

KLASIFIKASI PENYAKIT KULIT BERBASIS SUPPORT VECTOR MACHINE DENGAN EKSTRAKSI FITUR ABCD RULE

Al Danny R. Wibisono^{*1)}, Eka P. Mandyartha²⁾, Muhammad M. Al Haromainy³⁾

1. Informatika, Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, Indonesia
2. Informatika, Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, Indonesia
3. Informatika, Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, Indonesia

Article Info

Kata Kunci: Penyakit Kulit, Support Vector Machine, ABCD Rule, Pemrosesan Citra, Klasifikasi.

Keywords: Skin Disease, Support Vector Machine, ABCD Rule, Image processing, Classification

Article history:

Received 12 October 2024
Revised 5 November 2024
Accepted 11 December 2024
Available online 1 March 2025

DOI :

<https://doi.org/10.29100/jupi.v10i1.6039>

* Corresponding author.

Al Danny Rian Wibisono

E-mail address:

aldannyrian123@gmail.com

ABSTRAK

Penyakit kulit merupakan masalah kesehatan yang signifikan, gejala dari penyakit ini berupa gatal, nyeri, mati rasa, dan kemerahan. Penyakit ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor seperti virus, jamur, dan mikroorganisme. Menurut data Dinas Kesehatan Surabaya tahun 2019, prevalensi penyakit kulit dan jaringan subkutan mencapai 4,53%, menjadikannya penyakit terbanyak keenam yang dialami masyarakat. Oleh sebab itu, pada penelitian ini diusulkan sebuah penelitian mengenai klasifikasi penyakit kulit menggunakan Support Vector Machine melalui analisis fitur ABCD Rule. Pada penelitian ini akan dilakukan labeling pada 5 kelas penyakit kulit yang akan digunakan sebagai data latih dan data uji melalui 7 tahapan utama yakni Pengumpulan Dataset Citra Penyakit Kulit, Pre-processing Inpaint Talea, Pre-processing Gaussian Blur dan Normalisasi Mask, Segmentasi Thresholding Otsu Bitwise, Restorasi Kontur, Ekstraksi Fitur ABCD Rule, dan klasifikasi menggunakan Support Vector Machine (SVM). Sebanyak 4 skenario pengujian dilakukan untuk menemukan model terbaik, dimana skenario pengujian melibatkan pengaturan pembagian data yang berbeda, kernel berbeda, dan parameter yang berbeda pada model Support Vector Machine (SVM). Melalui skenario tersebut didapatkan hasil terbaik, yaitu Akurasi sebesar 86,42%, Spesifisitas sebesar 96,60%, dan Sensitivitas sebesar 86,42%. Hal ini menunjukkan bahwa metode yang diusulkan memiliki kinerja yang cukup baik dalam mengklasifikasikan jenis penyakit kulit. Penelitian ini tidak hanya berpotensi dalam meningkatkan diagnosis penyakit kulit secara efisien, tetapi juga mendorong pengembangan sistem deteksi berbasis teknologi untuk mendukung layanan kesehatan kulit yang lebih terjangkau dan andal.

ABSTRACT

Skin diseases are a significant health issue, with symptoms including itching, pain, numbness, and redness. These diseases can be caused by various factors such as viruses, fungi, and microorganisms. According to data from the Surabaya Health Department in 2019, the prevalence of skin and subcutaneous tissue diseases reached 4.53%, making it the sixth most common disease experienced by the community. Therefore, this study proposes research on the classification of skin diseases using Support Vector Machine (SVM) through the analysis of ABCD Rule features. In this study, labeling will be carried out on 5 classes of skin diseases to be used as training and testing data through 7 main stages, namely: Skin Disease Image Dataset Collection, Pre-processing Inpaint Talea, Pre-processing Gaussian Blur and Mask Normalization, Otsu Bitwise Thresholding Segmentation, Contour Restoration, ABCD Rule Feature Extraction, and classification using Support Vector Machine (SVM). A total of 4 testing scenarios were conducted to find the best model, involving different data splits, different kernels, and varying parameters in the Support Vector Machine (SVM) model. The best results obtained through these scenarios were an accuracy of 86.42%, specificity of 96.60%, and sensitivity of 86.42%. This demonstrates that the proposed method has good performance in classifying types of skin diseases. This research not only has the potential to improve the efficiency of skin disease diagnosis but also promotes the development of technology-based detection systems to support more affordable and reliable skin healthcare services.

I. PENDAHULUAN

PENYAKIT KULIT merupakan penyakit yang menyerang permukaan luar tubuh dengan gejala seperti gatal, nyeri, mati rasa, dan kemerahan, yang disebabkan oleh berbagai faktor seperti virus, jamur, dan mikroorganisme. Kondisi ini lebih umum di negara-negara beriklim tropis atau yang hanya memiliki dua musim[1]. Indonesia sebagai salah satu negara yang memiliki iklim tropis terdampak persebaran penyakit kulit ini, pada kota Surabaya sebagai salah satu kota besar di Indonesia contohnya, dimana berdasarkan data yang dipublikasikan oleh Dinas Kesehatan Surabaya pada tahun 2019 melalui situs web resminya, sebanyak 4,53% masyarakat di kota Surabaya, yang merupakan salah satu kota terbesar di Indonesia terjangkit penyakit kulit[2]. Hal ini menjadikan penyakit kulit menduduki peringkat keenam tertinggi untuk jenis penyakit yang menyerang masyarakat di kota tersebut.

Penyakit kulit memiliki berbagai macam jenis yang berbeda di antaranya secara umum termasuk Actinic Keratosis, Melanoma, dan Dermatofibroma. Actinic Keratosis sendiri memiliki ciri utama yakni letak persebarannya di semua bagian kulit yang sering terpapar oleh sinar matahari secara berlebihan[3], Melanoma memiliki ciri yakni terbentuknya sel tumor ganas di bagian kulit yang disebabkan oleh sel melanosit[4], Dermatofibroma memiliki ciri terbentuknya tumor jinak yang terjadi di bagian tubuh atau kulit di jaringan ekstremitas[5]. Pada kasus penyakit kulit ini, pendeteksian secara akurat, efisien, dan tepat waktu merupakan aspek penting untuk mencegah terjadinya komplikasi dan meningkatkan kualitas hidup pasien yang terdampak penyakit kulit. Beberapa metode tradisional seperti pemeriksaan fisik dan biopsi memiliki keterbatasan yang meliputi subjektivitas, invasivitas, dan memerlukan waktu yang terbilang lama. Oleh sebab itu, dibutuhkan teknologi machine learning khususnya pemrosesan citra untuk memberikan solusi dalam menyelesaikan keterbatasan tersebut[6].

Teknologi machine learning memiliki potensi besar dalam membantu diagnosis penyakit kulit. Algoritma machine learning dapat dilatih untuk mengenali pola-pola spesifik pada gambar kulit yang mungkin tidak mudah dideteksi oleh mata manusia. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah Support Vector Machine (SVM). SVM mampu mengklasifikasikan data yang kompleks dengan mencari hyperplane yang memisahkan kelas-kelas data dengan margin terbesar. Ini membuat SVM sangat efektif untuk tugas klasifikasi penyakit kulit[7]. Analisis fitur ABCD Rule terdiri dari empat parameter utama: Asimetri, Border (tepi), Color (warna), dan Diameter.

