

Analisis Tingkat Efektivitas Sunscreen pada Wajah Berbasis Citra Digital Menggunakan Support Vector Machine

Olivia Liptiay¹, Supatman²

¹ Program Studi Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Mercu Buana Yogyakarta
e-mail: *¹ 221110117@student.mercubuana-yogya.ac.id, ² supatman@mercubuana-yogya.ac.id

Abstract – Sunscreen is an essential product for protecting the skin from ultraviolet (UV) radiation. Its effectiveness diminishes over time due to prolonged sun exposure, sweat, rain, and physical activity, making reapplication every two to three hours strongly recommended. However, users often find it difficult to determine when sunscreen is no longer effective since the changes are invisible to the naked eye. This study proposes a digital image-based approach to analyze sunscreen effectiveness using ordinary facial images without additional equipment. Unlike previous studies that focused on skin disease analysis or facial recognition, this study is the first to apply an intra-subject feature difference approach to directly analyze sunscreen oxidation conditions from facial images, enabling the elimination of inter-individual skin color variation without requiring specialized equipment. A dataset of 150 facial images was collected from 75 respondents, equally divided into two classes: active condition (label 0) and oxidized condition (label 1), labeled based on image acquisition time referencing the two-hour reapplication protocol. Features are extracted from four facial regions of interest using Hue Saturation Value (HSV), Local Binary Pattern (LBP), and Gabor Filter independently, with an intra-subject normalization strategy to eliminate inter-individual skin color variation. A Support Vector Machine (SVM) with RBF kernel was trained using the best parameters obtained through a systematic parameter search process. Testing yielded an accuracy of 83.33% with a recall of 86.67%, demonstrating that the proposed method can reliably analyze sunscreen effectiveness using ordinary facial images.

Keywords – Sunscreen Identification; Feature Difference; HSV; LBP; Gabor Filter; SVM

Abstrak – Sunscreen merupakan produk pelindung kulit yang penting dari paparan radiasi ultraviolet (UV). Efektivitasnya dapat berkurang akibat paparan sinar matahari berkepanjangan, keringat, air hujan, dan aktivitas fisik, sehingga replikasi setiap dua hingga tiga jam sangat dianjurkan. Namun, pengguna sering kesulitan mengetahui kapan sunscreen sudah tidak efektif karena perubahannya tidak terlihat kasat mata. Penelitian ini mengusulkan pendekatan berbasis citra digital untuk menganalisis tingkat efektivitas sunscreen menggunakan citra wajah biasa tanpa peralatan tambahan. Berbeda dari penelitian sebelumnya yang berfokus pada analisis penyakit kulit atau pengenalan wajah, penelitian ini merupakan yang pertama menerapkan pendekatan selisih fitur intra-subjek untuk menganalisis kondisi oksidasi sunscreen secara langsung dari citra wajah, sehingga variasi warna kulit antar individu dapat dieliminasi tanpa memerlukan alat khusus. Dataset terdiri dari 150 citra wajah dari 75 responden, dibagi seimbang menjadi dua kelas yaitu kondisi aktif (label 0) dan kondisi oksidasi (label 1), dilabeli berdasarkan waktu pengambilan mengacu protokol replikasi dua jam. Fitur diekstraksi dari empat region of interest menggunakan Hue Saturation Value (HSV), Local Binary Pattern (LBP), dan Gabor Filter secara mandiri dengan strategi normalisasi intra-subjek untuk mengeliminasi variasi warna kulit antar individu. SVM dengan kernel RBF dilatih menggunakan parameter terbaik yang diperoleh dari proses pencarian parameter sistematis. Pengujian menghasilkan akurasi 83,33% dengan Recall 86,67%, membuktikan metode yang diusulkan mampu menganalisis tingkat efektivitas sunscreen menggunakan citra wajah biasa.

Kata Kunci – Analisis Sunscreen; Citra Wajah; HSV; LBP; Gabor Filter; Support Vector Machine

I. PENDAHULUAN

Paparan sinar ultraviolet (UV) merupakan salah satu penyebab utama kerusakan pada kulit, mulai dari kulit terbakar, penuaan dini, hingga peningkatan risiko kanker kulit [1], [2]. Yang perlu diwaspadai, paparan sinar UV tidak hanya terjadi saat cuaca cerah. Sinar UV tetap dapat menembus lapisan awan dalam jumlah yang cukup besar meskipun langit dalam kondisi mendung, dan sinar UVA terbukti mampu menembus kaca jendela biasa sehingga aktivitas di dalam ruangan pun tidak sepenuhnya terbebas dari risiko paparan UV. Kondisi ini menjadikan penggunaan sunscreen tetap penting dalam berbagai situasi, baik di luar maupun di dalam ruangan. Sunscreen adalah produk perlindungan yang direkomendasikan secara luas, namun efektivitasnya tidak bersifat permanen. Bahan aktif filter UV mengalami kerusakan akibat paparan sinar matahari, keringat, air hujan, aktivitas fisik, dan gesekan fisik, sehingga reaplikasi sunscreen setiap dua hingga tiga jam sangat dianjurkan [1], [3].

Permasalahan yang dihadapi pengguna adalah sulitnya mengetahui kapan sunscreen telah kehilangan efektivitasnya pada kulit. Oksidasi sunscreen pada permukaan kulit tidak menghasilkan perubahan yang tampak oleh kasat mata, sehingga pengguna cenderung melewati waktu reaplikasi sunscreen. Metode evaluasi yang ada saat ini seperti kamera UV dan spektrofotometer memerlukan peralatan mahal yang tidak praktis untuk penggunaan sehari-hari [4]. Wibawa dkk. [5] Melaporkan rendahnya kesadaran masyarakat Indonesia untuk melakukan reaplikasi sunscreen, yang dapat meningkatkan risiko kerusakan kulit akibat paparan UV.

