

Visualisasi dan Analisis Histogram Warna Pada Citra Penyakit BSR untuk Mendukung Tahap Pra-Pemrosesan Citra

Beri Perima^{1*}, Chairani²

^{1,2}Fakultas Teknik Komputer, Teknik Informatika, IIB Darmajaya, Bandar Lampung, Indonesia

E-mail: ^{1*}beri.2521210017p@mail.darmajaya.ac.id, ²chairani@mail.darmajaya.ac.id

(* : corresponding author)

Abstrak

Penyakit *Basal Stem Rot (BSR)* merupakan penyakit penting pada tanaman kelapa sawit yang dapat menurunkan produktivitas. Analisis berbasis citra dapat mendukung deteksi penyakit, tetapi karakteristik distribusi warna perlu dipahami sebelum tahap klasifikasi. Penelitian ini bertujuan menganalisis distribusi warna citra daun kelapa sawit kelas *Healthy* dan *BSR* menggunakan Histogram pada ruang warna *RGB* dan *HSV* serta mengevaluasi kemampuan diskriminatif fitur warna. Dataset terdiri atas 2.438 citra dari repositori terbuka *Roboflow*. Setiap citra diproses melalui *resize 224×224 piksel*, *Gaussian Blur*, konversi *RGB* ke *HSV*, serta ekstraksi 12 parameter statistik berupa mean dan standar deviasi. Perbedaan distribusi antar kelas diuji menggunakan *Mann–Whitney U* dan besarnya perbedaan dihitung menggunakan *Cohen's d*. Kemampuan diskriminatif *G_Mean*, *S_Mean*, dan *V_Mean* dievaluasi menggunakan *Receiver Operating Characteristic (ROC)* dan *Area Under the Curve (AUC)*. Hasil menunjukkan ketiga fitur memiliki perbedaan signifikan (*p-value* = 0,0000) dengan ukuran efek besar. Nilai *AUC G_Mean*, *S_Mean*, dan *V_Mean* masing-masing sebesar 0,9794, 0,7362, dan 0,9790. Hasil menunjukkan bahwa analisis distribusi warna dapat mengidentifikasi fitur diskriminatif sebagai dasar pemilihan fitur dan perancangan pra-pemrosesan citra *BSR*.

Kata kunci: Analisis Warna, Citra, Histogram Warna, Kelapa Sawit, *Preprocessing*

Abstract

Basal Stem Rot (BSR) is an important disease affecting oil palm plants that can reduce productivity. Image-based analysis can support disease detection, but color distribution characteristics need to be understood before the classification stage. This study aims to analyze the color distribution of oil palm leaf images from *Healthy* and *BSR* classes using histograms in the *RGB* and *HSV* color spaces and to evaluate the discriminative ability of color features. The dataset consisted of 2,438 images obtained from the open *Roboflow* repository. Each image was processed through *224×224-pixel resizing*, *Gaussian Blur*, *RGB-to-HSV conversion*, and extraction of 12 statistical parameters consisting of mean and standard deviation. Differences between classes were tested using the *Mann–Whitney U* test, while the magnitude of differences was measured using *Cohen's d*. The discriminative ability of *G_Mean*, *S_Mean*, and *V_Mean* was evaluated using the *Receiver Operating Characteristic (ROC)* and *Area Under the Curve (AUC)*. The results showed significant differences among the three features (*p-value* = 0.0000) with large effect sizes. The *AUC values* for *G_Mean*, *S_Mean*, and *V_Mean* were 0.9794, 0.7362, and 0.9790, respectively. These findings indicate that color distribution analysis can identify discriminative features to support feature selection and *BSR* image preprocessing design.

