

Deteksi *Skintone* Menggunakan Model Warna CIELAB dan Klasifikasi *Support Vector Machine*

DOI: <http://dx.doi.org/10.35889/progresif.v21i2.2827>

Creative Commons License 4.0 (CC BY – NC)



Shofiyah¹, Nunik Pratiwi^{2*}

Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. Hamka, Jakarta Timur, Indonesia

*e-mail Corresponding Author.npratiwi@uhamka.ac.id

Abstract

This study aims to develop a human skin tone detection system using the CIELAB color model and the Support Vector Machine (SVM) classification method. The data used consists of facial images from the SkinTone Classification dataset (Kaggle). The preprocessing stage includes image resizing and conversion to the CIELAB color space. Feature extraction is performed by calculating the mean and standard deviation of each L, a*, and b* channel. The dataset is then divided into training and testing sets with an 80:20 ratio, and classification is carried out using SVM with a Radial Basis Function (RBF) kernel. System performance is evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The system achieved an accuracy of 92.09%, with the best performance in the dark skin tone category, reaching an F1-score of 97.9%. Although the performance for other classes was slightly lower, the system overall demonstrates strong classification capability and potential for practical and accurate skin tone recognition applications.*

Keyword: *Skin color; CIELAB; Feature extraction; Support Vector Machine; Image classification*

Abstrak

Penelitian ini memiliki tujuan untuk mengembangkan sebuah sistem dalam mendeteksi warna kulit manusia dengan pendekatan model warna CIELAB dan metode klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM). Data yang digunakan berupa citra wajah dari *SkinTone Classification dataset* (Kaggle). Tahapan praproses yang meliputi perubahan ukuran citra dan konversi ke ruang warna CIELAB. Ekstraksi fitur dilakukan dengan menghitung rata-rata serta simpangan baku pada setiap komponen L*, a*, dan b*. Dataset kemudian dipisahkan menjadi data pelatihan dan data pengujian dengan rasio 80:20, lalu diklasifikasikan menggunakan SVM dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF). Evaluasi performa sistem dianalisis menggunakan metrik akurasi, *presisi*, *recall*, dan *F1-score*. Sistem ini berhasil mencapai akurasi sebesar 92,09%, dengan performa terbaik pada kategori warna kulit gelap (*dark*), yang memperoleh *F1-score* sebesar 97,9%. Walaupun hasil performa pada kelas lain sedikit lebih rendah, sistem ini secara keseluruhan menunjukkan kemampuan klasifikasi yang baik dan berpotensi untuk diterapkan dalam aplikasi pengenalan warna kulit secara praktis dan akurat.

Kata Kunci: *Warna kulit; CIELAB; Ekstraksi fitur; Support Vector Machine; Klasifikasi citra*

1. Pendahuluan

Warna kulit merupakan salah satu ciri khas yang sering dibahas dalam aspek sosial, budaya, dan estetika. Secara umum, warna adalah sifat dari cahaya yang tampak dan memiliki dua dimensi utama. Dari sisi fisik, warna ditentukan oleh panjang gelombang cahaya, sedangkan dari sisi subjektif, warna dapat memengaruhi persepsi visual dan emosi seseorang [1]. Warna kulit manusia memiliki variasi yang sangat beragam dan dipengaruhi oleh beberapa faktor utama seperti genetika, kadar melanin dalam kulit, pengaruh hormon, serta paparan lingkungan, khususnya sinar ultraviolet dari matahari. Sebagai contoh, masyarakat di wilayah Eropa pada umumnya memiliki warna kulit yang cenderung cerah akibat paparan sinar matahari yang lebih rendah, sedangkan masyarakat di wilayah Asia Tenggara seperti Indonesia, cenderung memiliki

warna kulit sawo matang karena intensitas cahaya matahari yang lebih tinggi [2]. Perbedaan ini menunjukkan bahwa warna kulit tidak hanya bersifat biologis, tetapi juga dipengaruhi oleh kondisi geografis dan lingkungan.

Selain faktor biologis dan geografis, warna kulit juga menjadi aspek yang memengaruhi interaksi sosial dan budaya. Dalam beberapa masyarakat, warna kulit sering dikaitkan dengan status sosial, kecantikan, dan identitas kelompok. Fenomena ini menimbulkan berbagai bentuk diskriminasi yang dikenal sebagai *colorism*, yaitu perlakuan tidak adil berdasarkan gradasi warna kulit. *Colorism* berbeda dengan rasisme meskipun keduanya saling berkaitan dan memiliki akar yang sama dalam sejarah kolonialisme dan stratifikasi sosial. Fenomena *colorism* di Asia Tenggara semakin kuat akibat adanya rasa rendah diri masyarakat terhadap kulit putih, yang merupakan warisan dari masa kolonialisme. Selain itu, struktur kelas sosial yang dibentuk oleh penjajah pada masa lalu turut berperan dalam mempertahankan dominasi kekuasaan mereka, sehingga warna kulit terang masih kerap dipandang sebagai penanda status sosial yang lebih tinggi di masyarakat saat ini. Oleh karena itu, pemahaman tentang warna kulit tidak hanya penting dari sudut pandang ilmiah, tetapi juga sangat relevan dalam konteks sosial dan budaya [3].

Seiring dengan perkembangan teknologi digital, pengenalan warna kulit dapat dilakukan dengan lebih akurat dan efisien melalui teknologi pengolahan citra digital. Pengolahan citra digital memungkinkan analisis visual secara otomatis dengan memproses gambar yang diambil dari kamera atau sensor digital. Salah satu aspek penting dalam pengolahan citra warna kulit adalah pemilihan model warna yang tepat, karena model warna yang digunakan sangat menentukan akurasi dan keandalan sistem dalam mendeteksi variasi warna kulit. Dalam konteks ini, model warna CIELAB menjadi salah satu pilihan yang paling direkomendasikan karena kemampuannya dalam merepresentasikan persepsi warna manusia secara lebih akurat dan konsisten. Penelitian lain [4] memanfaatkan ruang warna YCbCr untuk segmentasi warna kulit pada deteksi wajah. Penelitian ini menghasilkan *precision* sebesar 77%, *recall* sebesar 87%, dan akurasi keseluruhan sebesar 72% dari 10 sampel citra. Berdasarkan temuan-temuan tersebut, dapat disimpulkan bahwa model warna CIELAB memiliki keunggulan yang signifikan dibandingkan dengan model warna lainnya. Model ini tidak hanya memberikan akurasi tinggi, tetapi juga relatif stabil terhadap perubahan pencahayaan. Oleh karena itu, dalam penelitian ini, model warna CIELAB dipilih sebagai pendekatan utama dalam proses identifikasi warna kulit.