Penelitian yang diusulkan akan melibatkan beberapa tahapan utama. Pertama, dilakukan pengumpulan data gambar dari berbagai jenis penyakit kulit. Gambar-gambar ini kemudian akan melalui tahap pra-pemrosesan seperti inpainting dan thresholding untuk meningkatkan kualitas dan mengekstrak fitur yang relevan. ABCD Rule akan diterapkan pada gambar-gambar yang telah melalui tahapan akhir yakni segmentasi untuk mengekstrak fitur penting yang akan menjadi input bagi model SVM. Selanjutnya, model SVM akan dilatih menggunakan fitur-fitur ini untuk mengklasifikasikan berbagai jenis penyakit kulit. Kinerja model akan dievaluasi melalui berbagai skenario, dengan menyesuaikan parameter dan jenis kernel untuk mengoptimalkan akurasi, spesifisitas, dan sensitivitas. Evaluasi ini tidak hanya akan membantu dalam menentukan konfigurasi optimal dari model, tetapi juga dalam memahami bagaimana masing-masing fitur ABCD Rule berkontribusi terhadap akurasi klasifikasi. Implementasi teknologi ini diharapkan dapat mengurangi ketergantungan pada metode diagnostik tradisional yang invasif dan memakan waktu, serta meningkatkan kemampuan deteksi dini penyakit kulit. Dengan demikian, penggunaan SVM dan analisis fitur ABCD Rule dalam deteksi penyakit kulit dapat menjadi langkah maju yang signifikan dalam bidang dermatologi, memberikan solusi yang lebih cepat, non-invasif, dan dapat diandalkan.

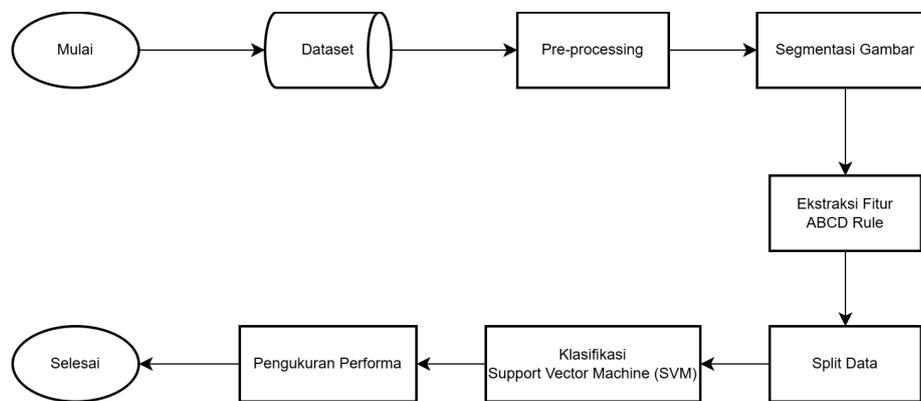
Namun, implementasi SVM dan analisis fitur ABCD Rule dalam konteks klinis menghadapi beberapa tantangan spesifik yang perlu diatasi. Tantangan ini meliputi kualitas dan variasi data gambar yang digunakan, di mana gambar yang buram atau terlalu terang dapat mengurangi akurasi model, serta variasi dalam pencahayaan dan resolusi yang dapat mempengaruhi konsistensi hasil klasifikasi. Kompleksitas dalam segmentasi dan pra-pemrosesan gambar, seperti inpainting dan thresholding, juga menambah tantangan karena kesalahan kecil dapat berdampak besar pada kualitas fitur yang diekstrak. Kesulitan dalam ekstraksi dan seleksi fitur ABCD Rule yang relevan muncul karena beberapa penyakit kulit mungkin tidak sesuai dengan parameter standar, dan algoritma seleksi fitur yang efektif diperlukan untuk memastikan hanya fitur yang signifikan digunakan dalam model. Penyesuaian dan validasi parameter model SVM, seperti jenis kernel dan parameter regularisasi, memerlukan perhatian khusus untuk menghindari overfitting dan memastikan generalisasi yang baik pada data baru. Integrasi solusi ini ke dalam praktik klinis juga menuntut kompatibilitas dengan sistem rekam medis elektronik (EMR) yang ada dan penerimaan oleh tenaga medis, yang harus dilatih dengan baik dalam menggunakan alat dan memahami hasil yang dihasilkan. Terakhir, aspek etika dan privasi data pasien harus dijaga dengan ketat, termasuk anonimisasi data dan mendapatkan persetujuan yang diinformasikan dengan baik dari pasien. Dengan mengatasi tantangan-tantangan ini, teknologi SVM dan analisis fitur ABCD Rule dapat memberikan manfaat maksimal dalam deteksi

penyakit kulit.

Penelitian terdahulu telah menunjukkan efektivitas penggunaan SVM dan analisis fitur ABCD Rule dalam diagnosis penyakit kulit. Misalnya, Murugan et al. (2019) menggunakan SVM dengan berbagai metode ekstraksi fitur, termasuk ABCD Rule, dan melaporkan akurasi 89,43%, sensitivitas 91,15%, dan spesifisitas 87,71% pada dataset International Skin Imaging Collaboration (ISIC)[8]. Melbin dan Raj (2021) juga menunjukkan bahwa kombinasi SVM dengan ABCD Rule menghasilkan akurasi 90% pada dataset Ham 10,000[5]. Chatterjee et al. (2020) menggunakan ABCD Rule dalam sistem pakar dermatologis berbasis CNN dan melaporkan akurasi tinggi pada berbagai dataset ISBI/ISIC[9]. Thanh et al. (2020) menggunakan jaringan U-Net dengan fitur ABCD Rule dan melaporkan akurasi 96,6%, sensitivitas 96,1%, dan spesifisitas 96,8%[10]. Tahat et al. (2022) menunjukkan bahwa SVM dengan ekstraksi fitur ABCD Rule mencapai akurasi 93,6% pada dataset ISIC[11]. Hasil-hasil ini mendukung argumen bahwa SVM dan analisis fitur ABCD Rule adalah metode yang efektif untuk deteksi penyakit kulit.

II. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini, akan dilakukan beberapa tahapan untuk mencapai performa dan hasil yang maksimal dari penggunaan algoritma Support Vector Machine. Proses ini akan menindaklanjuti nilai Ekstraksi Fitur ABCD Rule sebagai pembeda pada klasifikasi berbagai jenis penyakit kulit. Adapun tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



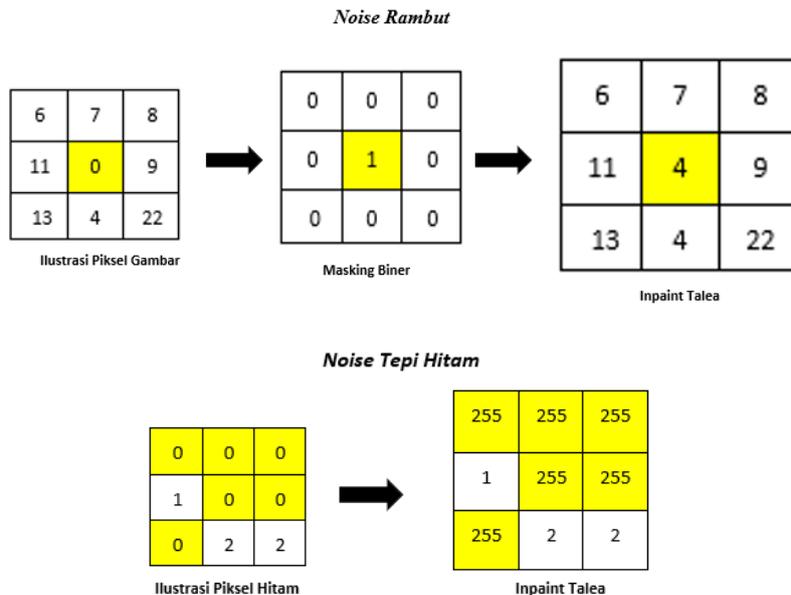
Gambar 1. Tahapan metode yang diusulkan

A. Pengumpulan Dataset

Pada tahap pengumpulan data, dataset akan diambil dari platform Kaggle, yang berfungsi sebagai sumber sekunder untuk menyediakan dataset dan menggantikan proses pengumpulan data secara langsung. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah milik Arta Kusuma dengan judul "HAM10000 Preprocessed Data" dengan penggunaan datanya sendiri sebanyak 5 label kelas yakni akiec, df, mel, nv dan vasc. Dalam penelitian ini, resolusi gambar tidak akan disamakan yang berarti data yang akan diproses memiliki ukuran resolusi yang beragam.