Perkembangan computer vision dan machine learning membuka peluang analisis kondisi kulit berbasis citra digital. Berbagai penelitian telah menerapkan ekstraksi fitur tekstur dan warna untuk analisis penyakit kulit [6], [7] analisis kondisi visual wajah [8], [9], serta deteksi perubahan warna permukaan melalui ruang warna HSV [10], [11]. Fitur LBP dan Gabor Filter terbukti mampu menangkap pola tekstur yang berkorelasi dengan perubahan permukaan kulit [6], [8]. Namun, seluruh penelitian tersebut berfokus pada domain penyakit kulit atau pengenalan wajah, dan belum ada yang secara langsung menerapkan pendekatan ini untuk menganalisis tingkat efektivitas sunscreen pada permukaan kulit wajah. Selain itu, penelitian sebelumnya tidak mempertimbangkan variasi warna kulit antar individu sebagai faktor yang perlu dieliminasi, sehingga hasilnya berpotensi tidak konsisten ketika diterapkan pada responden dengan latar belakang warna kulit yang beragam [6], [7], [8].

Penelitian ini hadir untuk mengisi celah tersebut dengan mengusulkan pendekatan analisis tingkat efektivitas sunscreen berbasis citra wajah digital menggunakan analisis selisih fitur intra-subjek yang dapat dijalankan hanya menggunakan kamera smartphone biasa tanpa peralatan tambahan apapun. Setiap metode ekstraksi fitur yaitu HSV, LBP, dan Gabor Filter dievaluasi secara terpisah untuk menganalisis kontribusi masing-masing metode, kemudian digunakan bersama sebagai masukan SVM untuk menghasilkan analisis akhir tingkat efektivitas sunscreen.

II. TINJAUAN PUSTAKA

Sunscreen mengandung filter UV yang menyerap atau memantulkan radiasi sebelum mencapai lapisan kulit. Nilai SPF pada label tidak selalu mencerminkan tingkat perlindungan yang sebenarnya karena filter UV mengalami penurunan kinerja akibat paparan sinar matahari, keringat, dan aktivitas fisik [1], [4], [12]. Wibawa dkk. [5] melaporkan rendahnya kesadaran masyarakat Indonesia untuk melakukan reaplikasi sunscreen, yang dapat meningkatkan risiko kerusakan kulit [12]. Le Digabel [4] Menunjukkan bahwa sisa sunscreen pada kulit dapat dideteksi tanpa merusak objek pengamatan menggunakan machine learning, sehingga membuka peluang untuk mendeteksi kondisi sunscreen tanpa memerlukan alat ukur khusus.

TABEL I
PERBANDINGAN PENELITIAN TERDAHULU

Penelitian	Metode	Domain	Akurasi	Kekurangan
Chaabane dkk. [8]	Statistik + SVM	Pengenalan Wajah	99,37%	Tidak mempertimbangkan variasi warna kulit antar individu
Banerjee dkk. [7]	LBP + WLD + SVM	Penyakit Kulit	91,38%	Membutuhkan model deep learning dengan dataset besar
Okumus Sari & Keser [12]	AlexNet + SVM	Penyakit Kulit	92,10%	Tidak mempertimbangkan variasi warna kulit antar individu
Khoirunisa & Charibaldi [6]	GLCM + LBP + SVM	Penyakit Kulit	>80%	Hanya menganalisis tekstur tanpa informasi warna
Penelitian ini	HSV + LBP + Gabor	Tingkat Efektivitas Sunscreen	83,33%	Dataset terbatas dan variasi pencahayaan saat pengambilan citra

Tabel I menyajikan perbandingan antara penelitian terdahulu dan penelitian ini berdasarkan metode ekstraksi fitur, domain penelitian, dataset yang digunakan, dan hasil akurasi yang diperoleh. Berdasarkan tabel tersebut, seluruh penelitian sebelumnya berfokus pada domain penyakit kulit atau pengenalan wajah, dan belum ada yang secara langsung menerapkan pendekatan berbasis citra digital untuk menganalisis tingkat efektivitas sunscreen. Selain itu, penelitian sebelumnya tidak mempertimbangkan variasi warna kulit antar individu sebagai faktor yang perlu diatasi. Penelitian ini mengisi celah tersebut dengan menerapkan kombinasi fitur HSV, LBP, dan Gabor Filter disertai strategi normalisasi intra-subjek yang membandingkan perubahan pada individu yang sama, sehingga hasil analisis tidak terpengaruh oleh perbedaan warna kulit bawaan antar responden [6], [7], [8].

A. Analisis Citra Kulit Berbasis Fitur Visual

Khoirunisa dan Charibaldi [6] menunjukkan bahwa fitur tekstur LBP yang diklasifikasikan menggunakan SVM dapat membedakan penyakit kulit dengan akurasi di atas 80%, menunjukkan sensitivitas LBP terhadap perubahan tekstur permukaan kulit. Banerjee dkk.[7] mengembangkan ensemble LBP dan Weber Local Descriptor dengan Multi-SVM, melampaui model deep learning terbaik dengan akurasi 91,38%, membuktikan fitur handcrafted mampu untuk dataset terbatas. Okumus Sari dan Keser [12] mencapai akurasi 92,10% memakai fitur AlexNet dengan seleksi Relief dan SVM.

Local Binary Pattern (LBP) bekerja dengan membandingkan nilai piksel terhadap piksel tetangganya dalam radius tertentu, kemudian mengubah hasilnya ke dalam histogram biner. Dengan $P = 24$ tetangga dan $R = 3$, dihasilkan histogram 26 bin yang merepresentasikan pola tekstur permukaan kulit. LBP relatif tidak terpengaruh oleh perubahan pencahayaan yang seragam sehingga tetap stabil untuk analisis tekstur kulit pada berbagai kondisi pengambilan citra [6], [8].