Selain pemilihan model warna, keberhasilan sistem klasifikasi warna kulit juga sangat bergantung pada algoritma klasifikasi yang digunakan. Salah satu algoritma yang banyak digunakan dalam bidang klasifikasi citra adalah *Support Vector Machine* (SVM). Algoritma SVM dikenal memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengklasifikasikan data, baik yang dapat dipisahkan secara linier maupun tidak linier. Dalam kasus data yang tidak dapat dipisahkan secara linier, SVM dapat memanfaatkan fungsi *kernel* untuk memetakan data ke ruang berdimensi lebih tinggi sehingga dapat dilakukan pemisahan yang lebih optimal [5]. Beberapa penelitian telah membuktikan keunggulan algoritma SVM dibandingkan dengan algoritma klasifikasi lainnya. Penelitian [6] menunjukkan bahwa SVM mampu memberikan akurasi tertinggi sebesar 88,4% dalam klasifikasi citra ras kucing dibandingkan dengan algoritma *Naive Bayes*.

Berdasarkan hasil dari berbagai studi tersebut, SVM dipandang sebagai algoritma yang tepat untuk digunakan dalam klasifikasi warna kulit pada penelitian ini. Selain itu, tantangan seperti pengaruh pencahayaan masih menjadi kendala dalam penelitian yang menggunakan model warna HSV. Oleh sebab itu, penelitian ini merancang sistem deteksi *skintone* dengan memanfaatkan model warna CIELAB yang dinilai lebih akurat dan tahan terhadap variasi pencahayaan. Tujuan utama penelitian ini adalah mengidentifikasi warna kulit menggunakan metode SVM serta mengembangkan sistem pendeteksi warna kulit berbasis model warna CIELAB. Dengan sistem ini, diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam aplikasi pengenalan warna kulit yang akurat dan praktis.

2. Tinjauan Pustaka

Beberapa penelitian sebelumnya telah dilakukan terkait deteksi warna kulit dan klasifikasi citra berbasis model warna. Penelitian [4], berjudul "Segmentasi Warna Kulit Menggunakan Ruang Warna YCBCR Untuk Deteksi Wajah Manusia" memanfaatkan pengolahan citra untuk deteksi warna kulit sebagai tahap preprocessing dalam pendeteksian wajah manusia. Deteksi kulit adalah proses identifikasi piksel berwarna kulit dalam gambar atau video untuk menemukan

area potensial wajah. Penelitian ini menerapkan ruang warna YCbCr dan mencapai precision 77%, recall 87%, dan akurasi 72% dari 10 sampel citra yang diuji.

Penelitian lain [7] dengan judul "Implementasi Metode Hue Saturation Value Pada Identifikasi Citra Warna Kulit Studi Kasus: Pembuatan Surat Keterangan Catatan Kepolisian" menerapkan metode HSV dalam identifikasi warna kulit pada pembuatan surat keterangan catatan kepolisian. Hasilnya menunjukkan akurasi sebesar 81%, meskipun dipengaruhi oleh kondisi pencahayaan yang menyebabkan nilai warna keluar dari rentang yang diharapkan.

Penelitian [8] berjudul "Deteksi Warna Kulit Menggunakan Metode Deep Learning dengan CNN (*Convolutional Neural Network*) untuk Menentukan Kecocokan Warna Kulit dan Warna Busana" mengembangkan sistem berbasis CNN yang mampu mendeteksi warna kulit secara otomatis dari citra wajah. Sistem tersebut juga mampu memberikan rekomendasi warna pakaian yang sesuai dengan warna kulit yang terdeteksi. Penelitian ini menggunakan pendekatan deep learning yang kompleks dalam proses deteksinya.

Penelitian [9] "*Face Detection using L*A*B using Color Space*" mengajukan metode deteksi wajah dengan memanfaatkan karakteristik warna kulit menggunakan model warna CIELAB. Citra dikonversi dari RGB ke CIELAB, kemudian dilakukan segmentasi area kulit dan non-kulit menggunakan metode thresholding biner. Komponen warna a^* dan b^* digunakan sebagai dasar segmentasi, sementara komponen luminansi (L^*) diabaikan untuk mengurangi pengaruh pencahayaan. Penelitian ini menunjukkan efektivitas metode dalam mendeteksi wajah pada berbagai kondisi pencahayaan.

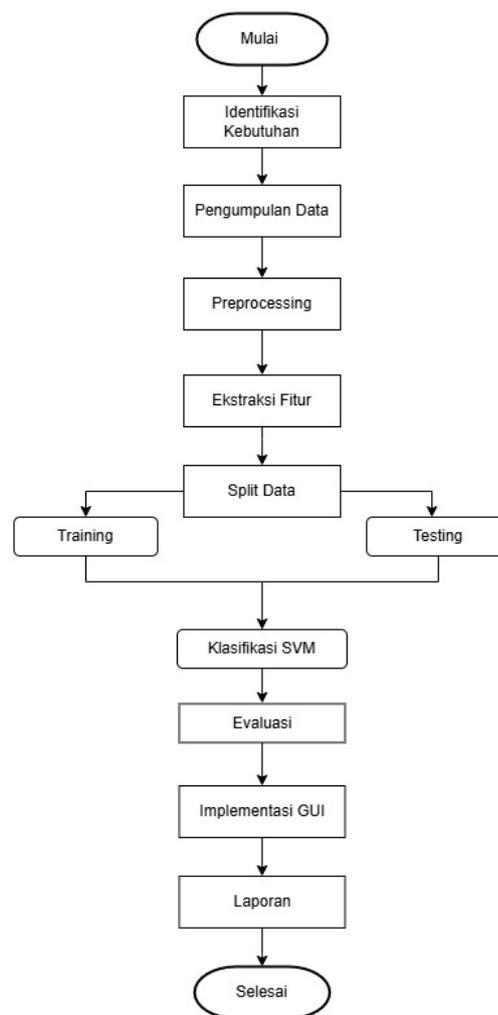
Penelitian [10] yang berjudul "*Skin Color Classification of Koreans Using Clustering*" mengklasifikasikan warna kulit orang Korea secara objektif menggunakan citra digital. Data warna kulit dikonversi ke empat ruang warna (RGB, HSV, CIELAB, YCbCr) dan diekstraksi fiturnya dengan PCA. Klasifikasi dilakukan menggunakan klusterisasi dan dibandingkan dengan metode visual tradisional. Evaluasi menggunakan empat algoritma machine learning (MLR, SVM, K-NN, Random Forest) menunjukkan bahwa K-NN memberikan performa terbaik dengan akurasi 98,32%.