Keywords: Color Analysis, Color Histogram, Image, Oil Palm, *Preprocessing*

1. PENDAHULUAN

Kelapa sawit merupakan salah satu komoditas unggulan yang berperan penting dalam sektor ekonomi Indonesia. Namun, produktivitas tanaman sawit sering terganggu oleh serangan penyakit, khususnya *Basal Stem Rot (BSR)* yang disebabkan oleh jamur *Ganoderma boninens* [1]. Penyakit ini bersifat destruktif karena dapat menyebabkan kerusakan jaringan tanaman hingga kematian. Metode deteksi konvensional masih mengandalkan observasi manual yang memiliki keterbatasan dalam hal subjektivitas dan konsistensi [2] [3]. Oleh karena itu, pendekatan berbasis citra digital mulai banyak dikembangkan sebagai solusi alternatif yang lebih objektif dan efisien [4] [5].

Salah satu tantangan utama dalam analisis citra adalah variasi kualitas citra yang

disebabkan oleh perbedaan pencahayaan, kondisi lingkungan, serta perangkat pengambilan gambar [6]. Variasi ini menyebabkan distribusi warna pada citra menjadi tidak konsisten sehingga memengaruhi hasil analisis lanjutan.

Histogram warna merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk merepresentasikan distribusi intensitas piksel dalam citra [7]. Melalui Histogram, pola distribusi warna dapat dianalisis untuk mengidentifikasi perbedaan karakteristik visual antara objek yang berbeda.

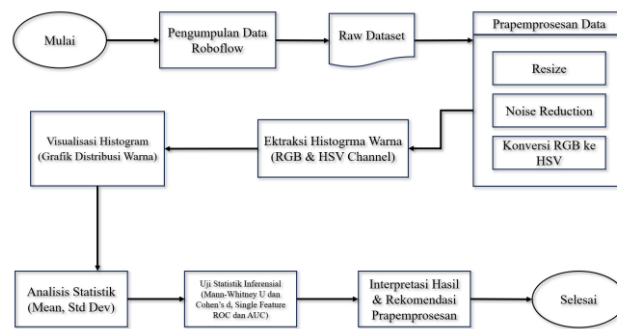
Penelitian mengenai deteksi penyakit *Basal Stem Rot (BSR)* pada kelapa sawit telah dilakukan menggunakan berbagai pendekatan. Khairunniza-Bejo et al. [1] memanfaatkan data *NIR-hyperspectral* dan *Support Vector Machine (SVM)* untuk mendeteksi infeksi *Ganoderma Boninense* yang menghasilkan akurasi sebesar 94,8%, sedangkan Haw et al. [2] membahas perkembangan metode *deep learning* dan teknik pengumpulan data untuk klasifikasi *BSR* yang menunjukkan hasil dari tinjauan bahwa masih jarang menggunakan metode *deep learning*. Win et al. [3] mengembangkan pendekatan *deep learning* menggunakan citra *UAV* untuk mendeteksi gejala awal *BSR* dengan memiliki nilai koefisien *dice* 97,8%, presisi sebesar 98,9% dan recall 98,2%. Meskipun pendekatan tersebut menunjukkan perkembangan dalam pemanfaatan data citra dan metode pembelajaran mesin untuk deteksi *BSR*, fokus penelitian terdahulu terutama berada pada pengembangan metode deteksi atau klasifikasi, bukan pada karakterisasi distribusi warna citra secara kuantitatif sebagai dasar pemilihan tahapan pra-pemrosesan. Dengan demikian, terdapat celah penelitian berupa belum adanya analisis yang secara khusus mengkaji distribusi warna pada ruang *RGB* dan *HSV*, termasuk nilai *mean*, standar deviasi, perbedaan statistik antar kelas, serta kemampuan diskriminatif fitur warna tunggal sebagai dasar untuk menentukan karakteristik citra yang relevan sebelum tahap klasifikasi. Penelitian ini mengisi celah tersebut dengan melakukan visualisasi Histogram *RGB* dan *HSV* serta analisis statistik pada citra daun kelapa sawit kelas *Healthy* dan *BSR* [7].

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dimaksudkan untuk menganalisa dan memvisualisasikan Histogram warna pada citra daun kelapa sawit pada penyakit *Basal Stem Rot (BSR)* yang mana dapat dijadikan pendukung pada tahapan pra-pemrosesan citra. Analisis ini dilakukan untuk memahami karakteristik penyebaran intensitas warna pada citra, sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam mendukung tahapan pra-pemrosesan (*preprocessing*) citra pada penelitian berbasis pengolahan citra digital.

