakan untuk menguji sebuah model klasifikasi. Terdapat istilah yang digunakan untuk mengevaluasi sebuah kinerja. *True Positive* (TP) adalah jumlah data positif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar. *True Negative* (TN) mengacu pada jumlah data negatif yang juga diklasifikasikan dengan benar. *False Positive* (FP) adalah jumlah data negatif yang keliru diklasifikasikan sebagai data positif, dan *False Negative* (FN) adalah jumlah data positif yang salah diklasifikasikan sebagai data negatif [16].

Adapun perhitungan nilai akurasi, presisi, dan sensitivitas adalah sebagai berikut:

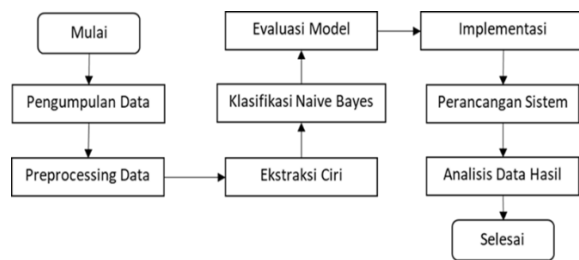
$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (2)$$

$$\text{Sensitivitas} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (3)$$

3. METODE PENELITIAN

Tahapan penelitian menggambarkan langkah-langkah yang dijalankan untuk mencapai tujuan penelitian. Ini mencakup berbagai aspek, mulai dari perumusan pertanyaan penelitian hingga analisis data dan penyajian hasil.



Gambar 2. Alur Penelitian

3.1. Pengumpulan Data

Metode yang digunakan pada pengumpulan data penelitian ini adalah metode observasi dengan mengumpulkan foto-foto wajah dan studi literatur. Observasi ini dilakukan dengan mengumpulkan foto berbagai jenis warna kulit pada wajah yang didapat dari LKP Sanggar Lestari.

Data yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 100 data untuk 80 sebagai data latih dan 20 sebagai data uji. Penelitian ini menggunakan 5 kelas citra warna kulit wajah, yaitu: Terang, Pucat, Sedang, Cokelat, dan Gelap.

3.2. Preprocessing Data

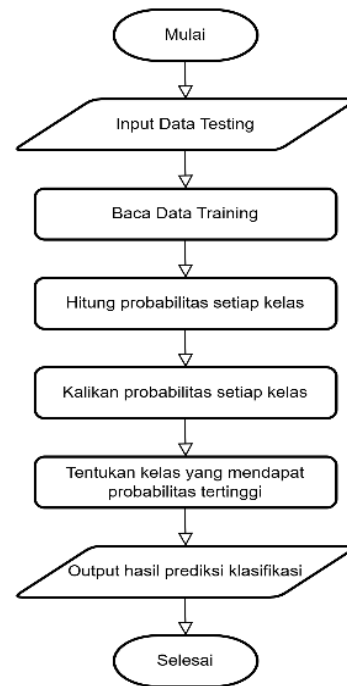
Preprocessing data meliputi langkah-langkah seperti normalisasi warna, segmentasi wajah, dan ekstraksi fitur. Ini bertujuan untuk mempersiapkan citra wajah sebelum digunakan dalam proses klasifikasi *Naive Bayes Classifier*. Dengan normalisasi warna, segmentasi wajah, dan ekstraksi fitur untuk analisis yang akurat dalam menentukan jenis *skintone* dan rekomendasi warna *make up*.

3.3. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi fitur yang digunakan adalah *Histogram of Oriented Gradients* (HOG). *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) adalah teknik ekstraksi fitur yang digunakan dalam pengolahan citra untuk menangkap informasi tepi dan struktur bentuk. Prosesnya dimulai dengan mengonversi citra ke *grayscale* dan menghitung gradien untuk menentukan arah dan kekuatan tepi.

3.4. Klasifikasi Naive Bayes

Setelah melakukan ekstraksi ciri, langkah selanjutnya adalah menyiapkan data untuk digunakan melatih model yang mencakup fitur dan label kelas. Langkah-langkah klasifikasi *Naive Bayes* yaitu menghitung *Prior Probability*, *Likelihood*, dan *Posterior Probability*. Berikut ini adalah *flowchart* klasifikasi *Naive Bayes*.