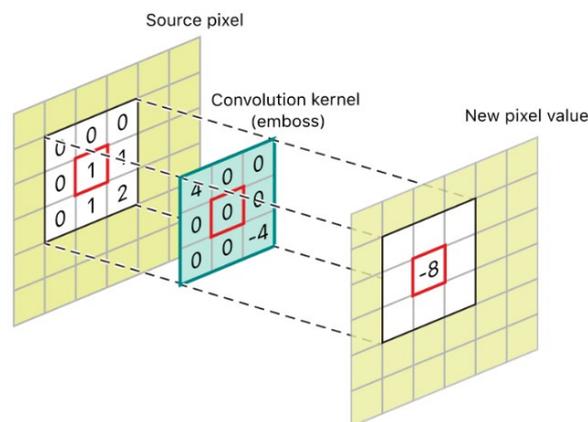
B. Pre-processing

Tahapan pre-processing data merupakan tahapan yang bertujuan membantu meningkatkan kompleksitas dalam proses klasifikasi citra[12]. Pre-processing dalam penelitian ini menggunakan inpaint Telea dan Gaussian kernel. Inpaint Telea berfungsi untuk menghilangkan noise rambut dan tepi hitam pada gambar penyakit kulit. Dalam mendeteksi noise rambut Inpaint Telea bekerja dengan mengganti area objek yang terdapat noise pada citra penyakit kulit dengan mengganti nilai piksel yang memiliki noise menggunakan pertimbangan nilai piksel tetangga terdekat sedangkan, pada kasus tepi hitam inpaint telea akan mengubah nilai piksel hitam dengan menggantinya menggunakan nilai piksel berwarna putih. Ilustrasi proses Inpaint Telea disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Tahapan Inpaint Talea

Selanjutnya tahapan kedua dari pre-processing adalah gaussian kernel atau gaussian blur dan normalisasi masker yang memiliki fungsi untuk menghilangkan area vignett serta membatasi area objek yang dibutuhkan dengan dipadukan proses pemberian batasan area dengan kernel baris dan kernel kolom sehingga, menciptakan area mask dengan intensitas tinggi di tengah serta menurunkan intensitas ke arah tepi, meniru pola vignetting yang dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Gaussian blur dan normalisasi mask[13]

C. Transformasi dari ruang warna RGB (Red, Green, and Blue) ke HSV (Hue, Saturation, Value)

Transformasi dari ruang warna RGB (Red, Green, and Blue) ke HSV (Hue, Saturation, Value) adalah proses yang mengubah representasi warna dari format RGB menjadi format HSV. Ruang warna HSV sering digunakan dalam pengolahan citra dan grafis komputer karena lebih dekat dengan cara manusia mempersepsikan dan menggambarkan warna[14]. Model HSV memisahkan informasi tentang warna murni dari informasi tentang intensitas dan kejenuhan warna tersebut. Ini membuat HSV sangat berguna untuk tugas-tugas seperti deteksi warna, pemrosesan gambar, dan penyesuaian warna. Proses ini penting dalam restorasi kontur untuk mendapatkan informasi kontur yang berkaitan dengan warna hijau pada citra.

1. Normalisasi Nilai RGB

$$R' = \frac{R}{255}, G' = \frac{G}{255}, B' = \frac{B}{255} \quad (1)$$

2. Menentukan nilai maksimum dan minimum

$$C_{max} = \max(R', G', B') \quad (2)$$

$$C_{min} = \min (R', G', B') \quad (3)$$

$$\Delta = C_{max} - C_{min} \quad (4)$$

3. Menghitung nilai Hue (H)

Jika $\Delta = 0, H = 0$ (5)

Jika $C_{max} = R', H = 60 \times \left(\frac{G' - B'}{\Delta} \right) \text{ mod } 6$ (6)

Jika $C_{max} = G', H = 60 \times \left(\frac{B' - R'}{\Delta} + 2 \right)$ (7)

Jika $C_{max} = B', H = 60 \times \left(\frac{R' - G'}{\Delta} + 4 \right)$ (8)

4. Menghitung nilai Saturation (S)

Jika $C_{max} = 0, S = 0$ (9)

Jika $C_{max} \neq 0$ (10)

$S = \frac{C_{max}}{C_{max}}$ (11)

5. Menghitung nilai Value (V)

$V = \frac{C_{max}}{3}$ (12)

D. Segmentasi Gambar

Proses Segmentasi gambar merupakan tahapan yang harus dilalui untuk memisahkan objek dengan latar belakang. Tahapan segmentasi gambar dalam penelitian ini dilakukan dengan empat tahapan meliputi *Segmentasi Thresholding Otsu Bitwise*, *Restorasi Kontur*, dan *Ekstraksi Kontur*.

Segmentasi Thresholding Otsu Bitwise memiliki tujuan untuk menentukan nilai threshold yang memaksimalkan varian antara kelas objek dan latar belakang dengan fungsi berkebalikan dengan *Thresholding Otsu* pada umumnya[15]. Pada tahap ini, nilai threshold optimal ditentukan untuk memisahkan piksel objek dari latar belakang berdasarkan distribusi intensitas piksel. Teknik ini sangat efektif dalam meningkatkan kontras antara objek dan latar belakang, sehingga memudahkan proses segmentasi lebih lanjut.

Restorasi Kontur memiliki tujuan untuk memperbaiki atau mengembalikan kontur atau tepi objek dalam citra yang mungkin telah terganggu atau kurang jelas akibat proses sebelumnya seperti segmentasi atau penghilangan noise[16]. Tahap ini memastikan bahwa kontur objek dikembalikan sesuai dengan hasil thresholding bitwise teridentifikasi dengan baik dan membantu memperjelas batasan dengan pemberian kontur disekeliling batas gambar.

Ekstraksi Kontur memiliki tujuan untuk mengidentifikasi dan mengekstrak garis tepi atau batas dari objek yang ada dalam citra. Pada tahap ini, algoritma pencarian kontur digunakan untuk menemukan batas-batas objek yang sudah tersegmentasi. Hasil dari ekstraksi kontur adalah representasi garis tepi yang jelas dari objek penyakit kulit, yang sangat penting untuk tahap ekstraksi fitur.