Gabor Filter merupakan metode ekstraksi fitur yang dapat menangkap karakteristik tekstur berdasarkan orientasi dan skala spasial. Filter ini dirancang menyerupai mekanisme sistem visual manusia dalam mendeteksi tepi, garis, dan pola tekstur pada citra. Penerapan 10 orientasi (0° – 171°) menghasilkan representasi yang mencakup informasi arah dan pola tekstur dari berbagai sudut. Kemampuan ini relevan untuk mendeteksi perubahan keseragaman lapisan sunscreen pada permukaan kulit [8], [13].

B. Ekstraksi Fitur dan SVM pada Citra Wajah

Chaabane dkk.[8] membuktikan fitur statistik wajah yang dianalisis dengan SVM menghasilkan True Success Rate 99,37% pada 400 citra dari 40 subjek. Bakiasi dan Muca [9] menyimpulkan SVM memberikan akurasi tertinggi dan paling stabil pada ruang fitur berdimensi tinggi. Hassan dan Saud [11] menunjukkan ruang warna HSV efektif mendeteksi kondisi kulit karena memisahkan informasi warna dari kecerahan, sehingga robust terhadap variasi pencahayaan.

Ruang warna HSV memisahkan jenis warna (Hue), kepekatan (Saturation), dan kecerahan (Value) ke dalam tiga channel berbeda, sehingga lebih tahan terhadap variasi kondisi pemotretan dibandingkan RGB [8], [11], [12]. SVM membangun hyperplane sebagai pemisah antar kondisi dengan memaksimalkan batas antara titik data terdekat. Kernel RBF mentransformasikan data ke ruang berdimensi lebih tinggi berdasarkan prinsip Structural Risk Minimization (SRM), yaitu prinsip yang bertujuan meminimalkan kesalahan model sekaligus menjaga kemampuan generalisasi terhadap data baru.

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (1)$$

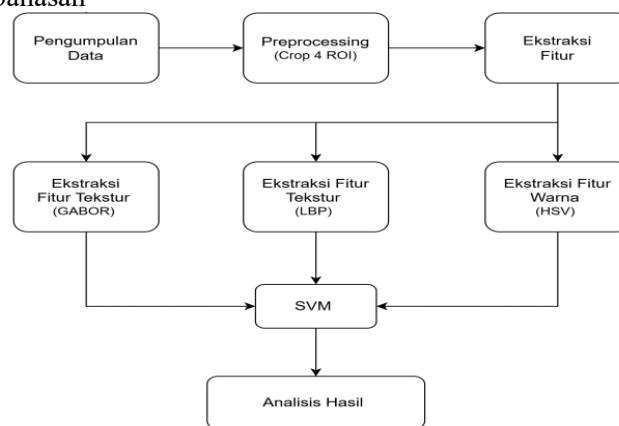
dengan γ adalah parameter yang menentukan lebar fungsi Gaussian [7], [9].

III. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen. Tujuan utamanya adalah menganalisis kondisi efektivitas sunscreen pada citra wajah menggunakan pendekatan selisih fitur intra-subjek yang diklasifikasikan menggunakan SVM. Setiap metode ekstraksi dievaluasi secara terpisah untuk menganalisis pengaruh karakteristik fitur, kemudian seluruh fitur digunakan bersama sebagai evaluasi akhir.

A. Alur Penelitian

Alur penelitian dimulai dari pengumpulan pasangan citra wajah responden dalam dua kondisi, yaitu kondisi aktif dan kondisi oksidasi, dilanjutkan dengan preprocessing berupa crop pada empat region of interest dan resize ke ukuran seragam. Fitur kemudian diekstraksi secara independen menggunakan HSV, LBP, dan Gabor Filter yang masing-masing menangkap aspek perubahan kondisi permukaan kulit berbeda. Selisih fitur antara kondisi oksidasi dan aktif pada subjek yang sama dihitung untuk membentuk vektor input, sehingga variasi warna kulit antar individu diminimalkan. Analisis dilakukan menggunakan SVM dengan parameter terbaik yang diperoleh dari proses pencarian parameter sistematis, dan evaluasi disajikan per kategori fitur serta keseluruhan pada bagian Hasil dan Pembahasan



Gbr. 1 Alur proses penelitian.

B. Dataset Penelitian

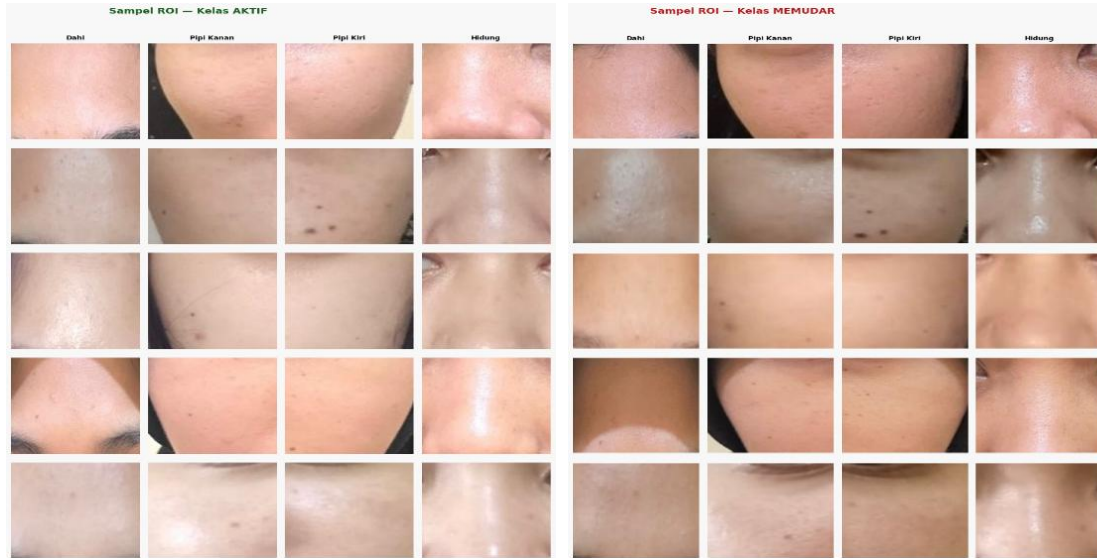
Dataset terdiri dari 150 citra wajah dari 75 responden di Indonesia, terbagi seimbang menjadi dua kelas yaitu kondisi aktif (75 citra, label 0) dan kondisi oksidasi (75 citra, label 1). Label ditentukan berdasarkan waktu pengambilan citra, label 0 untuk citra yang diambil 0–20 menit setelah aplikasi sunscreen, dan label 1 untuk citra yang diambil setelah dua jam pemakaian, mengacu pada rekomendasi reaplikasi dua jam dalam literatur [1], [3].