Gambar 3. Flowchart Klasifikasi Naive Bayes

Proses klasifikasi *Naive Bayes* dimulai dengan memasukkan data uji, membaca data latih, dan menghitung probabilitas setiap kelas. Probabilitas tersebut dikalikan menggunakan Teorema Bayes, lalu kelas dengan probabilitas tertinggi dipilih sebagai hasil prediksi. Langkah terakhir adalah menampilkan *output* hasil klasifikasi.

3.5. Evaluasi Model

Langkah selanjutnya adalah mengevaluasi hasilnya untuk menentukan tingkat akurasi dari pengujian tersebut. Proses evaluasi ini melibatkan perbandingan antara kelas yang diprediksi oleh model dengan kelas yang sebenarnya. Akurasi dihitung berdasarkan persentase kesamaan dan perbedaan antara kelas yang diprediksi dan kelas yang seharusnya.

3.6. Implementasi

Implementasi dalam penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman *PHP* (*Hypertext Preprocessor*). Pengembangan aplikasi berupa website menggunakan *sublime text* untuk teks editor, *MySQL* untuk basis data dan *XAMPP* untuk web server.

3.7. Perancangan Sistem

Pada tahap ini, perancangan sistem meliputi *flowchart* yang dibuat untuk mempermudah membaca proses-proses yang terjadi pada sistem. Berikut ini gambar dari *flowchart* pada Gambar 4.



Gambar 4. Flowchart Perancangan Sistem

3.8. Analisis Data Hasil

Tahap ini merupakan tahap analisis terhadap sistem yang telah dirancang untuk mengetahui hasil dari klasifikasi sistem dan keberhasilan sistem dalam mengidentifikasi jenis *skintone* untuk menentukan warna *make up*. Sistem akan diuji untuk mengetahui apakah sistem bekerja dengan baik atau tidak.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Data Penelitian

Data yang didapatkan dari Lembaga Khusus dan Pelatihan (LKP) Sanggar Lestari sebanyak 100 foto wajah. Terdapat 5 kelas jenis *skintone* yang digunakan yaitu terang, pucat, sedang, cokelat, dan gelap. Data terbagi menjadi 14 foto wajah terang, 20 foto wajah pucat, 23 foto wajah sedang, 24 foto wajah cokelat dan 19 foto wajah gelap.

4.2. Preprocessing Data

Gambar dikonversi menjadi gambar *grayscale* untuk menyederhanakan komputasi dan fokus pada intensitas cahaya. Hasil dari konversi gambar menjadi citra *grayscale* dapat dilihat sebagai berikut.



Gambar 5. Gambar Asli RGB



Gambar 6. Hasil Gambar Grayscale

4.3. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur menggunakan *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) pada gambar dilakukan setelah mengonversi gambar ke *grayscale*. Nilai-nilai di kolom A1 hingga A9 pada Gambar 7 merupakan representasi hasil akhir distribusi magnitudo pada 9 bin dari proses *Histogram of Oriented Gradients* (HOG). Berikut adalah nilai bin dari proses *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) pada seluruh data.

Nomor	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	Label
1	360	882	1253	1673	1601	2157	4785	3132	541	Terang
2	170	209	336	940	2512	4982	5535	1700	0	Sedang
3	569	1582	1405	1052	2615	4943	3765	451	2	Sedang
4	378	1001	1145	2938	3919	3388	2466	918	231	Sedang
5	0	3807	1533	1225	3845	3747	2139	88	0	Terang
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
96	114	295	479	2025	4685	5945	2594	247	0	Gelap
97	1080	1374	3336	2945	3334	3128	989	196	2	Gelap
98	2739	3159	4072	1129	1420	1760	1376	729	0	Gelap
99	390	1465	2893	4314	2871	3125	1158	168	0	Gelap
100	755	2266	4779	2319	1530	1523	2217	881	114	Gelap

Gambar 7. Hasil Proses *Histogram of Oriented Gradients* (HOG)

4.4. Klasifikasi Naive Bayes

Langkah pertama adalah menghitung rata-rata dari setiap label kelas (Terang, Pucat, Sedang, Cokelat, Gelap) untuk setiap kolom (A1 hingga A9).