1. Menentukan Segmentasi Thresholding Otsu Bitwise

- Histogram dan Probabilitas Tiap Intensitas

$$P(i) = \frac{n_i}{N} \quad (13)$$

- Probabilitas Kumulatif

$$\omega_0(k) = \sum_{i=0}^k P(i) \quad / \quad \omega_1(k) = \sum_{i=k+1}^{L-1} P(i) \quad (14)$$

- Rata-rata Kumulatif

$$\mu_0(k) = \frac{\sum_{i=0}^k i \cdot P(i)}{\omega_0(k)} \quad / \quad \mu_1(k) = \frac{\sum_{i=k+1}^{L-1} i \cdot P(i)}{\omega_1(k)} \quad (15)$$

- Rata-rata Global

$$\mu_T = \sum_{i=0}^{L-1} i \cdot P(i) \quad (16)$$

- Varians Antar-Kelas (Between-Class Variance)

$$\sigma_B^2(k) = \omega_0(k) \cdot \omega_1(k) \cdot [\mu_0(k) - \mu_1(k)]^2 \quad (17)$$

- Ambang Batas Optimal

$$k^* = \arg \max_k \sigma_B^2(k) \quad (18)$$

- Not Bitwise

$$C = \sim A \quad (19)$$

2. Menentukan Ekstraksi Kontur hijau

$$60 \leq H \leq 180, S \geq 0.5, V \geq 0.5 \quad (20)$$

Dengan melalui ketiga tahapan ini, yaitu Segmentasi Thresholding Otsu Bitwise, Restorasi Kontur, dan Ekstraksi Kontur, proses segmentasi gambar dapat memisahkan objek penyakit kulit dari latar belakang dengan lebih efektif dan akurat. Masing-masing tahapan berkontribusi dalam memisahkan objek penyakit kulit dari latar belakang dengan cara meningkatkan kontras, memperbaiki objek serta memberikan garis batas objek, dan mengekstrak garis batas yang jelas, sehingga informasi yang diperoleh dari citra menjadi lebih relevan dan berguna untuk aproses selanjutnya.

E. Ekstraksi Fitur ABCD Rule

Ekstraksi fitur merupakan proses mengidentifikasi, menghitung, dan mengekstrak informasi yang relevan atau karakteristik penting dari data mentah atau citra. Tujuan utama dari ekstraksi fitur adalah untuk mengubah data yang kompleks menjadi representasi yang lebih sederhana, tetapi tetap mempertahankan informasi yang penting untuk analisis atau pengambilan keputusan lebih lanjut. Dalam pengolahan citra medis atau pengenalan pola pada gambar, ekstraksi fitur berfokus pada identifikasi ciri-ciri yang dapat digunakan untuk membedakan objek atau pola yang diinginkan dari latar belakang atau objek lainnya [17]. Pada penelitian ini, ABCD Rule digunakan sebagai metode ekstraksi fitur. ABCD Rule meliputi empat parameter utama: Asimetri, Border (Tepi), Color (Warna), dan Diameter.

Asimetri digunakan untuk mengukur tingkat kesimetrian dari penyakit kulit, di mana area penyakit yang tidak simetris cenderung lebih berisiko [18]. Dalam pengukuran asimetri, dilakukan perhitungan dengan rumus aritmatika sebagai berikut:

$$\frac{\frac{(image_area - image_hflip_area)}{image_area} + \frac{(image_area - image_vflip_area)}{image_area}}{2} \quad (21)$$

Di mana luas gambar terbalik horizontal dan vertikal mengacu pada luas gambar hasil restorasi kontur yang di-flip secara horizontal dan vertikal.

Border menilai kejelasan dan keteraturan tepi penyakit kulit, di mana tepi yang tidak rata bisa menjadi indikasi masalah serius. Pengukuran border dilakukan dengan rumus aritmatika berikut ini:

$$\frac{Parameter^2}{4\pi image_area} \quad (22)$$

Parameter dapat bervariasi tergantung pada definisi tepi yang digunakan serta yang dihasilkan dari proses restorasi serta restorasi kontur.

Color mengidentifikasi variasi warna dalam penyakit kulit, dengan warna yang tidak seragam sering kali menunjukkan potensi masalah [19]. Pada bagian color atau warna, penelitian ini akan menggunakan saluran warna Red, Green, dan Blue (RGB). Saluran warna Red, Green, dan Blue (RGB) ini dapat dilakukan perhitungan menggunakan rumus aritmatika berikut ini:

$$C_r = \frac{\sigma_r}{M_r}, C_g = \frac{\sigma_g}{M_g}, C_b = \frac{\sigma_b}{M_b} \quad (23)$$

Di mana $\sigma_r, \sigma_g, \sigma_b$ adalah deviasi standar dari saluran warna R, G, B, dan M_r, M_g, M_b adalah rata-rata dari saluran warna tersebut.

Diameter mengukur ukuran penyakit kulit, di mana penyakit kulit yang lebih besar dari ukuran tertentu dapat menjadi tanda bahaya. Kombinasi dari parameter-parameter ini memberikan pendekatan yang sistematis dan akurat

untuk mengevaluasi penyakit kulit[9]. Adapun dalam pengukuran diameter dapat dihitung menggunakan rumus aritmatika berikut ini:

$$D = \sqrt{\frac{4 \times \text{area}}{\pi}} \quad (24)$$

Di mana luas gambar adalah area dari objek penyakit kulit yang didapatkan dari proses ekstraksi kontur pada daat segmentasi gambar.

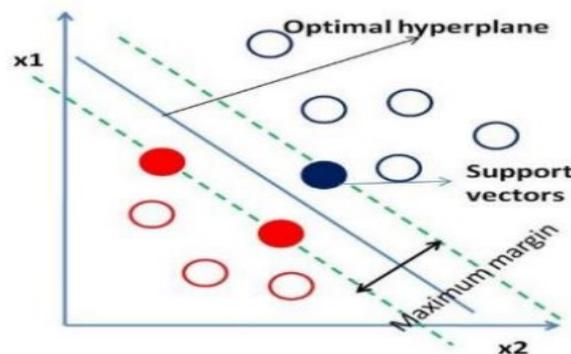
Kombinasi dari parameter-parameter ini memberikan pendekatan yang sistematis dan akurat untuk mengevaluasi penyakit kulit. Dengan mengukur asimetri, border, color, dan diameter dari penyakit kulit, dapat diperoleh informasi yang relevan untuk membantu dalam proses klasifikasi dan diagnosis penyakit kulit.

F. Split Data

Pada penelitian ini, pembagian data dilakukan dengan rasio 8:2 untuk masing-masing skenario pengujian. Rasio ini dipilih untuk memastikan bahwa model klasifikasi yang dikembangkan dapat dievaluasi dengan baik menggunakan data latih dan data uji yang cukup representatif. Dengan demikian, diharapkan model dapat mempelajari pola dari data latih secara efektif dan mampu menggeneralisasi dengan baik pada data uji, yang pada akhirnya meningkatkan akurasi dan kehandalan hasil klasifikasi.

G. Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine adalah algoritma machine learning yang bekerja dengan mencari sebuah garis hyperplane untuk memisahkan dua kelompok data dengan dibantu nilai margin[20]. Hyperplane dengan pemisah terbaik ditemukan dengan melewati pengukuran margin dari hyperplane itu sendiri serta mencari titik maksimum[21]. Setelah itu digunakan kernel dalam mencapai keberhasilan alam algoritma klasifikasi untuk sebuah permukaan linear, dengan demikian jenis kernel sebanding lurus dengan hasil dari klasifikasi. Proses ilustrasi kinerja Support Vector Machine (SVM) dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Proses Support Vector Machine[22]

H. Confusion Matrix

Dalam pengukuran performa hasil klasifikasi digunakan parameter performa akurasi, sensitivitas, dan spesivitas. Confusion matrix digunakan untuk mencari nilai parameter-parameter performa tersebut. Confusion matrix merupakan tabel yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dalam machine learning. Dengan menggunakan confusion matrix dapat diperoleh gambaran yang jelas tentang bagaimana model menangani setiap kelas dalam data, termasuk identifikasi kesalahan yang spesifik.