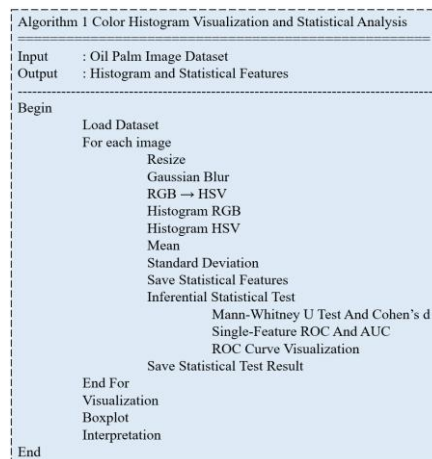
Histogram warna merupakan representasi distribusi intensitas piksel pada suatu citra yang mampu memberikan informasi mengenai komposisi warna secara keseluruhan [7] [8]. Dalam konteks citra tanaman kelapa sawit, distribusi warna dapat mencerminkan kondisi fisiologis tanaman, di mana perubahan warna tertentu dapat menjadi indikator adanya infeksi penyakit. Oleh karena itu, analisis Histogram warna menjadi penting untuk mengidentifikasi pola-pola visual yang membedakan antara kondisi tanaman sehat dan yang terinfeksi.

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam bentuk rekomendasi teknik pra-pemrosesan citra yang lebih efektif, khususnya dalam menjaga konsistensi distribusi warna. Dengan demikian, kualitas citra yang dihasilkan menjadi lebih stabil dan representatif untuk digunakan pada berbagai aplikasi analisis citra, termasuk dalam pengembangan sistem deteksi penyakit tanaman secara otomatis di masa mendatang.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Gambar 1, menunjukkan tahapan penelitian yang mencakup beberapa tahapan utama, yaitu pengumpulan dataset citra, pra-pemrosesan awal, ekstraksi Histogram warna pada berbagai ruang warna, visualisasi distribusi warna, analisis statistik, serta interpretasi hasil. Setiap tahapan dirancang untuk saling mendukung dalam menghasilkan pemahaman yang komprehensif terhadap karakteristik warna citra penyakit *Basal Stem Rot*.



Gambar 2. Pseudocode Analisis Histogram warna

Gambar 2 menjelaskan algoritma komputasi yang dilakukan dalam penelitian untuk memperoleh karakteristik warna dari citra daun kelapa sawit. Proses diawali dengan memuat dataset citra yang terdiri atas dua kelas, yaitu *Healthy* dan *Basal Stem Rot (BSR)*. Selanjutnya, setiap citra diproses secara berurutan melalui tahap *resize* untuk menyeragamkan ukuran citra menjadi 224×224 piksel, kemudian dilakukan *Gaussian Blur* untuk mengurangi *noise* sehingga kualitas citra menjadi lebih stabil sebelum dianalisis.

Setelah proses pra-pemrosesan, citra dikonversi dari ruang warna *RGB* ke *HSV*. Penggunaan kedua ruang warna tersebut bertujuan untuk memperoleh representasi distribusi warna yang lebih komprehensif. Histogram kemudian dihitung pada masing-masing kanal warna, yaitu *Red (R)*, *Green (G)*, *Blue (B)* pada ruang warna *RGB* serta *Hue (H)*, *Saturation (S)*, dan *Value (V)* pada ruang warna *HSV*. Berdasarkan Histogram tersebut, dihitung parameter statistik berupa nilai rata-rata (*mean*) dan standar deviasi (*standard deviation*) sebagai representasi numerik karakteristik warna setiap citra.

Tahap selanjutnya adalah *Inferential Statistical Test* yang dilakukan untuk menguji perbedaan karakteristik warna antara kelas *Healthy* dan *BSR*. Pengujian diawali dengan *Mann-Whitney U Test* untuk mengetahui apakah terdapat perbedaan yang signifikan secara statistik pada distribusi masing-masing fitur warna antara kedua kelas. Pengujian ini dilakukan terhadap fitur statistik warna yang telah diperoleh dari setiap citra. Selanjutnya, *Cohen's d* digunakan untuk mengukur besar efek (*effect size*) dari perbedaan karakteristik warna antara kelas *Healthy* dan *BSR*, sehingga analisis tidak hanya menunjukkan keberadaan perbedaan secara statistik, tetapi

juga memberikan informasi mengenai besarnya perbedaan tersebut.