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (4)$$

Keterangan:

μ = *mean* (rata-rata)

n = jumlah data

x_i = nilai ke- i

Perhitungan rata-rata dilakukan untuk semua kolom (A1 hingga A9). Hasil dari menghitung rata-rata dapat dilihat pada Gambar 8.

	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9
Terang	506,214	1248,071	1130,500	1407,500	2207,143	3422,071	4244,643	2023,357	194,500
Pucat	1688,700	1439,500	1473,800	1607,000	2519,050	3521,850	2703,300	1104,400	326,400
Sedang	551,957	952,652	1327,783	1868,043	2754,783	4007,957	3814,391	1017,696	88,739
Cokelat	1183,750	1597,792	1611,667	1982,542	3064,167	3886,833	2323,750	576,292	157,208
Gelap	936,632	1323,632	2771,789	3381,474	3358,474	2368,211	1308,263	647,632	287,895

Gambar 8. Hasil Menghitung Rata-Rata

Selanjutnya adalah menghitung deviasi dari setiap nilai terhadap rata-rata.

$$S = \sqrt{\frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (5)$$

Keterangan:

S = standar deviasi

$\bar{x}$ = *mean* (rata-rata)

Hasil dari menghitung deviasi dapat dilihat pada Gambar 9.

	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9
Terang	574,006	911,168	727,411	856,460	1027,651	1793,950	1461,170	2253,791	326,693
Pucat	1083,529	724,879	810,725	697,759	1069,257	1327,516	1283,810	971,224	767,582
Sedang	450,740	593,103	640,169	942,280	461,287	1189,144	1115,517	777,721	149,161
Cokelat	998,157	860,080	550,016	849,645	891,724	1115,927	1011,404	672,745	349,630
Gelap	1090,964	890,990	1234,386	1365,295	1723,003	1315,840	938,565	772,079	504,745

Gambar 9. Hasil Menghitung Deviasi

Input foto yang ingin diidentifikasi menggunakan *Naive Bayes*.



Gambar 10. Input Foto

Hasil dari ekstraksi fitur menggunakan *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) pada foto dapat dilihat pada Gambar 11.

A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9
43	1455	1298	440	1042	2270	4240	5534	62

Gambar 11. Hasil Ekstraksi Fitur Foto

Nilai distribusi normal dihitung untuk setiap nilai berdasarkan *mean* dan deviasi standar yang telah dihitung. Nilai distribusi normal digunakan untuk menghitung probabilitas dari setiap label kelas. Menghitung distribusi normal $P(x|C)$ untuk setiap kolom dan setiap label kelas menggunakan rumus:

$$P(x|C) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

Keterangan:

x = nilai observasi pada kolom A1, A2, ... A9

μ = *mean* dari label kelas untuk kolom tertentu

σ^2 = varians dari label kelas untuk kolom tertentu

Kalikan probabilitas dari setiap kolom yang sudah dihitung menggunakan distribusi normal untuk menghitung probabilitas total dari suatu label kelas. Hasil dari menghitung distribusi normal dapat dilihat pada Gambar 12.

DistNorm	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	Hasil	Ranking
Terang	0,0005	0,0004	0,0005	0,0002	0,0002	0,0002	0,0003	0,0001	0,0011	2,35177E-33	1,0000
Pucat	0,0001	0,0006	0,0005	0,0001	0,0001	0,0002	0,0002	0,0000	0,0005	2,23116E-38	2,0000
Sedang	0,0005	0,0005	0,0006	0,0001	0,0000	0,0001	0,0003	0,0000	0,0026	9,13007E-42	3,0000
Cokelat	0,0002	0,0005	0,0006	0,0001	0,0000	0,0001	0,0001	0,0000	0,0011	3,74936E-46	5,0000
Gelap	0,0003	0,0004	0,0002	0,0000	0,0001	0,0003	0,0000	0,0000	0,0007	6,79817E-45	4,0000

Gambar 12. Hasil Distribusi Normal

Label kelas dengan probabilitas tertinggi setelah penggabungan semua kolom (A1 hingga A9) adalah hasil prediksi yang dicari. Dapat disimpulkan bahwa label kelas dengan hasil paling besar di antara angka mendekati nol adalah kelas yang diidentifikasi. Maka, hasil akhir dari prediksi foto yang telah diinput adalah Terang, karena memiliki probabilitas tertinggi setelah mempertimbangkan semua fitur (A1 hingga A9).