Penelitian ini menggunakan pendekatan yang berbeda dari beberapa studi sebelumnya yang cenderung menggunakan kombinasi berbagai model warna atau metode klasifikasi berbasis deep learning. Dalam penelitian ini, model warna CIELAB dimanfaatkan sebagai satu-satunya representasi warna kulit yang diekstraksi, dan diklasifikasikan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Kebaruan dari penelitian ini terletak pada integrasi spesifik antara CIELAB dan SVM dalam proses klasifikasi *skintone*, serta implementasinya dalam bentuk antarmuka aplikasi GUI berbasis MATLAB, yang bertujuan untuk menghasilkan sistem klasifikasi warna kulit yang efisien, dan praktis.

3. Metodologi

3.1. Tahapan Penelitian

Langkah awal dalam penelitian ini diawali dengan identifikasi kebutuhan menggunakan perangkat lunak seperti MATLAB R2025A dan perangkat keras yaitu *processor* AMD *ryzen* 3 2200U. Pemilihan dataset *skintone* diambil dari situs *Kaggle*, dipilih karena memiliki variasi warna kulit yang lebih lengkap dan beragam dibandingkan dataset dari sumber lain. Dengan jumlah data yang besar dan bervariasi, proses ekstraksi ciri dari komponen L^* , a^* , dan b^* pada model CIELAB dapat dilakukan secara optimal, serta memberikan hasil evaluasi akurasi model klasifikasi SVM yang lebih stabil. Selanjutnya *preprocessing* mencakup *resize*, konversi citra RGB ke CIELAB dan menampilkan nilai ekstraksi fitur *mean*, *standar deviasi* dari masing-masing komponen L^* , a^* , b^* . Setelah *preprocessing* selesai, data dibagi menjadi dua bagian yaitu data latih dan data uji dengan perbandingan 80 : 20, selanjutnya data di implementasikan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM), model SVM berhasil dilatih, dilakukan tahap evaluasi dengan menghitung berbagai metrik seperti akurasi, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*. Setelah proses evaluasi selesai, sistem dilanjutkan ke tahap implementasi antarmuka pengguna (GUI) untuk menampilkan hasil klasifikasi secara visual dan interaktif. Diagram tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

3.2. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan dataset gambar wajah berjumlah 35.829 file berformat .jpg yang diperoleh dari situs Kaggle yaitu dataset untuk klasifikasi warna kulit (*Skin Tone Classification Dataset*) <https://www.kaggle.com/datasets/ducnguyen168/dataset-skin-tone> [11]. Dataset ini mencakup empat kategori warna kulit, yaitu: 8.640 citra gelap (*dark*), 9.769 citra putih (*light*), 10.576 citra sawo matang (*mid-dark*), dan 6.844 citra kuning langsung (*mid-light*).



Gambar 2. Jenis Skintone

3.3. Preprocessing

Tahap praproses citra memegang peranan penting dalam pengolahan citra digital, di mana gambar mentah yang diperoleh dari sumber aslinya terlebih dahulu diperbaiki dan disempurnakan sebelum memasuki proses pengolahan berikutnya. Salah satu tujuan utama dari tahap ini adalah meningkatkan kualitas citra yang dilakukan melalui berbagai metode untuk mengurangi gangguan serta memperbaiki kualitas visual citra tersebut [12]. Tahap *preprocessing* merupakan langkah awal yang sangat penting dalam pemrosesan data, karena bertujuan untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam sistem atau model berada dalam kondisi yang

bersih, konsisten, dan siap untuk dianalisis lebih lanjut [13]. Proses ini mencakup *resize* dan konversi citra:

1) *Resize*

Resize merupakan proses mengubah ukuran citra dari ukuran aslinya menjadi ukuran yang lebih kecil dan seragam, Pada penelitian [14] 480×640 piksel menjadi 50×50 piksel. Proses ini bertujuan untuk mempercepat pemodelan serta meningkatkan konsistensi visual antar citra dalam *dataset*, sehingga model dapat mengenali pola dengan lebih baik tanpa terganggu oleh variasi ukuran atau rasio aspek gambar. Ukuran citra yang terlalu besar, seperti ukuran pada penelitian penulis sebesar 512×512 *piksel*, dapat memperlambat proses algoritma klasifikasi. Oleh karena itu, citra diubah ukurannya menjadi 128×128 *piksel* secara seragam menggunakan fungsi *imresize*. Langkah ini dilakukan untuk mempercepat waktu proses pengolahan citra dan mengurangi beban komputasi selama pelatihan model. Dengan demikian, *resize* tidak hanya membantu dalam standarisasi ukuran citra, tetapi juga meningkatkan efisiensi dan kecepatan proses pengolahan data citra secara keseluruhan.