Pengambilan citra dilakukan menggunakan kamera smartphone tanpa beauty filter dengan memperhatikan beberapa ketentuan untuk menjaga konsistensi dan kualitas data. Citra diambil dalam kondisi pencahayaan yang cukup, baik menggunakan cahaya ruangan maupun cahaya alami dari dekat jendela, dengan menghindari paparan sinar matahari langsung ke wajah yang. Jarak pengambilan citra ditetapkan sekitar 30 cm dari wajah responden. Posisi wajah menghadap lurus ke arah kamera dengan ekspresi natural, serta memastikan tidak ada rambut, poni, kacamata, atau benda lain yang menghalangi area wajah yang akan dianalisis. Ketentuan ini diterapkan pada kedua sesi pengambilan citra untuk setiap responden agar perubahan yang tertangkap benar-benar mencerminkan kondisi sunscreen dan bukan perbedaan kondisi pengambilan citra.

Citra setiap responden diperoleh dalam dua sesi terpisah dengan penamaan berpasangan yang konsisten (aktif_01.jpeg dan memudar_01.jpeg). Pembagian data dilakukan pada level subjek dengan proporsi 80:20, menghasilkan 120 sampel training dan 30 sampel testing. Setiap sampel diproses pada empat ROI sehingga total citra yang diolah sistem adalah 480 citra ROI untuk training dan 120 citra ROI untuk testing.

C. Preprocessing dan Crop ROI

Setiap citra wajah di-crop pada empat Region of Interest (ROI) menggunakan perbandingan yang tetap: dahi (y: 5%–28%, x: 22%–78%), pipi kanan (y: 50%–72%, x: 4%–28%), pipi kiri (y: 50%–72%, x: 72%–96%), dan hidung (y: 42%–64%, x: 34%–66%). Batas atas pipi dan hidung ditetapkan di bawah garis mata agar tempat yang diekstraksi murni menangkap area kulit yang relevan. Setiap ROI diubah menjadi 128×128 piksel tanpa preprocessing tambahan untuk menjaga keaslian nilai piksel.



Gbr. 2 Perbandingan ROI kondisi aktif dan oksidasi pada subjek.

D. Ekstraksi Fitur

Dari setiap ROI diekstraksi tiga jenis fitur secara mandiri. Fitur HSV menghasilkan 6 nilai statistik berupa mean dan standar deviasi dari tiga channel warna, Hue (jenis warna), Saturation (kepekatan warna), dan Value (kecerahan). Fitur ini dipilih karena dapat menangkap perubahan kecerahan dan warna permukaan kulit yang terjadi ketika lapisan sunscreen mulai memudar [8], [11], [12]. Fitur LBP menghasilkan 26 nilai berupa histogram pola biner dari perbandingan intensitas tiap piksel terhadap 24 tetangganya dalam radius 3 piksel. Fitur ini merepresentasikan tekstur mikro permukaan kulit, pola halus yang tidak tertangkap oleh fitur warna, sehingga bersifat komplementer terhadap HSV [6], [7]. Fitur Gabor Filter menghasilkan 20 nilai berupa mean dan standar deviasi respons dari 10 orientasi berbeda (0° – 162°), di mana setiap orientasi mendeteksi pola tekstur dari satu arah spasial tertentu. Dengan 10 arah sekaligus, fitur ini berhasil mendeteksi perubahan homogenitas permukaan kulit dari berbagai sudut [7], [13]. Total fitur per ROI adalah 52, sehingga total per citra dari 4 ROI adalah 208 fitur mentah.

E. Normalisasi Intra-Subjek

Untuk mengeliminasi variasi baseline warna kulit antar individu, diterapkan strategi normalisasi intra-subjek. Untuk setiap pasangan subjek ke- n , vektor fitur masing-masing kondisi dibangun sebagai:

$$v_{\text{aktif}}(n) = [f_{\text{aktif}}(n), |f_{\text{memudar}}(n) - f_{\text{aktif}}(n)|] \quad (2)$$

$$v_{\text{memudar}}(n) = [f_{\text{memudar}}(n), |f_{\text{memudar}}(n) - f_{\text{aktif}}(n)|] \quad (3)$$

di mana $f(n)$ adalah vektor 208 dimensi ($4 \text{ ROI} \times 52 \text{ fitur}$), dan $|f_{\text{memudar}}(n) - f_{\text{aktif}}(n)|$ menunjukkan besarnya perbedaan antara kondisi memudar dan aktif pada subjek yang sama. Total banyaknya fitur atau jumlah angka yang menyusun representasi satu data adalah 416 fitur. Setiap pasangan menghasilkan dua sampel: label 0 (aktif) dan label 1 (oksidasi), sehingga total dataset menjadi 150 sampel seimbang.

F. Pembagian Data, Pencarian Parameter dan Evaluasi Model

Dataset 150 sampel dinormalisasi terlebih dahulu menggunakan StandardScaler sebelum dilatih. StandardScaler bekerja dengan mengubah setiap nilai fitur sehingga seluruh fitur memiliki rata-rata nol dan skala yang sebanding satu sama lain. Langkah ini diperlukan karena ketiga metode ekstraksi fitur yang digunakan yaitu HSV, LBP, dan Gabor Filter menghasilkan nilai dengan rentang yang sangat berbeda-beda. Tanpa penyamaan skala, fitur dengan nilai besar akan mendominasi proses pembelajaran model dan fitur dengan nilai kecil akan terabaikan meskipun informasinya sama pentingnya.