4.5. Pengujian *Confusion Matrix*

Dataset dibagi menjadi dua bagian yaitu data *training* dan data *testing*. Pembagian dataset dilakukan secara acak dengan persentase 80% untuk *training* dan 20% untuk *testing*.

Untuk setiap sampel dalam data *testing*, hitung probabilitas bahwa sampel tersebut termasuk dalam masing-masing kelas. Model kemudian memprediksi kelas yang memiliki probabilitas tertinggi untuk setiap

sampel. Setelah prediksi dilakukan, bandingkan hasil prediksi dengan label yang sebenarnya dalam data *testing*.

Tabel 1. Hasil Perbandingan Data *Testing*

	Actual	Predicted	True/False
0	Gelap	Gelap	TRUE
1	Pucat	Pucat	TRUE
2	Cokelat	Cokelat	TRUE
3	Sedang	Sedang	TRUE
4	Pucat	Cokelat	FALSE
5	Sedang	Sedang	TRUE
6	Sedang	Sedang	TRUE
7	Gelap	Gelap	TRUE
8	Cokelat	Cokelat	TRUE
9	Sedang	Sedang	TRUE
10	Sedang	Cokelat	FALSE
11	Sedang	Sedang	TRUE
12	Cokelat	Cokelat	TRUE
13	Cokelat	Cokelat	TRUE
14	Sedang	Sedang	TRUE
15	Sedang	Sedang	TRUE
16	Pucat	Cokelat	FALSE
17	Cokelat	Cokelat	TRUE
18	Sedang	Sedang	TRUE
19	Cokelat	Cokelat	TRUE

Akurasi dihitung sebagai persentase dari jumlah prediksi yang benar dibandingkan dengan total jumlah prediksi.

$$Akurasi = \frac{\text{Jumlah prediksi benar}}{\text{Total prediksi}} \times 100\% \quad (7)$$

$$Akurasi = \frac{17}{20} \times 100\%$$

$$Akurasi = 85\%$$

Untuk menunjukkan perbandingan antara prediksi model dan label yang sebenarnya dalam bentuk tabel per klasifikasi menggunakan tabel *Confusion Matrix*. Setiap baris dalam matriks ini mewakili kelas aktual, sementara setiap kolom mewakili kelas prediksi.

Tabel 2. *Confusion Matrix*

	Terang	Pucat	Sedang	Cokelat	Gelap
Terang	0	0	0	0	0
Pucat	0	1	0	0	0
Sedang	0	0	8	0	0
Cokelat	0	2	1	6	0
Gelap	0	0	0	0	2

Adapun hasil dari perhitungan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1 Score* pada *Classification Report* dapat dilihat pada Gambar 13.

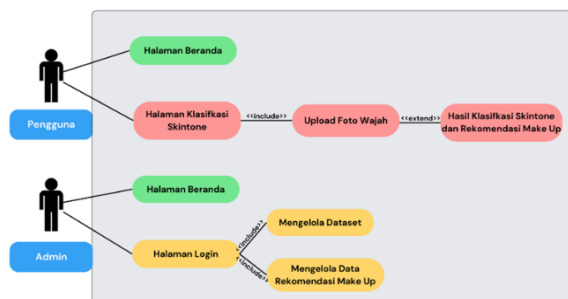
	TP	FP	TN	FN	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
Gelap	2	0	18	0	1	1	1	1
Pucat	1	0	17	2	0,9	1	0,333333333	0,5
Cokelat	6	3	11	0	0,85	0,666666667	1	0,8
Sedang	8	0	11	1	0,95	1	0,888888889	0,94118

Gambar 13. *Classification Report*

Berdasarkan hasil *classification report*, kategori Gelap menunjukkan hasil sempurna, tanpa kesalahan dalam prediksi. Untuk kategori Pucat, model memiliki *precision* tinggi (semua prediksi Pucat benar), tetapi *recall* rendah karena model sering melewati data Pucat yang sebenarnya. Untuk kategori Cokelat, *recall* sempurna, artinya model tidak melewati data Cokelat yang sebenarnya, tetapi *precision* sedikit rendah karena ada beberapa *false positive*. Untuk kategori Sedang, model bekerja sangat baik dengan *precision* sempurna, meskipun ada sedikit penurunan *recall* karena satu *false negative*.