2) Konversi RGB ke CIELAB

Ruang warna CIELAB merupakan representasi warna yang dikembangkan oleh CIE untuk mencakup seluruh rentang warna yang mampu dikenali oleh indera penglihatan manusia [15]. Model warna CIELAB terdiri atas tiga dimensi utama. Dimensi “L” menunjukkan tingkat kecerahan, di mana nilai 0 merepresentasikan hitam dan nilai 100 merepresentasikan putih. Dimensi “a” menggambarkan pergeseran warna dari hijau ke merah; nilai “a” yang negatif menandakan warna hijau, sedangkan nilai positif menunjukkan warna merah. Sementara itu, dimensi “b” menunjukkan gradasi warna dari biru ke kuning, dengan nilai negatif pada “b” mengindikasikan warna biru dan nilai positif mengindikasikan warna kuning [16]. Dalam penelitian ini, citra RGB dikonversi ke ruang warna CIELAB untuk memperoleh informasi warna kulit yang lebih akurat. Komponen L^* mencerminkan intensitas cahaya, sementara a^* dan b^* menyimpan informasi *kromatisitas* warna kulit, yang relevan dalam analisis *dermatologis*.

3.4. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan proses penyederhanaan data dengan mengambil informasi penting dari citra, sehingga mempermudah analisis tanpa kehilangan representasi utama. Salah satu jenis fitur yang sering digunakan pada citra digital yaitu fitur warna : Warna adalah fitur visual yang mudah dibedakan oleh mata manusia. Ruang warna CIE, HSV, HLS, dan lainnya dapat digunakan untuk menghitung histogram warna, tetapi ruang warna CIELAB menghasilkan warna yang lebih baik daripada ruang warna RGB [17]. Dalam penelitian ini, fitur warna diekstraksi dari ruang warna CIELAB dengan menghitung nilai rata-rata (*mean*) dan simpangan baku (*standard deviation*) dari masing-masing kanal warna (L, a, b). Nilai-nilai ini merepresentasikan intensitas dan variasi warna dalam citra, yang kemudian digunakan sebagai input untuk proses klasifikasi.

3.5. Klasifikasi SVM

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu metode yang digunakan untuk melakukan klasifikasi yang handal dan banyak diaplikasikan dalam berbagai bidang pengenalan pola, seperti pengenalan wajah dan suara [18]. SVM beroperasi dengan mencari sebuah *hyperplane* terbaik yang mampu memisahkan dua kelompok data dengan jarak pemisahan (*margin*) yang paling besar. Pada bentuk paling sederhana, SVM menentukan sebuah *hyperplane* linier, yaitu sebuah bidang dalam ruang berdimensi tinggi, yang berfungsi untuk memaksimalkan jarak antara kelas-kelas tersebut. Fungsi keputusan untuk sebuah vektor fitur x pada SVM dapat dituliskan sebagai berikut :

$$f(x) = w \cdot x - b, \quad (1)$$

Jika data tidak dapat dipisahkan secara linier, SVM memanfaatkan fungsi *kernel* untuk mentransformasikan data ke ruang berdimensi lebih tinggi agar memungkinkan pemisahan. Dalam penelitian ini digunakan *kernel Radial Basis Function* (RBF) yang efektif dalam menangani pola data non-linear [19]. Fungsi kernel RBF dirumuskan sebagai berikut:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2) \quad (2)$$

Di mana x_i dan x_j adalah vektor data, dan c adalah parameter yang mengontrol lebar dari fungsi kernel tersebut.

3.6. Evaluasi

Model yang diterapkan pada penelitian ini dievaluasi melalui analisis *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan salah satu metode yang digunakan untuk membandingkan hasil prediksi model dengan data aktual. Melalui matriks ini, dapat dihitung sejumlah metrik evaluasi penting seperti akurasi, *presisi*, *recall*, dan *F1-score*. Keempat metrik tersebut sangat berguna dalam menilai sejauh mana efektivitas model klasifikasi atau algoritma machine learning dalam menghasilkan prediksi yang akurat terhadap data uji [20]. Adapun empat komponen utama dalam *confusion matrix* dijelaskan sebagai berikut :

1. *True Positive* (TP): Data berlabel positif dan berhasil diprediksi sebagai positif oleh sistem.
2. *False Positive* (FP): Data berlabel negatif namun diprediksi sebagai positif oleh sistem.
3. *False Negative* (FN): Data berlabel positif, namun diprediksi sebagai negatif oleh sistem.
4. *True Negative* (TN): Data berlabel negatif dan berhasil diprediksi sebagai negatif.

Nilai-nilai ini kemudian digunakan untuk menghitung metrik evaluasi model melalui rumus-rumus dibawah ini :

$$1. \text{ Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{3}$$

$$2. \text{ Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \tag{4}$$

$$3. \text{ Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \tag{5}$$

$$4. \text{ F1-Score} = \frac{2 \times \text{Recall} \times \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}} \tag{6}$$

4. Hasil dan Pembahasan

4.1. Split Data

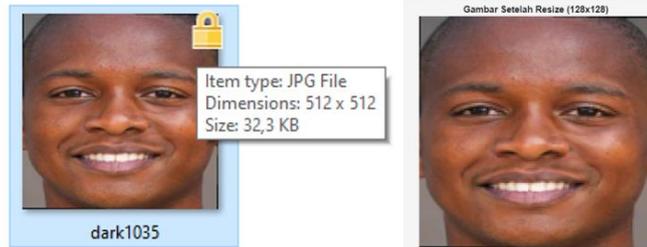
Dataset dalam penelitian ini dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu data latih (*training set*) dan data uji (*testing set*), dengan tujuan untuk meningkatkan akurasi model serta meminimalkan risiko kesalahan prediksi. Data latih digunakan untuk membangun dan melatih model agar mampu mengenali pola-pola tertentu dalam data, sedangkan data uji berfungsi untuk mengevaluasi kinerja model terhadap data baru yang belum pernah dipelajari sebelumnya. Pada penelitian ini, pembagian data dilakukan dengan rasio 80:20. Rasio ini dipilih karena telah terbukti efektif pada penelitian terdahulu [21] proses pengujian menggunakan parameter dan pembagian data 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian menghasilkan akurasi tinggi hingga 89,13%, dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang juga memuaskan. Hal ini menunjukkan bahwa rasio 80:20 mampu memberikan keseimbangan yang baik antara pelatihan model yang cukup dan evaluasi yang representatif, sehingga metode SVM dapat bekerja optimal dalam klasifikasi penyakit gagal jantung, sehingga menjadi acuan kuat dalam pembagian dataset pada penelitian ini. Rincian pembagian data ditunjukkan pada Tabel 1.