Setelah pengujian perbedaan statistik, dilakukan analisis *Single-Feature ROC* dan *AUC* untuk mengevaluasi kemampuan masing-masing fitur warna secara individual dalam membedakan citra kelas *Healthy* dan *BSR*. Setiap fitur statistik warna diuji secara terpisah sebagai prediktor tunggal, kemudian nilai *Area Under the Curve (AUC)* digunakan untuk menggambarkan kemampuan diskriminatif fitur tersebut. Selanjutnya, *ROC Curve Visualization* dilakukan untuk memvisualisasikan hubungan antara *True Positive Rate* dan *False Positive Rate* pada berbagai nilai ambang (*threshold*), sehingga kemampuan masing-masing fitur dalam membedakan kedua kelas dapat diamati secara visual.

Seluruh hasil *Mann-Whitney U Test*, *Cohen's d*, *ROC*, dan *AUC* kemudian disimpan sebagai statistical test result untuk digunakan dalam analisis dan interpretasi hasil penelitian. Seluruh fitur statistik yang diperoleh kemudian disimpan untuk proses analisis lebih lanjut. Tahap berikutnya adalah melakukan visualisasi Histogram, penyusunan *boxplot* untuk membandingkan distribusi fitur warna antar kelas, serta interpretasi hasil guna mengidentifikasi perbedaan karakteristik warna antara citra daun sehat dan citra yang terinfeksi *Basal Stem Rot (BSR)*. Hasil analisis tersebut selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam memberikan rekomendasi teknik pra-pemrosesan citra yang sesuai untuk mendukung pengembangan model klasifikasi penyakit tanaman kelapa sawit.

2.1. Pengumpulan Data

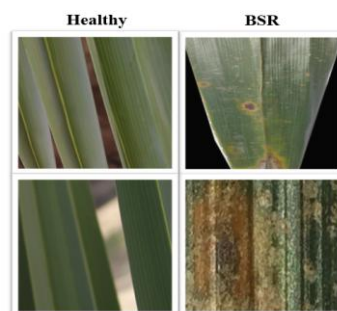
Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra daun kelapa sawit dengan dua kategori utama, yaitu tanaman sehat dan tanaman yang terindikasi penyakit *Basal Stem Rot (BSR)*. Data citra diperoleh dari sumber terbuka *Roboflow* yang menyediakan dataset berbasis computer vision, untuk dataset Roboflow dapat di akses pada :

- <https://universe.roboflow.com/palm-oil-leaves-ganoderma-disease-detection/palm-oil-leaf-ganoderma> [9]
- <https://universe.roboflow.com/new-workspace-aqlth/palm-22btw> [10]

Dataset yang digunakan memiliki karakteristik yang beragam, meliputi variasi resolusi citra, kondisi pencahayaan, latar belakang, serta sudut pengambilan gambar. Variasi ini mencerminkan kondisi nyata di lapangan dan menjadi faktor penting dalam analisis distribusi warna. Namun demikian, variasi tersebut juga dapat menyebabkan ketidakkonsistenan distribusi intensitas warna, sehingga diperlukan tahap pra-pemrosesan untuk menstabilkan karakteristik citra.

Penelitian ini menggunakan dataset citra daun kelapa sawit yang terdiri atas dua kelas, yaitu kelas daun sehat (*Healthy*) dan kelas daun yang terindikasi penyakit *Basal Stem Rot (BSR)*. Seluruh citra telah melalui tahapan pra-pemrosesan yang meliputi penyeragaman ukuran citra menjadi 224×224 piksel, reduksi noise menggunakan *Gaussian Blur*, serta konversi ruang warna dari *RGB* ke *HSV*. Tahapan ini bertujuan untuk memastikan konsistensi kualitas citra sebelum dilakukan analisis distribusi warna.