4.6. Use Case Diagram

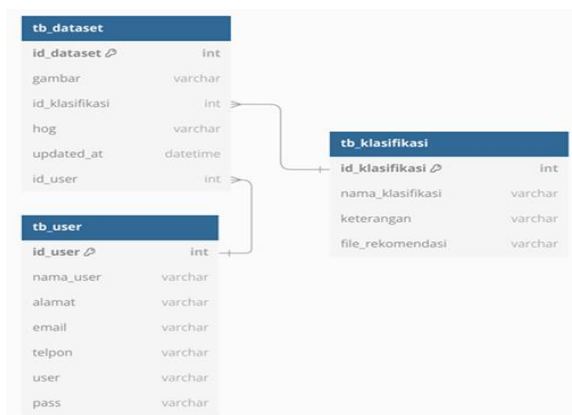
Use Case Diagram digunakan untuk menggambarkan interaksi antara aktor (pengguna) dengan sistem yang sedang dikembangkan. Pada sistem klasifikasi jenis *skintone* untuk menentukan warna *make up* yang sesuai terdapat dua pihak yang terlibat yaitu pengguna dan admin.



Gambar 14. Use Case Diagram Pengguna Dan Admin

4.7. Class Diagram

Class Diagram digunakan untuk memodelkan struktur statis dari suatu sistem. Diagram ini menggambarkan kelas-kelas, atribut, metode, serta hubungan antara kelas-kelas tersebut dalam suatu sistem. Adapun *Class Diagram* digambarkan sebagai berikut.

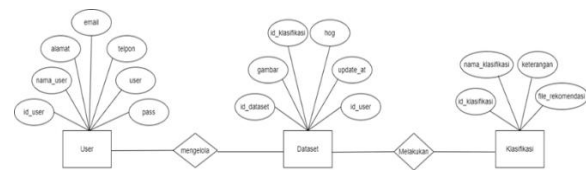


Gambar 15. Class Diagram

4.8. Perancangan ERD

ERD (*Entity Relationship Diagram*) digunakan untuk menggambarkan struktur dan hubungan antar

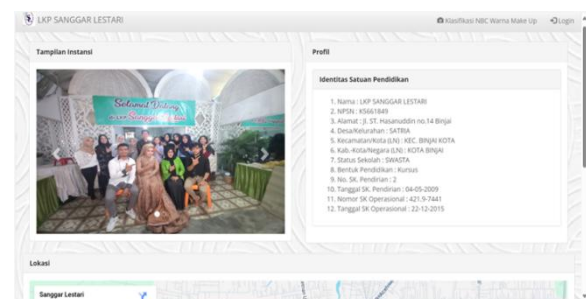
entitas dalam sebuah basis data. Pada website ini memiliki tiga entitas yaitu User, Dataset, dan Klasifikasi dengan atribut masing-masing. Adapun *Entity Relationship Diagram* digambarkan sebagai berikut.



Gambar 16. ERD

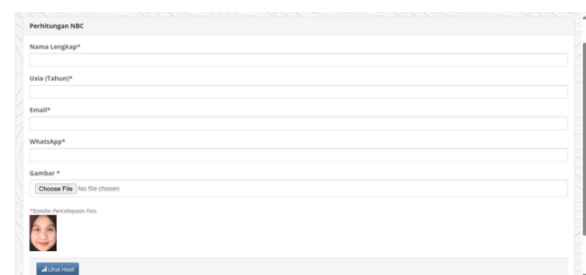
4.9. Tampilan Pengguna

Halaman beranda merupakan tampilan awal saat membuka website sistem klasifikasi jenis *skintone* untuk menentukan warna *make up* yang sesuai. Pengguna dapat mengakses menu Klasifikasi NBC Warna Make Up untuk memulai klasifikasi *skintone*. Halaman beranda dapat dilihat pada Gambar 17.