Setelah normalisasi, pencarian parameter SVM dilakukan dengan memisahkan sebagian data training sebagai data validasi sementara, kemudian menguji seluruh kombinasi nilai parameter C dan γ untuk menemukan kombinasi yang menghasilkan hasil terbaik. Parameter C (regularisasi) berfungsi mengatur seberapa toleran model terhadap kesalahan saat belajar dari data training. Nilai C kecil seperti $C=1$ membuat model lebih toleran sehingga lebih fleksibel saat menganalisis data baru, sedangkan nilai C besar seperti $C=500$ membuat model sangat ketat dan berusaha tidak salah satupun pada data training namun berisiko kaku terhadap

data baru. Parameter γ (gamma) berfungsi mengatur seberapa luas pengaruh setiap titik data dalam membentuk batas pemisah antar kondisi. Nilai γ kecil seperti $\gamma=0,001$ membuat model mempertimbangkan pola dari seluruh data secara menyeluruh, sedangkan nilai γ besar seperti $\gamma=0,1$ membuat model hanya fokus pada pola di sekitar data terdekat saja. Kombinasi yang diuji adalah $C \in \{1, 10, 100, 200, 500\}$ dan $\gamma \in \{\text{scale}, 0,001, 0,01, 0,1\}$, menghasilkan 20 kombinasi yang diuji secara menyeluruh.

Akurasi tertinggi yang diperoleh selama proses pencarian parameter adalah 63,33%, yang merupakan akurasi pada data validasi sementara dan bukan hasil pengujian akhir. Perbedaan ini terjadi karena pada tahap pencarian parameter, sebagian data training dipisah untuk validasi sehingga jumlah data yang digunakan untuk melatih model lebih sedikit. Setelah kombinasi terbaik ditemukan yaitu $C=1$ dan $\gamma=0,001$, model dilatih ulang menggunakan seluruh 120 data training tanpa pengurangan agar model dapat belajar dari data yang lebih banyak. Model yang sudah dilatih ulang kemudian diuji menggunakan 30 sampel testing yang sejak awal tidak pernah digunakan dalam proses pelatihan maupun pencarian parameter, sehingga hasil pengujian akhir mencerminkan kemampuan model yang sesungguhnya. Evaluasi menggunakan empat metrik yang dihitung dari confusion matrix:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (4)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (5)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (6)$$

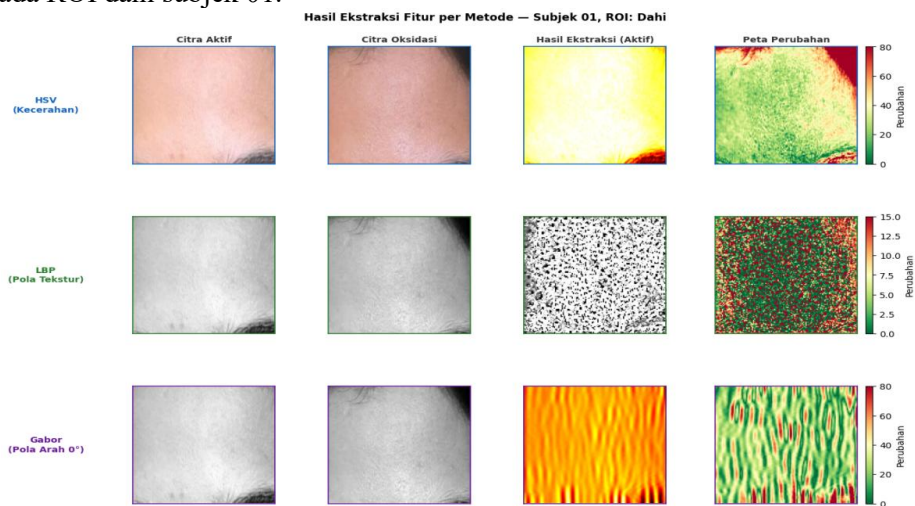
$$\text{F1 - Score} = \frac{2 \times (\text{Precision} \times \text{Recall})}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (7)$$

Recall diprioritaskan sebagai metrik utama karena kegagalan mendeteksi kondisi oksidasi (FN) berarti sunscreen yang sudah tidak efektif tetap digunakan tanpa peringatan berdampak langsung pada keselamatan kulit pengguna.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Ekstraksi Fitur

Gambar 3 menampilkan perbandingan citra aktif, citra oksidasi, hasil ekstraksi, dan peta perubahan untuk ketiga metode pada ROI dahi subjek 01.



Gbr. 3 Hasil ekstraksi fitur citra per metode.

Pada baris HSV, peta kecerahan (channel V) kondisi aktif terlihat lebih terang dibandingkan kondisi oksidasi yang lebih redup, menunjukkan bahwa permukaan kulit menjadi lebih gelap ketika lapisan sunscreen mulai memudar. Pada baris LBP, peta pola biner memperlihatkan pergeseran pola tekstur permukaan kulit antara kedua kondisi, meskipun perubahannya lebih halus dibandingkan HSV. Pada baris Gabor, respons orientasi 0° menunjukkan perubahan pola arah vertikal antara kondisi aktif dan oksidasi, mencerminkan perubahan keseragaman permukaan kulit. Ketiga metode menangkap informasi perubahan dari sudut yang berbeda dan saling melengkapi.