1. Akurasi

$$\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (25)$$

2. Sensitivitas

$$\frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (26)$$

3. Spesifisitas

$$\frac{TN}{TN+FP} \times 100\% \quad (27)$$

I. Pengukuran Performa

Pengukuran performa merupakan proses untuk mengevaluasi seberapa baik suatu sistem atau model dapat melakukan tugas yang ditetapkan, seperti klasifikasi atau prediksi. Pengukuran performa dalam penelitian ini dilakukan melalui berbagai skenario pengujian yang berbeda, sehingga memungkinkan untuk secara visual menentukan skenario terbaik beserta faktor-faktor penyebabnya. Adapun skenario pengujian yang dilakukan dapat dilihat pada Tabel 1.

TABEL I
 SKENARIO PENGUJIAN

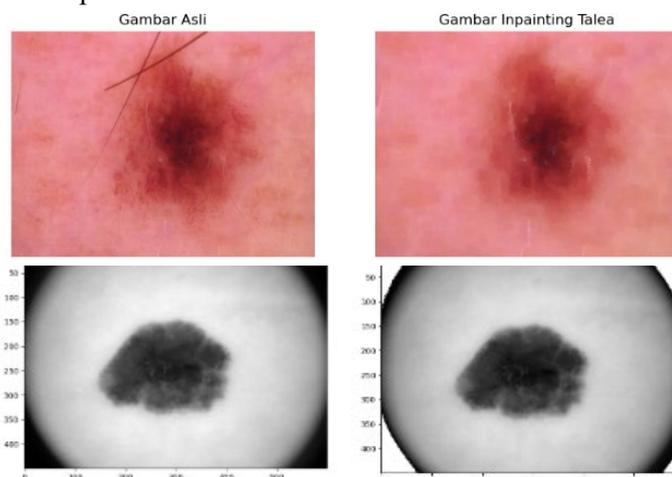
Skenario	Kernel	Parameter
1	Linear	default
2	Linear	C = 10
3	RBF	default
4	RBF	C = 10 dan gamma = 1

Proses pengujian klasifikasi menggunakan Support Vector Machine (SVM) melibatkan beberapa tahap penting untuk menentukan konfigurasi optimal dari model. Dalam penelitian ini, terdapat dua jenis kernel yang digunakan, Jenis kernel dipilih berdasarkan sifat dataset yang akan diproses: kernel linear cocok untuk dataset yang dapat dipisahkan secara linear, sementara kernel RBF lebih fleksibel dan cocok untuk dataset yang tidak dapat dipisahkan secara linear. onfigurasi parameter juga merupakan bagian krusial dari pengujian ini. Parameter C, yang mengatur trade-off antara margin dan penalti terhadap kesalahan klasifikasi, disetel dengan nilai default dan C=10 untuk beberapa skenario. Pengaturan ini memungkinkan SVM untuk menyesuaikan tingkat toleransi terhadap kesalahan klasifikasi sesuai dengan kebutuhan. Sementara itu, parameter gamma, yang hanya digunakan pada kernel RBF, diatur dengan nilai default dan gamma=1 untuk mengamati pengaruhnya terhadap kinerja model. Pengujian ini bertujuan untuk mengoptimalkan kinerja SVM dalam membedakan jenis penyakit kulit dengan membandingkan metrik seperti akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pre-Procces Inpaint Talea

Pada penelitian ini, tahap Pre-Processing Inpaint Talea dilakukan pada seluruh dataset citra penyakit kulit untuk mengatasi masalah noise rambut serta noise tepi hitam yang terjadi pada kebanyakan dataset. Noise rambut dapat mempengaruhi kualitas citra dan mengaburkan detail penting pada area yang penting untuk analisis sedangkan noise tepi hitam menyebabkan terjadinya deteksi objek yang bukan termasuk penyakit kulit. Adanya proses ini sangat penting untuk memastikan bahwa citra yang digunakan dalam analisis memiliki kualitas yang optimal. Adapun hasil dari proses ini dapat dilihat pada Gambar 5.

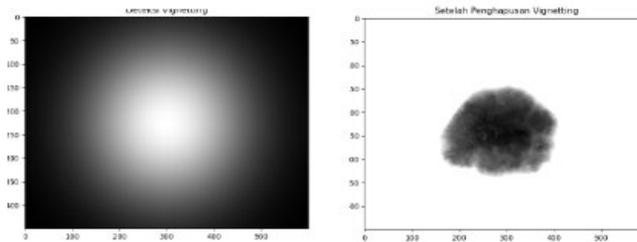


Gambar 5. Hasil Proses Inpaint Talea

B. Pre-Procces Gaussian Blur dan Normalisasi masker

Tahapan penelitian selanjutnya adalah penghapusan vignett dan latar belakang hasil proses sisa penghapusan tepi hitam menggunakan Inpaint Talea yang tidak diperlukan pada gambar dataset penyakit kulit menggunakan pre-processing Gaussian blur dibantu dengan normalisasi masker[23]. Proses ini melibatkan keseluruhan dataset

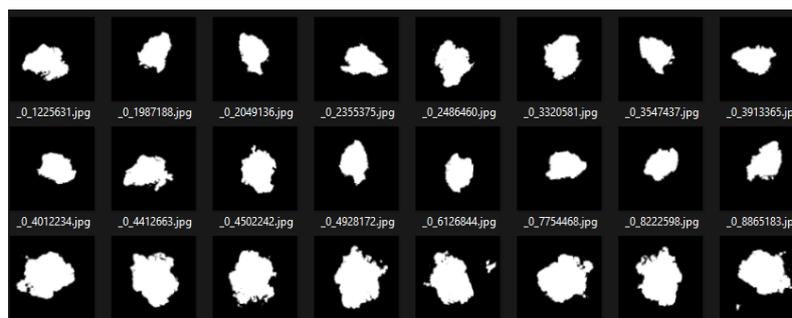
dengan membuat area efek vignett, kemudian seluruh area latar belakang yang tidak diperlukan akan dihilangkan dan menyisakan objek penyakit kulit yang dibutuhkan di dalam area vignett tersebut. Proses ini tidak dapat dilakukan langsung sesaat setelah melakukan penghilangan noise rambut disebabkan beberapa dataset memiliki noise hitam didekat objek yang tidak dapat dihapus oleh proses vignett ini sehingga, diperlukan penghapusan tepi hitam terlebih dahulu Adapun hasil dari proses ini dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Sampel Proses Gaussian Blur dan Normalisasi Masker