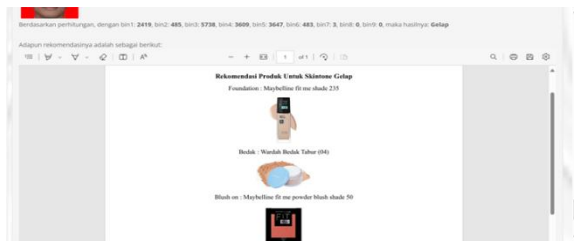
Gambar 17. Halaman Beranda

Selanjutnya halaman *upload* foto wajah yang terdapat pada menu Klasifikasi NBC Warna Make Up. Pengguna dapat mengupload foto wajah untuk diidentifikasi warna *skintone*. Halaman *upload* foto wajah dapat dilihat pada Gambar 18.



Gambar 18. Halaman Upload Foto Wajah

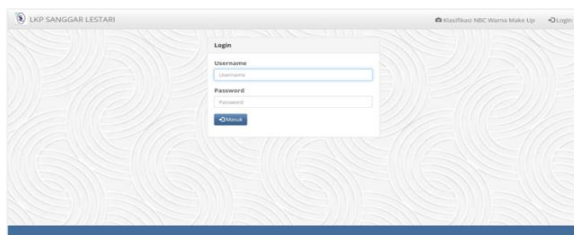
Setelah mengupload foto wajah, sistem akan memproses untuk menentukan jenis warna kulit wajah (*skintone*) yang dimiliki. Kemudian, sistem akan merekomendasikan produk *make up* sesuai dengan warna *skintone* tersebut. Hasil klasifikasi *skintone* dan rekomendasi *make up* dapat dilihat pada Gambar 19.



Gambar 19. Halaman Klasifikasi *Skintone* Dan Rekomendasi *Make Up*

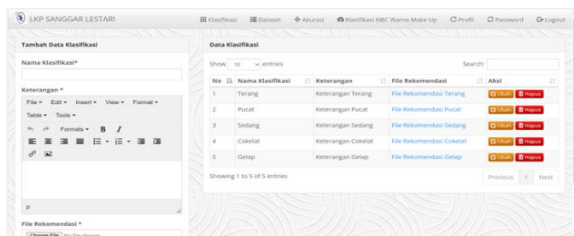
4.10. Tampilan Admin

Gambar 20 menunjukkan halaman login untuk Admin. Sebelum masuk ke sistem, Admin harus terlebih dahulu memasukkan username dan password, lalu menekan tombol masuk.



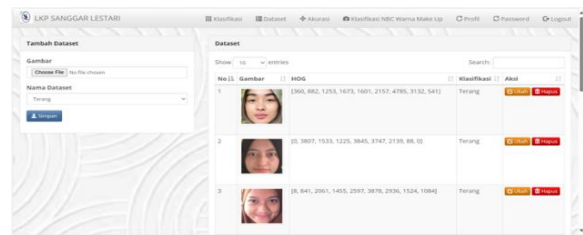
Gambar 20. *Login* Untuk Admin

Selanjutnya terdapat menu Klasifikasi, Dataset, dan Akurasi ketika admin berhasil melakukan *login*. Admin dapat menambah, mengubah dan menghapus data klasifikasi dan rekomendasi produk pada menu Klasifikasi. Halaman menu Klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 21.



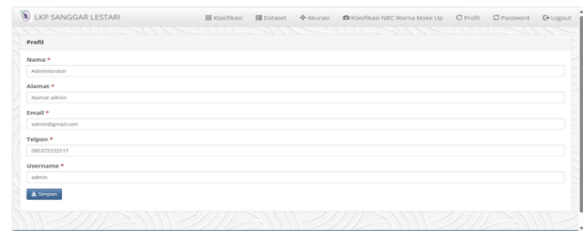
Gambar 21. Halaman Edit Klasifikasi

Pada Gambar 22 merupakan halaman Dataset, dimana admin dapat mengubah data.