B. Perbandingan Nilai Fitur Kondisi Aktif dan Oksidasi

Untuk mengetahui kemampuan ketiga fitur dalam membedakan kondisi sunscreen aktif dan teroksidasi, dilakukan analisis terhadap nilai rata-rata fitur yang diperoleh dari empat ROI pada lima subjek sampel. Hasil analisis tersebut ditampilkan pada Tabel II

TABEL II
PERBANDINGAN NILAI RATA-RATA FITUR PER KONDISI (5 SUBJEK SAMPEL)

No.	Subjek	HSV Mean V		LBP Pola Tekstur		Gabor Mean	
		Aktif	Oksidasi	Aktif	Oksidasi	Aktif	Oksidasi
1	1	224,98	191,79	2,5198	2,4435	200,69	175,75
2	2	193,92	160,45	2,807	2,8348	169,82	150,03
3	3	211,89	214,54*	2,6877	2,7814*	187,4	164,93
4	4	231,49	189,53	2,5339	2,48	210,7	174,94
5	5	221,95	192,87	2,8405	2,8277	188,29	163,78
Rata-rata	-	216,84	189,83	2,6778	2,6735	191,4	165,88

Berdasarkan Tabel II, ketiga fitur secara umum menunjukkan penurunan nilai dari kondisi aktif ke kondisi oksidasi. HSV mencatat penurunan kecerahan (channel V) rata-rata sebesar 27,01 poin dari 216,84 pada kondisi aktif menjadi 189,83 pada kondisi oksidasi yang mencerminkan berkurangnya pantulan cahaya pada permukaan kulit ketika lapisan sunscreen mulai memudar [11], [12]. Gabor mencatat penurunan rata-rata respons sebesar 25,52 poin (dari 191,40 menjadi 165,88), menunjukkan perubahan pada pola tekstur permukaan kulit yang terdeteksi dari berbagai arah orientasi [7], [13]. LBP menunjukkan perubahan paling kecil dengan selisih entropy rata-rata hanya 0,0043, namun fitur ini tetap memberikan kontribusi positif saat digabungkan dengan dua fitur lainnya.

Namun, hasil yang berbeda terlihat pada subjek 03, ditandai dengan tanda (*) pada Tabel II, di mana nilai HSV dan LBP justru lebih tinggi pada kondisi oksidasi dibandingkan kondisi aktif, berlawanan dengan pola mayoritas subjek lainnya. Kondisi ini kemungkinan disebabkan oleh perbedaan pencahayaan saat pengambilan citra responden antara dua sesi. Meskipun demikian, fitur Gabor pada subjek yang sama tetap menunjukkan penurunan sebesar 22,47 poin, membuktikan bahwa ketiga fitur menangkap informasi dari dimensi yang berbeda sehingga saat digabungkan, sistem tetap lebih tahan terhadap variasi data seperti ini. Pola tidak konsisten pada subjek 03 menjadi salah satu faktor yang berkontribusi terhadap munculnya FN=2 dan FP=3 pada hasil analisis akhir.

C. Analisis Kontribusi Fitur

Setiap jenis fitur diuji secara terpisah dengan menggunakan parameter SVM dan pembagian data yang sama. Selain itu, kombinasi HSV dan Gabor digunakan sebagai pembandingan untuk melihat seberapa besar pengaruh penambahan fitur LBP terhadap hasil Analisis. Hasil pengujian ditampilkan pada Tabel III.

TABEL III
HASIL ANALISIS PER KOMBINASI FITUR EKSTRAKSI

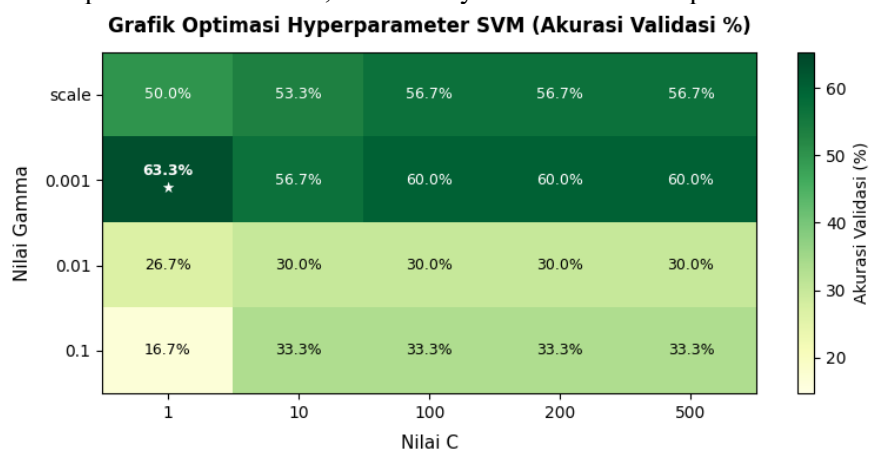
No.	Fitur	Aspek yang Dianalisis	Akurasi	Waktu Komputasi (ms)
1	HSV	Perubahan warna dan kecerahan kulit	80,00%	6,67
2	LBP	Perubahan tekstur permukaan kulit	53,33%	4,56
3	Gabor	Perubahan pola arah tekstur kulit	80,00%	3,52
4	HSV+Gabor	Warna + pola arah tanpa LBP (kontrol)	76,67%	3,57
5	HSV+LBP+Gabor	Kombinasi ketiga fitur (sistem akhir)	83,33%	4,81

Berdasarkan Tabel III, fitur LBP yang digunakan secara mandiri menghasilkan akurasi sebesar 53,33%. Hasil ini menunjukkan bahwa informasi tekstur saja belum cukup untuk membedakan kondisi sunscreen secara optimal. Namun, ketika LBP digabungkan dengan fitur lain, terjadi peningkatan akurasi sebesar 6,66%, yang menunjukkan bahwa LBP memberikan informasi tambahan yang mendukung proses analisis.

HSV dan Gabor sama-sama menghasilkan akurasi sebesar 80,00%, tetapi keduanya menganalisis karakteristik yang berbeda. HSV berfokus pada perubahan warna dan tingkat kecerahan, sedangkan Gabor berfokus pada pola dan arah tekstur. Perbedaan pendekatan ini juga terlihat dari waktu komputasinya, di mana Gabor membutuhkan waktu 3,52 ms dan lebih cepat dibandingkan HSV yang membutuhkan 6,67 ms. Meskipun menggunakan pendekatan yang berbeda, kedua fitur dapat mencapai akurasi yang sama. Hal ini menunjukkan bahwa degradasi sunscreen dapat dikenali baik melalui perubahan warna maupun perubahan tekstur pada permukaan kulit.