C. Segmentasi Thresholding Otsu Bitwise

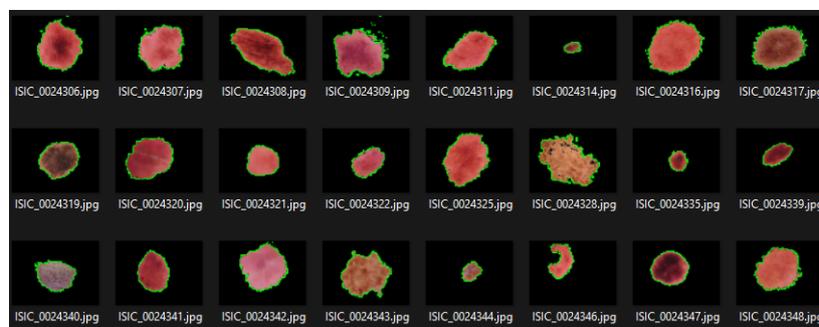
Tahapan penelitian berikutnya adalah proses Segmentasi Thresholding Otsu Bitwise. Proses ini dilakukan untuk mengubah objek yang telah dihasilkan dari proses sebelumnya menjadi warna putih, sementara latar belakang yang berwarna putih diubah menjadi hitam[24]. Langkah ini bertujuan untuk memisahkan bagian objek dari latar belakang, sehingga bagian objek dapat dilakukan restorasi kontur pada tahap selanjutnya. Adapun hasil dari langkah ini dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Sampel Proses Thresholding Bitwise

D. Restorasi Kontur

Proses Restorasi Kontur pada penelitian ini dilakukan untuk mengembalikan objek asli dari dataset penyakit kulit dengan memperhitungkan area objek yang telah dimask dibagian thresholding bitwise sebelumnya. Kemudian ditahap selanjutnya objek penyakit kulit yang telah dikembalikan atau direstorasi akan diberikan kontur tepi hijau sehingga, didapatkan hasil akhir dari proses tersebut pada Gambar 8.



Gambar 8. Sampel Proses Thresholding Bitwise

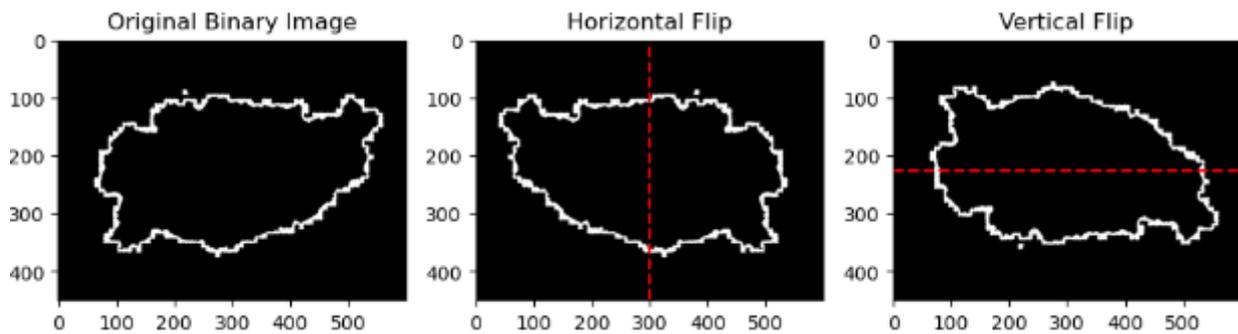
E. Ekstraksi Fitur

Pada tahapan ekstraksi fitur pertama-tama dilakukan dengan mengekstraksi kontur citra. Citra terlebih dahulu ditransformasi dari ruang warna RGB (Red Green Blue) ke HSV (Hue Saturation Value) untuk mengambil tepian warna hijau yang didapatkan dalam proses restorasi kontur. Setelah dilakukan proses ekstraksi kontur kemudian dilakukan proses perhitungan asimetri, border, color, dan diameter. Pada bagian color akan dipecah menjadi 7 fitur

yakni color variegation, mean red, mean blue, mean green, standar deviasi red, standar deviasi green, dan standar deviasi yellow.

1. Asimetri

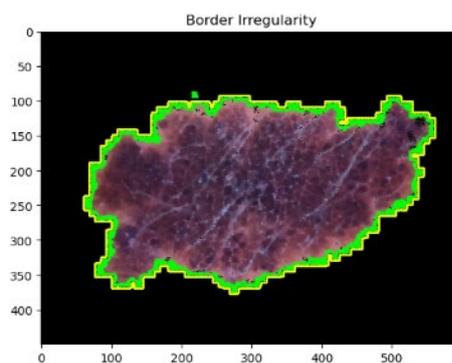
Tahapan pengukuran asimetri pada citra dilakukan dengan melakukan flipping horizontal dan vertical untuk menghitung tingkat kesamaan lipatan atau pola gambar di berbagai sisi. Dengan melakukan flipping horizontal, gambar diputar secara horizontal sehingga piksel di sisi kiri dan kanan gambar dibandingkan untuk mengidentifikasi asimetri [18]. Sementara itu, flipping vertical mengubah gambar secara vertikal untuk mengevaluasi kesamaan atau perbedaan di sepanjang sumbu vertikal. Kombinasi dari kedua proses ini memungkinkan evaluasi yang lebih kompleks terhadap simetri objek gambar penyakit kulit yang penting. Proses dari asimetri ini dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9. Proses Ekstraksi Fitur Asimetri

2. Border

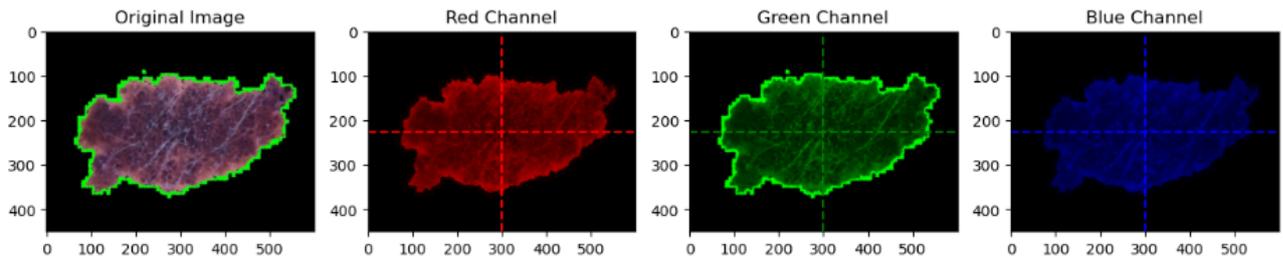
Tahapan Selanjutnya dilakukan pengukuran irregularitas batas (border) pada citra penyakit kulit yang telah dipulihkan dengan menggunakan metode penghalusan dan deteksi kontur. Irregularitas batas diukur dengan membandingkan perimeter dari kontur terbesar yang terdeteksi dengan area kontur tersebut. Hasil dari pengukuran ini memberikan indikasi seberapa tidak teratur batas objek pada citra kulit yang diamati. Hasil yang diperoleh dari analisis ini menunjukkan bahwa teknik deteksi kontur dan perhitungan irregularitas batas dapat digunakan untuk mengidentifikasi perubahan struktural pada penyakit kulit. Proses dari irregularitas batas (border) ini dapat dilihat pada Gambar 10.



Gambar 10. Proses Ekstraksi Fitur Irregularitas Batas (Border)

3. Color

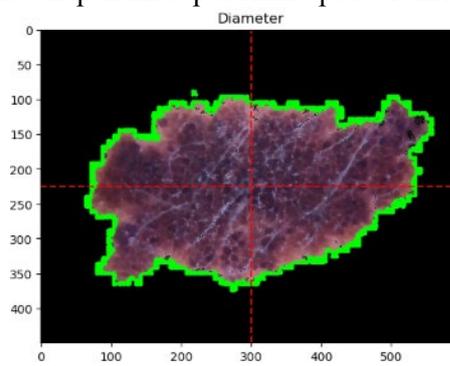
Pada tahapan ini, analisis warna meliputi perhitungan variasi warna (color variegation) yang mencakup mean dan standard deviation dari komponen warna utama (merah, hijau, dan biru) dalam gambar. Variasi warna ini memberikan indikasi tentang keberagaman warna yang ada di permukaan kulit yang terpengaruh, yang dapat berarti perbedaan dalam pigmentasi atau perubahan warna yang berkaitan dengan kondisi penyakit kulit tertentu. Fitur ini tidak hanya membantu dalam mengidentifikasi pola warna yang tidak biasa tetapi juga sebagai fitur diagnostik untuk mendukung klasifikasi penyakit kulit secara objektif dan mendalam. Proses dari tahapan ini dapat dilihat pada Gambar 11.