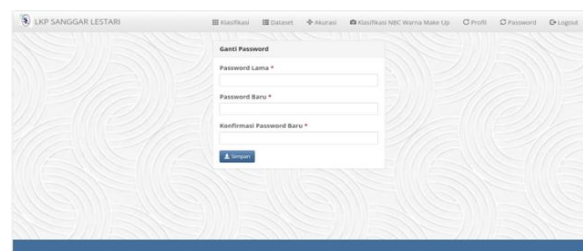


Gambar 22. Halaman Edit Dataset

Serta admin dapat menambah profil dan mengubah *password* pada halaman berikut.



Gambar 23. Halaman Edit Profil



Gambar 24. Halaman Edit *Password*

4.11. Pengujian *Black Box Testing*

Pengujian ini fokus pada validasi keluaran fungsionalitas (*output*) pada sistem. Berikut hasil pengujian *black box testing* pada sistem dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Pengujian *Black Box Testing*

No	Pengujian	Test Case	Hasil yang Diharapkan	Hasil Aktual	Status
1	Halaman Beranda (Pengguna)	Memastikan halaman beranda pengguna dapat diakses.	Halaman beranda pengguna ditampilkan dengan elemen-elemen yang sesuai (navigasi, profil instansi, dll.).	Sesuai	Valid
2	Halaman Klasifikasi <i>Skintone</i>	Memastikan halaman klasifikasi <i>skintone</i> dapat diakses dan digunakan.	Pengguna dapat mengunggah foto, dan proses klasifikasi <i>skintone</i> dimulai tanpa error.	Sesuai	Valid
3	Upload Foto Wajah	Memastikan proses <i>upload</i> foto wajah berhasil dan validasi format file dilakukan.	Foto berhasil diunggah, dan format file yang tidak valid menghasilkan pesan kesalahan yang jelas.	Sesuai	Valid
4	Hasil Klasifikasi <i>Skintone</i> dan Rekomendasi	Memastikan hasil klasifikasi <i>skintone</i> dan rekomendasi <i>make up</i> ditampilkan dengan benar.	Hasil klasifikasi dan rekomendasi <i>make up</i> ditampilkan sesuai data input dan tidak ada error.	Sesuai	Valid
5	Halaman Beranda (Admin)	Memastikan halaman beranda admin dapat diakses.	Halaman beranda admin ditampilkan dengan elemen-elemen yang sesuai (menu, edit dataset, dll.).	Sesuai	Valid

No	Pengujian	Test Case	Hasil yang Diharapkan	Hasil Aktual	Status
6	Halaman Login	Memastikan halaman <i>login</i> dapat digunakan oleh admin.	Admin berhasil <i>login</i> ke sistem, dan <i>password</i> yang salah akan menghasilkan pesan kesalahan.	Sesuai	Valid
7	Mengelola Dataset	Memastikan admin dapat mengelola dataset (menambah, menghapus, memperbarui data).	Dataset berhasil diperbarui sesuai perubahan yang dilakukan admin, tanpa ada <i>bug</i> atau kesalahan.	Sesuai	Valid
8	Mengelola Data Rekomendasi <i>Make Up</i>	Memastikan admin dapat mengelola data rekomendasi <i>make up</i> (tambah, ubah, hapus).	Data rekomendasi <i>make up</i> berhasil diperbarui sesuai input admin tanpa ada <i>error</i> .	Sesuai	Valid