Dataset terdiri atas 2.438 citra yang dibagi ke dalam dua kelas, yaitu *Healthy* (1219 citra) dan *BSR* (1.219 citra). Seluruh dataset disimpan dalam dua direktori berdasarkan kelas masing-masing sebelum dilakukan proses ekstraksi Histogram, yang terdapat pada Gambar 3.



Gambar 3. Dataset Daun Kelapa Sawit

2.2. Pra-Pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan citra dilakukan untuk meningkatkan kualitas data serta menyeragamkan karakteristik citra sebelum dilakukan analisis Histogram warna. Proses ini bertujuan untuk mengurangi pengaruh variasi eksternal seperti pencahayaan dan *noise* yang dapat memengaruhi distribusi warna. Tahapan pra-pemrosesan yang dilakukan meliputi: *Resize* Citra yaitu mengubah ukuran seluruh citra menjadi dimensi yang seragam (224×224 piksel) untuk memastikan konsistensi dalam proses analisis. Kemudian *Noise Reduction* adalah Dilakukan penyaringan sederhana menggunakan filter seperti *Gaussian Blur* untuk mengurangi noise pada citra [11]. Setelah itu mengkonversi warna dari *RGB* ke *HSV* yang bertujuan agar dapat menggambarkan persepsi warna manusia, khususnya dalam memisahkan komponen warna (*hue*), kejenuhan (*saturation*), dan kecerahan (*value*), karena itulah di pilih ruang warna *HSV* sehingga dapat lebih representatif [7] [8] [12] [13]. Tahapan ini penting untuk memastikan bahwa analisis Histogram warna dilakukan pada citra dengan kualitas yang lebih stabil dan seragam.

2.3. Ekstraksi Histogram Warna

Ekstraksi Histogram warna dilakukan untuk memperoleh distribusi intensitas piksel pada setiap kanal warna. Histogram warna digunakan sebagai representasi statistik yang menggambarkan frekuensi kemunculan nilai intensitas tertentu dalam citra [7] [8] [12] [13]. Histogram di hitung pada dua ruang warna, yaitu : *RGB* (*Red, Green, Blue*) dan *HSV* (*Hue, Saturation, Value*) [13]. Secara sistematis, Histogram warna dapat dinyatakan sebagai :

$$h(i) = \frac{n_i}{N} \quad (1)$$

Keterangan:

$h(i)$: probabilitas kemunculan intensitas ke- i

n_i : jumlah piksel pada intensitas ke- i

N : total jumlah piksel dalam citra

Normalisasi Histogram dilakukan untuk mengubah frekuensi absolut menjadi distribusi probabilitas, sehingga memungkinkan perbandingan antar citra dengan ukuran berbeda. Ekstraksi Histogram ini menghasilkan fitur distribusi warna yang kemudian digunakan dalam proses visualisasi dan analisis statistik [7] [8].

2.4. Visualisasi dan Analisis Statistik

a. Visualisasi Histogram

Visualisasi Histogram dilakukan untuk menggambarkan distribusi intensitas warna dalam bentuk grafik. Setiap kanal warna divisualisasikan secara terpisah untuk memudahkan identifikasi pola distribusi. Tujuan dari visualisasi ini adalah untuk mengamati bentuk distribusi warna, mengidentifikasi dominasi warna tertentu dan membandingkan pola distribusi antar kelas (*Healthy* dan *BSR*) melalui visualisasi ini, perbedaan karakteristik warna antar citra dapat diamati secara kualitatif [7] [8].

b. Analisis Statistik Distribusi Warna

Selain analisis visual, dilakukan analisis statistik untuk memberikan interpretasi kuantitatif terhadap distribusi warna. Parameter statistik yang digunakan meliputi:

1) *Mean* (Rata-rata)

Analisis statistik dengan parameter *mean* ini digunakan untuk mengetahui kecenderungan warna dominan dalam citra [14]. Berikut rumusnya :

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (2)$$

Keterangan :