Table 1. *Split Data*

No.	Testing	Training	Testing
1.	Hitam (<i>Dark</i>)	6.912	1.728
2.	Putih (<i>Light</i>)	7.815	1.954
3.	Sawo Matang (<i>Mid-dark</i>)	8.461	2.115
4.	Kuning Langsung (<i>Mid-Light</i>)	5.475	1.369

4.2. Preprocessing

Langkah awal tahap *preprocessing* melakukan *resize* pada citra wajah. Citra asli memiliki resolusi 512x512 *piksel*. Ukuran yang cukup besar ini berdampak pada lamanya waktu pemrosesan. Oleh karena itu, proses *resize* menjadi langkah penting untuk efisiensi dan konsistensi hasil. Untuk memperkecil ukuran gambar, digunakan fungsi *imresize* pada MATLAB. Misalnya, citra yang tersimpan dalam variabel `img_test` dengan resolusi awal 512x512 akan diubah menjadi 128x128. dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Hasil *Resize*

Setelah itu, sistem melakukan proses konversi RGB ke CIELAB menggunakan fungsi `rgb2lab` di MATLAB untuk proses ekstraksi fitur lebih lanjut. Namun, hanya komponen L^* yang ditampilkan di tampilan pada antarmuka aplikasi karena komponen ini menunjukkan tingkat kecerahan kulit, yang paling mudah diamati dan relevan dalam mendeteksi *skintone*. Informasi warna yang lebih kompleks (a^* dan b^*) tetap digunakan dalam proses klasifikasi di latar belakang sistem, dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Konversi RGB ke $L^*a^*b^*$

4.3. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur yang digunakan sistem ini adalah fitur warna CIELAB, bertujuan untuk mengambil nilai statistik yang menggambarkan informasi tentang warna kulit, fitur yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu rata-rata (*mean*), standar deviasi (*standard deviation*) untuk masing-masing kanal L^* , a^* , b^* dari model CIELAB. Setelah pengguna memilih gambar dan menjalankan proses ekstraksi, sistem akan menampilkan gambar asli, hasil konversi channel L^* dari CIELAB, serta tabel berisi hasil ekstraksi fitur ada pada Gambar 5.

	Mean L^*	Mean a^*	Mean b^*	Std L^*	Std a^*	Std b^*
1	44.2384	18.7574	17.7148	11.7583	7.5239	9.6250

Gambar 5. Tabel Ekstraksi Fitur

4.4. Evaluasi

Klasifikasi citra wajah pada penelitian ini dilaksanakan dengan memanfaatkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Gambar dibawah menunjukkan hasil output sistem dengan tingkat akurasi akhir sebesar 92.0876%, yang menunjukkan bahwa model memiliki performa klasifikasi yang cukup baik dalam mendeteksi warna kulit. Selain akurasi, sistem juga menampilkan metrik evaluasi lainnya seperti *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk masing-masing

kelas *skintone*. Sehingga model dapat dikatakan cukup baik untuk digunakan dalam sistem deteksi *skintone* ini.

Akurasi akhir: 92.0876%
 Precision: 0.96729 0.88218 0.94873 0.86534
 Recall: 0.99248 0.89662 0.98865 0.76041
 F1-Score: 0.97972 0.88934 0.96828 0.80949

Gambar 6. Akurasi, Precision, Recall, dan F1-Score

Tabel 2 menampilkan hasil evaluasi performa model klasifikasi berdasarkan tiga metrik utama, yaitu *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* untuk masing-masing kelas *skintone* (*Dark*, *Light*, *Mid-Dark*, dan *Mid Light*). Secara keseluruhan, model menghasilkan total akurasi sebesar 92.0876%, yang menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik. Namun, kelas *Mid-Light* menunjukkan performa terendah dibanding kelas lainnya dengan nilai recall 0.76041 dan F1-score 0.80949, yang kemungkinan disebabkan oleh kemiripan warna atau distribusi data yang kurang seimbang.

Table 2. Evaluasi Performa

No.	Kelas	Precision	Recall	F1-Score
1.	Hitam (<i>Dark</i>)	0.96729	0.99248	0.97972
2.	Putih (<i>Light</i>)	0.88218	0.89662	0.88934
3.	Sawo Matang (<i>Mid-dark</i>)	0.94873	0.98865	0.96828
4.	Kuning Langsung (<i>Mid-Light</i>)	0.86534	0.76041	0.80949
Total Akurasi				92.0876%

Precision jenis *skintone* Hitam (*Dark*) adalah 0.96729 yang berarti 96,7%, *precision* jenis *skintone* Putih (*Light*) adalah 0.88218 yang berarti 88,2%, *precision* jenis *skintone* Sawo Matang (*Mid-dark*) adalah 0.94873 yang berarti 94,9%, *precision* jenis *skintone* Kuning Langsung (*Mid-light*) adalah 0.86534 yang berarti 86,5%.

$$Precision_{\text{Hitam (Dark)}} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{96,7}{96,7+3,3} = \frac{96,7}{100} = 0.96729$$

$$Precision_{\text{Putih (Light)}} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{88,2}{88,2+11,8} = \frac{88,2}{100} = 0.88218$$

$$Precision_{\text{Sawo Matang (Mid-dark)}} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{94,9}{94,9+5,1} = \frac{94,9}{100} = 0.94873$$

$$Precision_{\text{Kuning Langsung (Mid-light)}} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{86,5}{86,5+13,5} = \frac{86,5}{100} = 0.86534$$

Recall jenis *skintone* Hitam (*Dark*) adalah 0.99248 yang berarti 99,2%, *Recall* jenis *skintone* Putih (*Light*) adalah 0.89662 yang berarti 89,7%, *Recall* jenis *skintone* Sawo Matang (*Mid-dark*) adalah 0.98865 yang berarti 98,8%, *Recall* jenis *skintone* Kuning Langsung (*Mid-light*) adalah 0.76041 yang berarti 76%.