D. Analisis Model SVM

Sebelum model dilatih, dilakukan pencarian parameter secara sistematis untuk menemukan kombinasi nilai C dan γ yang menghasilkan performa terbaik. Proses ini dilakukan dengan menguji 20 kombinasi berbeda menggunakan pencarian parameter sistematis, dan hasilnya divisualisasikan pada Gambar 4.



Gbr. 4 Grafik pencarian parameter SVM.

Pada Gambar 4, setiap sel menunjukkan hasil pengujian dari satu kombinasi nilai C dan γ . Warna hijau tua menunjukkan akurasi lebih tinggi, sedangkan hijau muda hingga kuning menunjukkan akurasi lebih rendah. Kombinasi $C=1$ dan $\gamma=0,001$ menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 63,33% dan dipilih sebagai parameter final model, ditandai dengan simbol ★. Nilai $\gamma=0,01$ dan $\gamma=0,1$ menghasilkan akurasi di bawah 35% pada seluruh nilai C karena pengaruh tiap titik data terlalu sempit sehingga model tidak dapat menangkap pola perubahan kondisi sunscreen secara menyeluruh. Sementara itu, $\gamma=0,001$ secara konsisten memberikan hasil tertinggi di seluruh nilai C yang diuji.

TABEL IV
KONFIGURASI MODEL SVM

Parameter	Nilai
Kernel	RBF (Radial Basis Function)
Parameter C	1
Parameter γ	0,001
Support Vector Kelas 0 (Aktif)	55
Support Vector Kelas 1 (Oksidasi)	55
Total Support Vector	110
Rasio SV / Data Training	91,7% (110 dari 120 sampel)

Berdasarkan Tabel IV, model SVM menggunakan kernel RBF dengan parameter C sebesar 1 dan gamma sebesar 0,001. Hasil pelatihan menghasilkan 110 support vector yang terdiri dari 55 data kelas aktif dan 55 data kelas oksidasi. Jumlah tersebut setara dengan 91,7% dari total data training.

Banyaknya support vector menunjukkan bahwa karakteristik kedua kelas masih cukup mirip, sehingga model memerlukan lebih banyak data sebagai acuan untuk membedakan kondisi sunscreen aktif dan oksidasi secara tepat.

E. Hasil Analisis Kondisi Efektifitas Sunscreen

Pengujian akhir dilakukan pada 30 sampel testing dari 15 pasang subjek. Dari pengujian tersebut, model berhasil menganalisis 25 sampel dengan benar. Rincian hasil evaluasi setiap kelas disajikan pada Tabel V.

TABEL V
HASIL EVALUASI SVM PER KELAS

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Benar (T)	Salah (F)	Citra ROI
Aktif (Label 0)	85,71%	80,00%	82,76%	12 (TN)	3 (FP)	60
Oksidasi (Label 1)	81,25%	86,67%	83,87%	13 (TP)	2 (FN)	60

Perhitungan manual metrik evaluasi berdasarkan confusion matrix:

$$\text{Accuracy} = \frac{13+12}{13+12+3+2} = \frac{25}{30} = 83,33\%$$

$$\text{Precision} = \frac{13}{13+3} = \frac{13}{16} = 81,25\%$$

$$\text{Recall} = \frac{13}{13+2} = \frac{13}{15} = 86,67\%$$

$$\text{F1 - Score} = \frac{2 \times (0,8125 \times 0,8667)}{0,8125 + 0,8667} = 83,87\%$$

Hasil pada Tabel V menunjukkan bahwa kelas oksidasi memiliki nilai Recall sebesar 86,67%, lebih tinggi dibandingkan kelas aktif sebesar 80,00%. Hal ini menunjukkan bahwa model lebih baik dalam mengenali sunscreen yang telah mengalami oksidasi. Sebaliknya, nilai Precision pada kelas aktif mencapai 85,71%, lebih tinggi dibandingkan kelas oksidasi sebesar 81,25%. Dengan demikian, prediksi sunscreen dalam kondisi aktif memiliki tingkat ketepatan yang lebih tinggi. Karakteristik tersebut sesuai dengan tujuan penelitian, karena kesalahan dalam mengidentifikasi sunscreen yang telah teroksidasi berpotensi memberikan dampak yang lebih besar dibandingkan kesalahan yang hanya menyebabkan penggunaan ulang sunscreen yang sebenarnya masih aktif.

Pendekatan normalisasi intra-subjek terbukti membantu proses analisis dengan mengurangi pengaruh perbedaan warna kulit antarindividu. Model lebih berfokus pada perubahan yang terjadi antara kondisi aktif dan oksidasi pada subjek yang sama, sehingga pola yang dipelajari menjadi lebih konsisten.

Akurasi sebesar 83,33% menunjukkan bahwa kombinasi fitur HSV, LBP, dan Gabor dengan SVM mampu membedakan kedua kondisi dengan baik. Hasil ini sejalan dengan penelitian Khoirunisa dan Charibaldi [6] yang memperoleh akurasi di atas 80% menggunakan kombinasi LBP dan SVM untuk analisis kondisi kulit. Perbedaan penelitian ini terletak pada penggunaan normalisasi intra-subjek yang membandingkan kondisi aktif dan oksidasi pada individu yang sama, sehingga analisis lebih terfokus pada perubahan yang berkaitan dengan efektivitas sunscreen.