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menerapkan algoritma *Naive Bayes Classifier* dengan fitur *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) untuk menentukan warna *make up* berdasarkan *skintone*, menggunakan probabilitas prior, *likelihood*, dan posterior. Lima kategori *skintone* yang diidentifikasi adalah Terang, Pucat, Sedang, Cokelat, dan Gelap. Pengujian model menunjukkan akurasi keseluruhan sebesar 85% pada 20 data uji. Hasil evaluasi *confusion matrix* untuk kategori Gelap mencapai 100% untuk semua metrik, sementara kategori lain menunjukkan performa beragam dengan *F1 Score* antara 50%-94.12%. Saran untuk penelitian selanjutnya meliputi pengembangan untuk menentukan warna pakaian atau perhiasan yang sesuai, integrasi fitur tambahan seperti bentuk wajah dan preferensi pengguna, eksplorasi algoritma lain yang lebih kompleks, serta penggunaan dataset yang lebih besar dan beragam untuk meningkatkan akurasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. O. Fauziah dan A. Khairunnisa, "Pemberdayaan Perempuan Melalui Pelatihan Kecantikan Tata Rias Wajah Women Empowerment Through Facial Makeup Beauty Training," *Nusantara Hasana Journal*, vol. 3, no. 2, hlm. 193–198, 2023.
- [2] A. V. Pangemanan, T. M. Tiwa, dan S. E. Kaunang, "Pengaruh Self Confidence Terhadap Intensitas Penggunaan Make Up Pada Mahasiswa Angkatan 2018 Program Studi Psikologi Universitas Negeri Manado," *Psikopedia*, vol. 3 No 1, Mar 2022.
- [3] S. D. Parameswari, N. A. Prasetyo, dan A. Junaidi, "Aplikasi Berbasis Web Deteksi Undertone Menggunakan Metode Agile Untuk Rekomendasi Makeup," *Jurnal Ilmiah Media Sisfo*, vol. 16, no. 1, hlm. 62–70, Apr 2022, doi: 10.33998/mediasisfo.2022.16.1.1111.
- [4] H. Shimakura dan K. Sakata, "Color criteria of facial skin tone judgment," *Vision Res*, vol. 193, Apr 2022, doi: 10.1016/j.visres.2022.108011.
- [5] L. Sofianiyatin, "Pendampingan Tata Rias Make Up Artis (Mua) Pada Fatayat Nu Kedunggalar Ngawi," 2023.
- [6] A. Rajendra Haris, I. Putu Eka Suartana, B. N. Prabaswara Wira, dan G. Angga Widya Putra, "Klasifikasi Warna Kulit Pada Sebuah Citra Digital Menggunakan Metode Naive Bayes," 2022. [Daring]. Tersedia pada: <https://www.chicagofaces.org/>.
- [7] M. P. Sirisayan, "Personal Color Analysis Based On Color Harmony For Skin Tone," 2022.
- [8] D. I. Perrett dan R. Sprengelmeyer, "Clothing Aesthetics: Consistent Colour Choices to Match Fair and Tanned Skin Tones," *Iperception*, vol. 12, no. 6, 2021, doi: 10.1177/20416695211053361.
- [9] Cherney Kristeen, "How to Identify Your Skin's Undertones and What This Means for You," 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://www.healthline.com/health/beauty-skin-care/skin-undertones#choosing-your-foundation>
- [10] R. A. Safitri dan A. S. Rini, "Pengaruh Ketergantungan Make-Up Terhadap Kepercayaan Diri pada Remaja Putri," 2021.
- [11] H. Hafshah, F. Ondira Asa, J. Hamka, A. Tawar Barat, K. Padang, dan S. Barat, "Alat Make Up Sebagai Objek Dalam Karya Seni Lukis," *Jurnal Riset Rumpun Seni, Desain dan Media (JURSENDEM)*, vol. 2, no. 1, 2023.
- [12] S. Ratna, "Pengolahan Citra Digital Dan Histogram Dengan Phyton Dan Text Editor Phycharm," 2020.
- [13] H. Fitriyah dan R. C. Wihandika, *Dasar-Dasar Pengolahan Citra Digital*. UB Press, 2021.
- [14] F. Al-Islama, A. Putra, A. G. Sulaksono, L. T. Utomo, dan A. R. Khamdani, "Klasifikasi Buah dan Sayur menggunakan fitur ekstraksi HOG dan Metode KNN," *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, vol. 10, Edisi 1, Nov 2023.
- [15] I. D. Ratih, S. M. Retnaningsih, dan V. M. Dewi, "Klasifikasi Kualitas Tanah Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Jurnal Aplikasi Matematika dan Statistik*, vol. 1, hlm. 11–20, 2022, doi: 10.53625/jams.v1i1.4227.
- [16] M. Afriansyah, J. Saputra, V. Yoga Pudya Ardhana, Y. Sa, dan U. Qamarul Huda Badaruddin, "Algoritma Naive Bayes Yang Efisien Untuk Klasifikasi Buah Pisang Raja Berdasarkan Fitur Warna," *Hal. 236 Journal of Information Systems Management and Digital Business (JISMDB)*, vol. 1, no. 2, 2024