$$Recall_{\text{Hitam (Dark)}} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{99,2}{99,2+0,8} = \frac{99,2}{100} = 0.99248$$

$$Recall_{\text{Putih (Light)}} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{89,7}{89,7+10,3} = \frac{89,7}{100} = 0.89662$$

$$Recall_{\text{Sawo Matang (Mid-dark)}} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{98,9}{98,9+1,1} = \frac{98,9}{100} = 0.98865$$

$$Recall_{\text{Kuning Langsung (Mid-light)}} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{76}{76+24} = \frac{76}{100} = 0.76041$$

$F1$ -Score jenis *skintone* Hitam (*Dark*) adalah 0.97972 yang berarti 97,9%, $F1$ -Score jenis *skintone* Putih (*Light*) adalah 0.88934 yang berarti 88,9%, $F1$ -Score jenis *skintone* Sawo Matang (*Mid-dark*) adalah 0.96828 yang berarti 96,8%, $F1$ -Score jenis *skintone* Kuning Langsung (*Mid-light*) adalah 0.80949 yang berarti 80,9%.

$$F1\text{-score}_{\text{Hitam (Dark)}} = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 2 \cdot \frac{0.96729 \cdot 0.99248}{0.96729 + 0.99248} = 2 \cdot \frac{0.96001}{1,95977} = 0.97972$$

$$F1\text{-score}_{\text{Putih (Light)}} = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 2 \cdot \frac{0.88218 \cdot 0.89662}{0.88218 + 0.89662} = 2 \cdot \frac{0.79110}{1.77880} = 0.88934$$

$$F1\text{-score}_{\text{Sawo Matang (Mid-dark)}} = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 2 \cdot \frac{0.94873 \cdot 0.98865}{0.94873 + 0.98865} = 2 \cdot \frac{0.93787}{1.93738} = 0.96828$$

$$F1\text{-score}_{\text{Kuning Langsung (Mid-light)}} = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 2 \cdot \frac{0.86534 \cdot 0.76041}{0.86534 + 0.76041} = 2 \cdot \frac{0.65841}{1.62575} = 0.80949$$

Data *testing* yang digunakan sebesar 20% dari total dataset, dengan jumlah total citra sebanyak 7.166. Berdasarkan Gambar 7. *confusion matrix*, sistem berhasil mengklasifikasikan 7.164 citra dengan benar. Selisih yang sangat kecil antara jumlah data testing dan jumlah data yang terdeteksi menunjukkan bahwa sistem ini bekerja dengan sangat baik dan memiliki tingkat akurasi yang tinggi.

		Confusion Matrix					
True Class	Dark	1715	10	1	2	99.2%	0.8%
	Light	19	1752	38	145	89.7%	10.3%
	Mid-Dark	4	5	2091	15	98.9%	1.1%
	Mid-Light	35	219	74	1041	76.0%	24.0%
		96.7%	88.2%	94.9%	86.5%		
		3.3%	11.8%	5.1%	13.5%		
		Dark	Light	Mid-Dark	Mid-Light		
		Predicted Class					

Gambar 7. *Confusion Matrix*

4.5. Pembahasan

Penelitian ini menghasilkan akurasi sistem sebesar 92,0876%, yang tergolong tinggi dalam konteks klasifikasi warna kulit. Sistem dirancang dengan menggunakan model warna CIELAB untuk ekstraksi fitur dan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) sebagai metode klasifikasi. Evaluasi dilakukan pada data uji guna menilai kinerja dari pendekatan yang digunakan untuk menguatkan keandalan metode ini, hasil penelitian dibandingkan dengan studi terdahulu.

Salah satu penelitian yang relevan [9] "*Face Detection using L*A*B using Color Space*" yang menggunakan model warna CIELAB dalam mendeteksi wajah berdasarkan segmentasi warna kulit. Meskipun pendekatannya tidak menggunakan klasifikasi SVM, hasil penelitian tersebut memperkuat bahwa CIELAB merupakan model warna yang efektif untuk mendeteksi dan merepresentasikan warna kulit karena kemampuannya dalam memisahkan luminansi (L^*) dan krominansi (a^* , b^*), serta ketahanannya terhadap variasi pencahayaan.

Selain itu, penelitian [10] yang berfokus pada klasifikasi warna kulit orang Korea menggunakan berbagai model warna, termasuk CIELAB dan beberapa algoritma klasifikasi seperti SVM, K-NN, dan Random Forest juga menunjukkan relevansi kuat. Meskipun akurasi tertinggi dalam penelitian tersebut diperoleh dari metode K-NN setelah ekstraksi fitur menggunakan PCA, penggunaan model warna CIELAB tetap menunjukkan performa yang baik

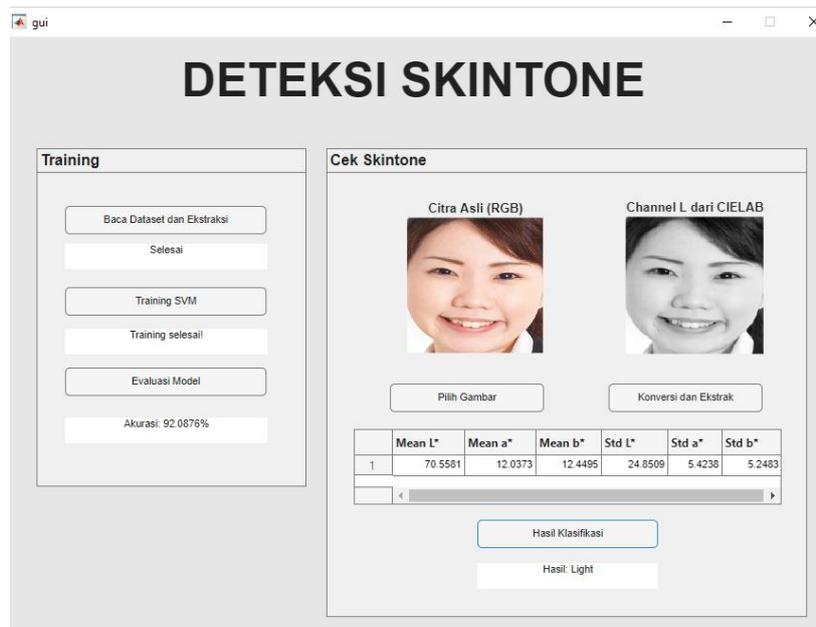
dan menjadi salah satu model warna yang efektif dalam klasifikasi warna kulit. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa kombinasi antara model warna yang tepat dan metode klasifikasi yang sesuai sangat memengaruhi hasil akhir sistem.