Gambar 11. Proses Ekstraksi Fitur Kanal Warna

4. Diameter

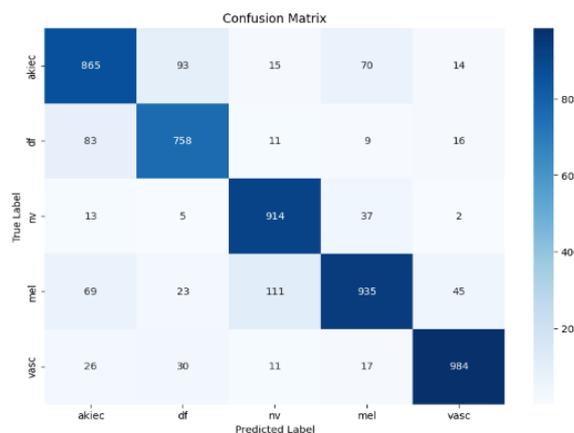
Tahapan diameter dihitung berdasarkan kontur yang diekstrak dari gambar, khususnya dari area yang menunjukkan perubahan warna signifikan yang mungkin terkait dengan kondisi medis tertentu. Pengukuran ini penting karena dapat memberikan informasi tentang ukuran dan distribusi penyakit kulit yang ada, hal ini bisa menjadi indikator penting dalam proses diagnosis dan evaluasi perkembangan penyakit kulit. Secara teknis, diameter dihitung dalam piksel dan kemudian dikonversi menjadi ukuran fisik berdasarkan resolusi gambar yang digunakan. Proses dari tahapan ini dapat dilihat pada Gambar 12.



Gambar 12. Proses Ekstraksi Fitur Diameter

F. Analisis Confusion Matrix

Pada tahap ini, ditampilkan sampel Confusion Matrix terbaik dalam skenario uji coba menggunakan konfigurasi kernel RBF dengan parameter $C=10$ dan $\Gamma=1$. Konfigurasi ini dipilih karena memberikan kinerja optimal dalam model klasifikasi yang diuji. Confusion Matrix ini membantu mengevaluasi secara mendetail prediksi yang benar dan salah yang dibuat oleh model. Dengan menggunakan parameter ini, akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas yang diperoleh dari Confusion Matrix menunjukkan hasil yang sangat baik, adapun hasil Confusion Matrix dapat dilihat pada Gambar 13.



Gambar 13. Sampel Confusion Matrix

G. Hasil Pengujian Model

Pada tahap ini, didapatkan hasil dari pengujian model yang berbeda-beda berdasarkan skenario pengujian yang telah dirancang. Model Support Vector Machine (SVM) diuji dengan menggunakan berbagai parameter dan konfigurasi untuk menentukan kombinasi terbaik yang dapat mengklasifikasikan penyakit kulit secara akurat. Berikut adalah rincian hasil yang diperoleh dari pengujian model dapat dilihat pada Tabel 2.

TABEL II
 HASIL SKENARIO PENGUJIAN

Skenario	Kernel	Parameter	Akurasi	Spesifisitas	Sensitivitas
1	Linear	default	70,36%	92,59%	70,36%
2	Linear	C = 10	70,48%	92,62%	70,48%
3	RBF	default	76,33%	94%	76,33%
4	RBF	C = 10 dan gamma = 1	86,42%	96,60%	86,42%

Pada tahap ini, berbagai skenario pengujian dilakukan untuk mengukur kinerja model Support Vector Machine (SVM) dalam mengklasifikasikan penyakit kulit menggunakan ekstraksi fitur ABCD Rule. Pengujian dilakukan dengan rasio pembagian data latih dan data uji sebesar 80%:20%, serta variasi parameter kernel dan hyperparameter SVM. Berikut adalah hasil yang diperoleh dari setiap skenario pengujian. Pada skenario pertama, dengan menggunakan kernel linear default, model SVM menghasilkan akurasi sebesar 70,36%, spesifisitas 92,59%, dan sensitivitas 70,36%. Hasil ini menunjukkan bahwa meskipun model mampu mengidentifikasi sebagian besar non-kasus dengan baik, performa dalam mendeteksi kasus positif masih perlu ditingkatkan. Penggunaan kernel linear default memberikan gambaran dasar performa model tanpa adanya optimasi hyperparameter. Skenario kedua meningkatkan nilai hyperparameter C menjadi 10 dengan kernel linear. Hasilnya sedikit meningkat dengan akurasi sebesar 70,48%, spesifisitas 92,62%, dan sensitivitas 70,48%. Meskipun peningkatan ini tidak signifikan, hal ini menunjukkan bahwa penyesuaian hyperparameter C memberikan sedikit perbaikan pada kinerja model. Namun, peningkatan yang kecil ini mungkin tidak cukup signifikan untuk mempertimbangkan perubahan besar dalam parameter lain.

Pada skenario ketiga, penggunaan kernel Radial Basis Function (RBF) default menunjukkan peningkatan performa yang signifikan dengan akurasi mencapai 76,33%, spesifisitas 94%, dan sensitivitas 76,33%. Hal ini menunjukkan bahwa kernel RBF lebih cocok untuk dataset yang digunakan, memberikan kemampuan yang lebih baik dalam menangani data yang tidak linier. Peningkatan ini menunjukkan bahwa pemilihan kernel yang tepat dapat memberikan dampak besar pada kinerja model. Skenario keempat mengoptimalkan parameter C dan gamma pada kernel RBF dengan nilai C = 10 dan gamma = 1. Hasilnya menunjukkan akurasi yang jauh lebih tinggi sebesar 86,42%, spesifisitas 96,60%, dan sensitivitas 86,42%. Hasil ini merupakan yang terbaik di antara semua skenario yang diuji. Dari keseluruhan hasil skenario uji coba, dapat disimpulkan bahwa pemilihan jenis kernel pada metode SVM dan pengaturan parameter sangat mempengaruhi performa pengujian. Kernel RBF lebih unggul karena kemampuan fungsinya yang non-linear, yang mendukung penanganan kasus multi kelas dengan lebih baik. Pengaturan parameter gamma yang lebih besar dari C membuat model lebih kompleks dalam mendeteksi perbedaan data. Penelitian ini menyoroti pentingnya pre-processing dan segmentasi gambar yang tepat dalam konteks penggunaan SVM, sebagai langkah kritis untuk meningkatkan akurasi, seiring dengan hasil penelitian sebelumnya yang menunjukkan efektivitas ekstraksi fitur ABCD Rule.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil mengimplementasikan dan menguji model Support Vector Machine (SVM) untuk klasifikasi penyakit kulit menggunakan ekstraksi fitur ABCD Rule. Melalui serangkaian pengujian dengan variasi parameter dan kernel, ditemukan bahwa penggunaan kernel Radial Basis Function (RBF) dengan optimasi hyperparameter C dan gamma memberikan performa terbaik. Hasil terbaik yang diperoleh menunjukkan akurasi sebesar 86,42%, spesifisitas 96,60%, dan sensitivitas 86,42%. Hal ini menunjukkan bahwa model yang dioptimalkan mampu secara efektif membedakan antara kasus penyakit kulit yang positif dan negatif. Penggunaan metode pre-processing seperti Inpaint Talea dan Gaussian blur juga terbukti efektif dalam mengatasi masalah noise rambut dan tepi hitam pada gambar dataset penyakit kulit. Metode ini meningkatkan kualitas citra yang digunakan untuk analisis lebih lanjut, memastikan bahwa data yang diproses adalah optimal. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam penerapan teknik machine learning dan pengolahan citra untuk diagnosa penyakit kulit, memperlihatkan bahwa teknik ini dapat meningkatkan akurasi dan efektivitas dalam identifikasi penyakit kulit.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Irijayanti, A. Wambrauw, I. Wahyuni, and A. A. Maranden, "Personal Hygiene dengan Kejadian Penyakit Kulit," *J. Ilm. Kesehat. Sandi Husada*, vol. 12, no. 1, pp. 169–175, 2023.
- [2] W. D. K. Surabaya, "STATISTIK 10 PENYAKIT TERBANYAK." Accessed: Mar. 07, 2024. [Online]. Available: <https://dinkes.surabaya.go.id/portalv2/profil/dkk-dalam-angka/statistik-10-penyakit-terbanyak/>
- [3] C. Dianzani *et al.*, "Current therapies for actinic keratosis," *Int. J. Dermatol.*, vol. 59, no. 6, pp. 677–684, 2020, doi: 10.1111/ijd.14767.
- [4] C. Miranda, "Skining dan Diagnosis Melanoma Kulit," *CDK Kournal*, vol. 47, no. 4, pp. 301–305, 2020.