μ = Nilai Rata-rata intensitas

x_i = Nilai Piksel ke- i

N = Jumlah Piksel

2) Standar Deviasi

Pada parameter analisis statistik ini dapat menunjukkan Tingkat penyebaran warna dengan ketentuan: Nilai kecil (warna homogen) dan Nilai besar (warna bervariasi) [8]. Berikut ini ketentuan perhitungannya :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2} \quad (3)$$

Keterangan:

σ = Standar Deviasi

μ = Mean

x_i = Nilai Piksel

3) Interpretasi Statistik

Interpretasi statistik dilakukan untuk memberikan makna terhadap nilai-nilai kuantitatif yang diperoleh dari perhitungan parameter statistik, yaitu mean dan standar deviasi pada setiap kanal warna. Analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola distribusi warna yang membedakan antara citra tanaman sehat dan citra yang terinfeksi penyakit *Basal Stem Rot (BSR)*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Deskripsi Hasil Pengolahan Data

Berdasarkan hasil pengolahan, diperoleh sebanyak 2.438 citra (1219 citra *Healthy* & 1219 citra *BSR*) yang berhasil dianalisis. Setiap citra diekstraksi fitur statistik warna pada dua ruang warna, yaitu *RGB* dan *HSV*. Fitur yang dihitung meliputi nilai rata-rata (*mean*) dan standar deviasi (*standard deviation*) untuk setiap kanal warna. Dengan demikian, setiap citra menghasilkan 12 parameter statistik utama, yaitu *R_mean*, *G_mean*, *B_mean*, *R_std*, *G_std*, *B_std*, *H_mean*, *S_mean*, *V_mean*, *H_std*, *S_std*, dan *V_std*.

Hasil ekstraksi ini selanjutnya digunakan untuk menganalisis karakteristik distribusi warna antara citra sehat dan citra terinfeksi *BSR*.

3.2 Visualisasi Histogram Warna

Visualisasi Histogram *RGB* menunjukkan distribusi intensitas warna merah (*Red*), hijau (*Green*), dan biru (*Blue*) pada setiap kelas citra. Pada citra daun sehat, distribusi Histogram cenderung didominasi oleh kanal hijau. Hal ini menunjukkan bahwa daun sehat memiliki kandungan klorofil yang masih tinggi sehingga warna hijau menjadi komponen visual utama [7] [8] [12].

Sebaliknya, pada citra daun yang terinfeksi *BSR*, distribusi kanal hijau mengalami penurunan, sementara kanal merah dan biru menunjukkan peningkatan relatif pada rentang intensitas tertentu. Pergeseran ini mengindikasikan adanya perubahan fisiologis pada jaringan tanaman, seperti klorosis, nekrosis, atau perubahan warna menuju kekuningan dan kecoklatan [1] [7].

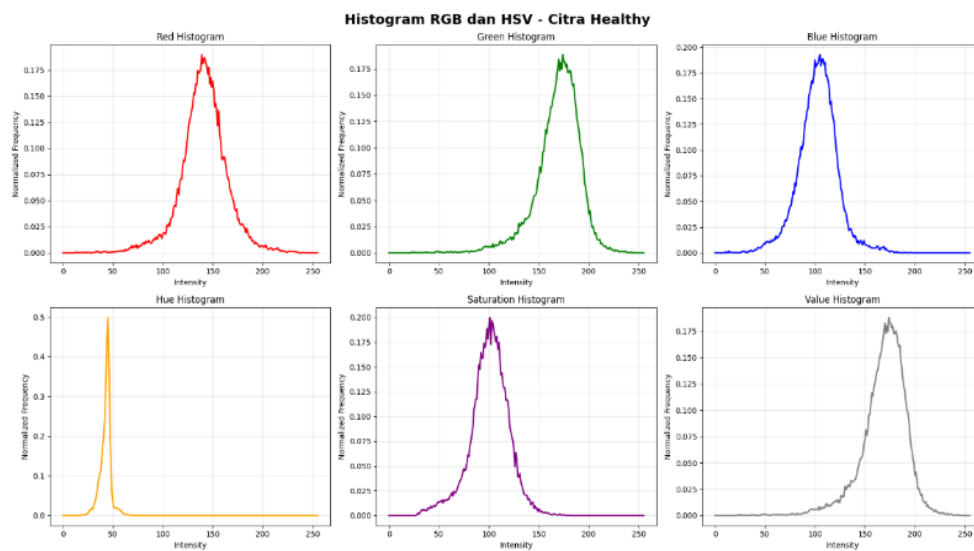
Kemudian pada ruang warna *HSV*, pola distribusi warna terlihat lebih jelas. Kanal *Hue* menunjukkan adanya pergeseran warna dominan dari hijau menuju kuning atau coklat pada citra terinfeksi. Kanal *Saturation* memperlihatkan tingkat kejenuhan warna yang lebih bervariasi pada citra *BSR*, sedangkan kanal *Value* menunjukkan kecenderungan penurunan tingkat kecerahan dibandingkan citra sehat [7] [8].