Dari hasil yang diperoleh dalam penelitian ini, model CIELAB dikombinasikan dengan SVM menghasilkan akurasi yang kompetitif dan menunjukkan bahwa pendekatan ini dapat digunakan secara efektif dalam klasifikasi *skintone*. Hasil tersebut memperkuat temuan dalam penelitian sebelumnya yang juga menggunakan SVM sebagai pengklasifikasi yang handal untuk data citra. Selain itu, penelitian ini memberikan kontribusi tambahan berupa fokus tunggal pada model warna CIELAB, tanpa menggabungkannya dengan model lain seperti RGB atau HSV, yang justru dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi sistem terutama dalam konteks pencahayaan yang tidak seragam.

Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya mengadopsi metode yang telah terbukti efektif di penelitian terdahulu, tetapi juga menyempurnakannya dengan mengoptimalkan pemilihan model warna dan konfigurasi SVM. Hal ini menunjukkan bahwa kombinasi model warna CIELAB dan klasifikasi SVM merupakan pendekatan yang dapat diandalkan untuk mengklasifikasikan objek berdasarkan warna, khususnya dalam konteks deteksi warna kulit. Penguatan ini sekaligus mengintegrasikan temuan saat ini ke dalam kumpulan literatur yang mendukung efektivitas model CIELAB dan SVM dalam bidang pengolahan citra digital.

4.6. Implementasi GUI

Hasil implementasi dari sistem deteksi *skintone* ditampilkan dalam bentuk antarmuka grafis (GUI) yang dirancang menggunakan GUIDE pada MATLAB. Sistem ini bertujuan untuk mengklasifikasikan warna kulit berdasarkan model warna CIELAB dan algoritma klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM). Pada panel sebelah kiri terdapat menu "Training" yang terdiri dari beberapa tombol, yaitu "Baca Dataset dan Ekstraksi" untuk memuat data latih, mengkonversi citra ke ruang warna CIELAB, serta mengekstrak fitur berupa nilai rata-rata dan standar deviasi dari komponen L^* , a^* , dan b^* . Tombol "Training SVM" digunakan untuk melatih model klasifikasi berdasarkan data fitur yang telah diekstrak, sedangkan tombol "Evaluasi Model" berfungsi untuk mengukur akurasi model yang telah dilatih. Pada bagian kanan, yaitu panel "Cek Skintone", pengguna dapat memilih gambar uji yang kemudian ditampilkan dalam bentuk citra asli (RGB) dan hasil konversi channel L^* dari ruang warna CIELAB. Setelah dilakukan ekstraksi, sistem akan menampilkan nilai mean dan standar deviasi dari masing-masing channel L^* , a^* , dan b^* dalam tabel. Selanjutnya, tombol "Hasil Klasifikasi" digunakan untuk menampilkan hasil klasifikasi warna kulit, seperti kategori "Light". Tampilan GUI dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Tampilan GUI Hasil Pengujian

5. Simpulan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan model warna CIELAB bersama algoritma Support Vector Machine (SVM) pada sistem deteksi warna kulit mampu memberikan performa klasifikasi yang baik dengan akurasi sebesar 92,09%. Sistem mampu mengklasifikasikan empat kategori warna kulit (*dark*, *light*, *mid-dark*, dan *mid-light*) secara efektif, terutama pada kategori *dark* dan *mid-dark* yang memperoleh nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* tinggi. Keberhasilan sistem ini didukung oleh penggunaan fitur statistik seperti *mean* dan *standar deviasi* dari kanal L^* , a^* , dan b^* , serta penerapan *kernel* RBF pada algoritma SVM untuk mengatasi data yang tidak linier. Namun demikian, performa klasifikasi untuk kategori tertentu seperti *mid-light* belum sebaik kategori lainnya. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh distribusi data yang kurang seimbang antar kelas warna kulit, sehingga sistem kurang optimal dalam mengenali kelas tersebut. Oleh karena itu, disarankan agar pada pengembangan selanjutnya dilakukan penyeimbangan jumlah data per kelas atau penggunaan dataset yang lebih variatif agar hasil klasifikasi lebih merata. Selain itu, eksplorasi fitur lain seperti histogram warna atau tekstur juga dapat menjadi alternatif untuk meningkatkan akurasi sistem. Implementasi GUI yang telah dibuat menunjukkan bahwa sistem ini berpotensi untuk digunakan dalam aplikasi nyata secara praktis dan interaktif.