F. Potensi Pengembangan dan Keterbatasan

Penelitian ini berpotensi dikembangkan menjadi aplikasi mobile yang memberikan notifikasi reaplikasi sunscreen berdasarkan citra pengguna. Keterbatasan penelitian meliputi: (1) dataset 75 pasang subjek masih terbatas untuk mewakili keragaman jenis kulit dan merek sunscreen; (2) koordinat ROI menggunakan proporsi tetap tanpa face alignment otomatis; (3) variasi pencahayaan berpotensi memengaruhi stabilitas fitur HSV, sebagaimana terlihat pada pola tidak konsisten subjek 03; dan (4) label kondisi oksidasi didasarkan pada protokol waktu dua jam mengacu literatur [1], [3] tanpa validasi instrumen laboratorium.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi fitur HSV, LBP, dan Gabor Filter dengan metode Support Vector Machine (SVM) dapat membedakan kondisi sunscreen aktif dan teroksidasi pada wajah berdasarkan citra wajah tanpa memerlukan alat tambahan. Pendekatan normalisasi intra-subjek membantu mengurangi pengaruh perbedaan warna kulit antarresponden, sehingga sistem dapat digunakan pada berbagai karakteristik kulit. Hasil pengujian juga menunjukkan bahwa ketiga fitur saling mendukung dalam proses analisis. Meskipun LBP hanya menghasilkan akurasi 53,33% saat digunakan sendiri, penambahannya dapat meningkatkan akurasi dari 76,67% menjadi 83,33% ketika digabungkan dengan fitur lainnya.

Pada evaluasi per kelas, nilai Recall untuk kelas oksidasi mencapai 86,67%, lebih tinggi dibandingkan kelas aktif sebesar 80,00%. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem lebih baik dalam mengenali sunscreen yang telah mengalami oksidasi, sesuai dengan tujuan penelitian.

Beberapa kesalahan analisis masih terjadi, terutama pada citra dengan kondisi pencahayaan yang kurang konsisten saat proses pengambilan gambar. Meskipun demikian, sistem yang dikembangkan memiliki potensi sebagai solusi sederhana untuk membantu pengguna menentukan waktu reaplikasi sunscreen menggunakan kamera smartphone.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Abdel Azim, Z. D. Draelos, and H. W. Lim, "Sunscreens part 1: Mechanisms and efficacy," *Journal of the American Academy of Dermatology*, vol. 92, no. 4, pp. 677–686, 2025. DOI: 10.1016/j.jaad.2024.02.065
- [2] S. R. Nafiah, E. Fitraneti, Y. Rizal, I. Primawati, and D. A. Hamama, "Pengaruh Paparan Sinar Ultraviolet terhadap Kesehatan Kulit dan Upaya Pencegahannya: Tinjauan Literatur," *Scientific Journal*, vol. 3, no. 3, pp. 185–194, 2024.
- [3] X. Zhang, H. Tao, Z. Zhang, W. Wang, A. Steel, X. Fang, and X. He, "Evaluation of the efficacy of a sunscreen containing ultra-long UVA1 and other UVR broad-spectrum filters on skin barrier protection and melanin content reduction in Chinese adults: A single-center study," *Health Science Reports*, vol. 7, no. 2, p. e1923, 2024. DOI: 10.1002/hsr2.1923
- [4] J. Le Digabel et al., "In vivo evaluation of sunscreen application by multispectral imaging: A new tool for educating sunscreen users," *Skin Research and Technology*, vol. 29, no. 8, p. e13320, 2023. DOI: 10.1111/srt.13320
- [5] G. E. Wibawa et al., "Effectiveness of Sunscreen in Preventing Skin Problems," *Jurnal Biologi Tropis*, vol. 25, no. 4, 2025. DOI: 10.29303/jbt.v25i4.10301
- [6] F. E. Khoirunisa and N. Charibaldi, "Effect of Using GLCM and LBP+HOG Feature Extraction on SVM Method in Classification of Human Skin Disease Type," *Inform: Jurnal Ilmiah Bidang Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 9, no. 2, pp. 145–153, 2024. DOI: 10.25139/inform.v9i2.8275
- [7] A. Banerjee, S. Sarkar, M. Nasipuri, and N. Das, "Skin Diseases Detection Using LBP and WLD: An Ensembling Approach," *SN Computer Science*, vol. 5, no. 1, p. 72, 2024. DOI: 10.1007/s42979-023-02395-8
- [8] S. Ben Chaabane, M. Hijji, R. Harrabi, and H. Seddik, "Face recognition based on statistical features and SVM classifier," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 81, no. 6, pp. 8767–8784, 2022. DOI: 10.1007/s11042-021-11816-w
- [9] E. Bakiasi and M. Muça, "Comparative Study of K-NN, Naive Bayes and SVM for Face Expression Classification Techniques," *Balkan Journal of Interdisciplinary Research*, vol. 9, no. 3, pp. 23–32, 2023. DOI: 10.2478/bjir-2023-0015
- [10] Z. M. Zamzani, E. Y. Puspaningrum, and Y. V. Via, "Analisis Ekstraksi Fitur LBP, GLCM dan HSV Untuk Klasifikasi Kualitas Cabai Rawit menggunakan XGBoost," *Jurnal Algoritme*, vol. 6, no. 1, pp. 121–130, 2025. DOI: 10.35957/algoritme.v6i1.13307
- [11] E. K. Hassan and J. H. Saud, "HSV color model and logical filter for human skin detection," *AIP Conference Proceedings*, vol. 2457, no. 1, p. 040003, 2023. DOI: 10.1063/5.0120025
- [12] M. O. Sari and K. Keser, "Classification of skin diseases with deep learning based approaches," *Scientific Reports*, vol. 15, p. 27506, 2025. DOI: 10.1038/s41598-025-13275-x
- [13] K. Shunmuga Priya and V. Selvi, "Enhanced Skin Disease Image Analysis Using Hybrid CLAHE-Median Filter and Salient K-Means Cluster," in *Proceedings of ICMSLE 2024, Algorithms for Intelligent Systems*, Singapore: Springer, 2024. DOI: 10.1007/978-981-97-1488-9_34