- [5] K. Melbin and Y. J. V. Raj, "Integration of modified ABCD features and support vector machine for skin lesion types classification," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 80, no. 6, pp. 8909–8929, 2021, doi: 10.1007/s11042-020-10056-8.
- [6] D.- Andriansyah and Eka Wulansari Fridayanthie, "Optimization of Support Vector Machine and XGBoost Methods Using Feature Selection to Improve Classification Performance," *J. Informatics Telecommun. Eng.*, vol. 6, no. 2, pp. 484–493, 2023, doi: 10.31289/jite.v6i2.8373.
- [7] Joshua Agung Nurcahyo and Theopilus Bayu Sasongko, "Hyperparameter Tuning Algoritma Supervised Learning untuk Klasifikasi Keluarga Penerima Bantuan Pangan Beras," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 3, pp. 1351–1365, 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i3.3254.
- [8] A. Murugan, S. A. H. Nair, and K. P. S. Kumar, "Detection of Skin Cancer Using SVM, Random Forest and kNN Classifiers," *J. Med. Syst.*, vol. 43, no. 8, 2019, doi: 10.1007/s10916-019-1400-8.
- [9] S. Chatterjee, D. Dey, S. Munshi, and S. Gorai, "Dermatological expert system implementing the ABCD rule of dermoscopy for skin disease identification," *Expert Syst. Appl.*, vol. 167, p. 114204, 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2020.114204.
- [10] D. N. H. Thanh, V. B. S. Prasath, L. M. Hieu, and N. N. Hien, "Melanoma Skin Cancer Detection Method Based on Adaptive Principal Curvature, Colour Normalisation and Feature Extraction with the ABCD Rule," *J. Digit. Imaging*, vol. 33, no. 3, pp. 574–585, 2020, doi: 10.1007/s10278-019-00316-x.
- [11] M. Tahat, B. Abuata, and M. Nuser, "Computer Aided Diagnosis of Melanoma Based on the ABCD Rule," *Int. J. Comput. Digit. Syst.*, vol. 12, no. 1, pp. 643–652, 2022, doi: 10.12785/ijcds/120152.
- [12] R. Shalehuddin Albawani, F. Tri Anggraeny, and M. Muharrom Al Haromayni, "Implementasi Seblock Pada Klasifikasi Citra Penyakit Mata Manusia Dengan Arsitektur Mobilenetv3-Small," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 1, pp. 1123–1128, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8916.
- [13] Digital Bunker, "Understanding Gaussian Blurs." [Online]. Available: <https://digitalbunker.dev/understanding-gaussian-blurs/>
- [14] S. Kim and J. You, "Efficient LUT Design Methodologies of Transformation between RGB and HSV for HSV Based Image Enhancements," *J. Electr. Eng. Technol.*, no. 0123456789, 2024, doi: 10.1007/s42835-024-01859-y.
- [15] W. M. Baihaqi, Chyntia Raras Ajeng Widiawati, and Tegar Insani, "K-Means Clustering Based on Otsu Thresholding For Nucleus of White Blood Cells Segmentation," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 4, no. 5, pp. 907–914, 2020, doi: 10.29207/resti.v4i5.2309.
- [16] C. Guillemot and O. Le Meur, "Image Inpainting : Overview and recent advances," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 31, no. 1, pp. 127–144, 2014, doi: 10.1109/MSP.2013.2273004.
- [17] F. K. Fikriah, M. Burhanis Sulthan, N. Mujahidah, and M. Khoirur Roziqin, "Naïve Bayes untuk Klasifikasi Penyakit Daun Bawang Merah Berdasarkan Ekstraksi Fitur Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM)," *J. Komtika (Komputasi dan Inform.)*, vol. 6, no. 2, pp. 133–141, 2022, doi: 10.31603/komtika.v6i2.7925.
- [18] B. Montaruli, "Skin Lesions Classification using Computer Vision and Convolutional Neural Networks Image Processing and Artificial Vision Master Degree in Computer Science Engineering Polytechnic University of Bari," vol. 10000, no. 2018, pp. 1–33, 2019.
- [19] E. P. Mandyartha, F. A. Akbar, H. E. Wahanani, and F. Muttaqin, "Leukocyte counting using combination of first order statistical parameters and otsu's thresholding in microscopic blood image," *Proceeding - 6th Inf. Technol. Int. Semin. ITIS 2020*, pp. 156–161, 2020, doi: 10.1109/ITIS50118.2020.9321039.
- [20] V. K. Chauhan, K. Dahiya, and A. Sharma, "Problem formulations and solvers in linear SVM: a review," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 52, no. 2, pp. 803–855, 2019, doi: 10.1007/s10462-018-9614-6.
- [21] D. Alita, Y. Fernando, and H. Sulistiani, "Implementasi Algoritma Multiclass Svm Pada Opini Publik Berbahasa Indonesia Di Twitter," *J. Tekno Kompak*, vol. 14, no. 2, p. 86, 2020, doi: 10.33365/jtk.v14i2.792.
- [22] I. M. D. P. Asana and N. P. D. T. Yanti, "Sistem Klasifikasi Pengajuan Kredit Dengan Metode Support Vector Machine (SVM) I Made Dwi Putra Asana," *J. Sist. Cerdas*, vol. 6, no. 2, pp. 123–133, 2023.
- [23] J. Kostková, J. Flusser, M. Lébl, and M. Pedone, "Handling Gaussian blur without deconvolution," *Pattern Recognit.*, vol. 103, 2020, doi: 10.1016/j.patcog.2020.107264.
- [24] P. Li, T. Shi, Y. Zhao, and A. Lu, "Design of Threshold Segmentation Method for Quantum Image," *Int. J. Theor. Phys.*, vol. 59, no. 2, pp. 514–538, 2020, doi: 10.1007/s10773-019-04346-7.