Daftar Referensi

- [1] M. Z. Sayuti Rahman, M F Verri Anggriawan, Rosyidah Siregar, Siti Sundari, Kharunnisa, "Chroma Key untuk Mengubah Warna Pakaian dengan HSV dan Morfologi pada Citra Digital," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 6, pp. 1983–1988, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i6.5164.
- [2] D. Arwanda, E. A. Wulandari, and M. R. Padma Saputra, "Putih yang Ideal: Representasi Warna Kulit Perempuan dalam Iklan Kosmetik Vaseline Insta Fair Tahun 2013," *J. Audiens*, vol. 3, no. 1, pp. 48–60, 2022, doi: 10.18196/jas.v3i1.11769.
- [3] Jusmalia Oktaviani, "Fenomena 'Colorism' Sebagai Bentuk Stratifikasi Sosial Di Kawasan Asia Tenggara," *J. Din. Glob.*, vol. 7, no. 01, pp. 54–83, 2022, doi: 10.36859/jdg.v7i01.1037.
- [4] Y. Apridiansyah, E. D. Putra, D. Diana, and A. C. Pratama, "Segmentasi Warna Kulit Menggunakan Ruang Warna YCBCR Untuk Deteksi Wajah Manusia," *J. Media Infotama*, vol. 19, no. 1, pp. 205–210, 2023, doi: 10.37676/jmi.v19i1.3808.
- [5] Y. Amrozi, D. Yuliaty, A. Susilo, N. Novianto, and R. Ramadhan, "Klasifikasi Jenis Buah Pisang Berdasarkan Citra Warna dengan Metode SVM," *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 11, no. 3, pp. 394–399, 2022, doi: 10.32736/sisfokom.v11i3.1502.
- [6] J. Kusuma, A. Jinan, M. Z. Lubis, R. Rubianto, and R. Rosnelly, "Komparasi Algoritma Support Vector Machine Dan Naive Bayes Pada Klasifikasi Ras Kucing," *Generic*, vol. 14, no. 1, pp. 8–12, 2022, doi: 10.18495/generic.v14i1.122.
- [7] M. A. Buchari, K. Haritami, R. Passarella, and A. --, "Implementasi Metode Hue Saturation Value Pada Identifikasi Citra Warna Kulit Studi Kasus: Pembuatan Surat Keterangan Catatan Kepolisian," *J. Generic*, vol. 14, no. 2, pp. 70–73, 2022, doi: 10.18495/generic.v14i2.136.
- [8] F. W. Prabowo, A. Homaidi, and Lutfi, "Deteksi Warna Kulit Menggunakan Metode Deep Learning dengan CNN (Convolutional Neural Network) untuk Menentukan Kecocokan Warna Kulit dan Warna Busana," *J. Tek. Elektro dan Inform.*, vol. 19, no. 2, pp. 186–190, 2024, doi: 10.30587/e-link.v19i2.8128.
- [9] Dr. R. Satheeskumar Professor, "Face Detection using L.A.B. using Color Space," *Int. J. Mod. Trends Sci. Technol.*, vol. 8, no. 2, pp. 105–112, 2022, doi: 10.46501/IJMTST0802017.
- [10] S. Kye and O. Lee, "Skin color classification of Koreans using clustering," *Ski. Res. Technol.*, vol. 28, no. 6, pp. 796–803, 2022, doi: 10.1111/srt.13201.
- [11] D. Nguyen, "Dataset Skin Tone." Accessed: Jan. 05, 2025. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/ducnguyen168/dataset-skin-tone> [Diakses : 06 Juni 2024].
- [12] R. Dijaya, *Buku Ajar Pengolahan Citra Digital*, Edisi ke-1., vol. 11, no. 1. Penerbit Informatika, 2019. [Online]. Available: <http://scioteca.caf.com/bitstream/handle/123456789/1091/RED2017-Eng-8ene.pdf?sequence=12&isAllowed=y%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2008.0>

- 6.005%0Ahttps://www.researchgate.net/publication/305320484_SISTEM_PEMBETUNGAN_TERPUSAT_STRATEGI_MELESTARI
- [13] M. U. Cantika Serenita, Fatih Dwi Laksana, Rizka Salsabila Nasution, "Deteksi Kanker Kulit Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *Pros. Semin. Nas. Teknol. dan Tek. Inform.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–10, 2024 [Diakses : 02 Maret 2025].
- [14] A. P. S. Achmad Yuneda Alfajr, Kartini, "Classification of Distracted Driver Using Support Vector Machine Based on Principal Component Analysis Feature Reduction and Convolutional Neural Network," *J. Komput. dan Inform.*, vol. 11, no. 2, pp. 237–245, 2023, doi: 10.35508/jicon.v11i2.12658.
- [15] R. R. Waliyansyah, "Identifikasi Jenis Biji Kedelai (*Glycine Max L*) Menggunakan Gray Level Coocurance Matrix (GLCM) dan K-Means Clustering," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 1, pp. 17–26, 2020, doi: 10.25126/jtiik202071066.
- [16] N. Astrianda, "Klasifikasi Kematangan Buah Tomat Dengan Variasi Model Warna Menggunakan Support Vector Machine," *VOCATECH Vocat. Educ. Technol. J.*, vol. 1, no. 2, pp. 44–51, 2020, doi: 10.38038/vocatech.v1i2.27.
- [17] M. S. Dr. Arnita, S.Si., M.Si, Faridawaty Marpaung, S.Si., R. C. N. Fitrahuda Aulia, Nita Suryani S.Kom, and S.Kom, *Computer Vision dan Pengolahan Citra Digital*, Edisi 1. Pustaka Aksara, 2022. [Online]. Available: https://www.mendeley.com/catalogue/fe77ba40-18dd-3f1c-bf77-2c1da7646781/?utm_source=desktop&utm_medium=1.19.8&utm_campaign=open_catalog&userDocumentId=%7B70749abb-8426-4794-b52f-e1cbd20cb903%7D
- [18] S. H. Wibowo and R. Toyib, "Support Vector Machine Method for Recognizing Patterns in Signatures," *J. Media Infotama*, vol. 18, no. 2, pp. 323–327, 2022, doi: 10.37676/jmi.v18i2.2879.
- [19] R. W. Pratiwi, S. F. H, D. Dairoh, D. I. Afidah, Q. R. A, and A. G. F, "Analisis Sentimen Pada Review Skincare Female Daily Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM)," *J. Informatics, Inf. Syst. Softw. Eng. Appl.*, vol. 4, no. 1, pp. 40–46, 2021, doi: 10.20895/inista.v4i1.387.
- [20] H. Said, N. H. Matondang, and H. N. Irmanda, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Memprediksi Kualitas Air Yang Dapat Dikonsumsi," *Techno.Com*, vol. 21, no. 2, pp. 256–267, 2022, doi: 10.33633/tc.v21i2.5901.
- [21] L. N. Farida and S. Bahri, "Klasifikasi Gagal Jantung Menggunakan Metode SVM (Support Vector Machine) Classification of Heart Failure using the SVM (Support Vector Machine)," vol. 13, pp. 0–7, 2024, doi: 10.34010/komputika.v13i2.11330.