Hal ini menegaskan bahwa ruang warna *HSV* lebih sensitif dalam merepresentasikan perubahan warna akibat infeksi penyakit dibandingkan ruang warna *RGB* [7] [8].

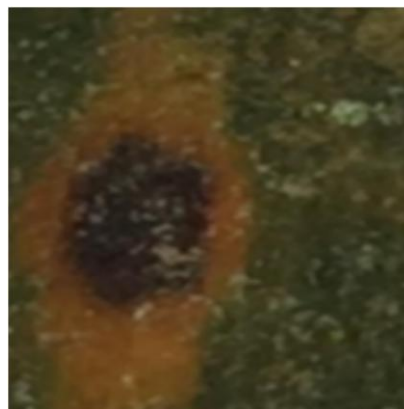


Gambar 4. Citra *Healthy*

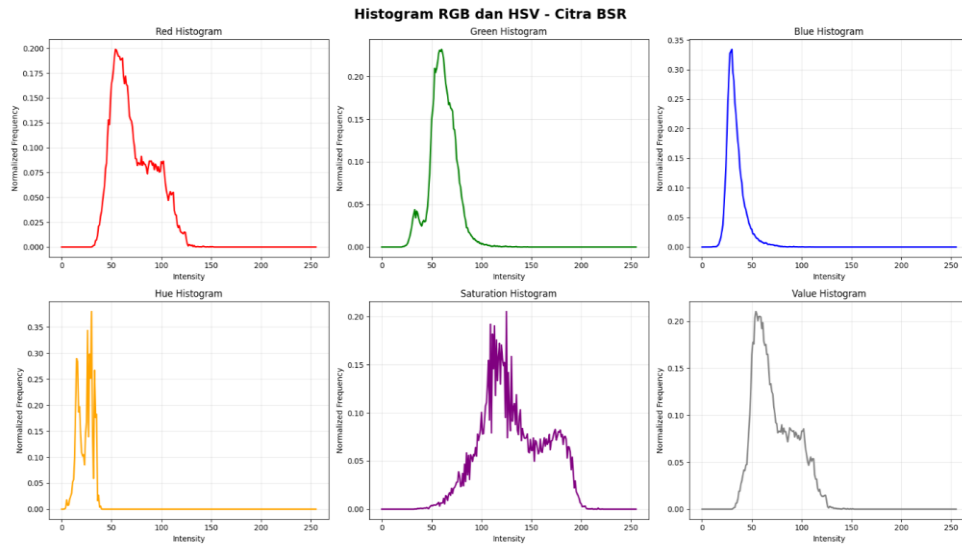
Visualisasi Histogram dilakukan untuk mengamati distribusi intensitas warna pada citra kelas *Healthy* dan *BSR* dalam ruang warna RGB dan HSV. Pada citra *Healthy* Gambar 4, distribusi keenam kanal warna (R, G, B, H, S, dan V) ditunjukkan pada Gambar 5, sedangkan contoh citra kelas *BSR* ditampilkan pada Gambar 6. Distribusi Histogram keenam kanal warna pada citra *BSR* selanjutnya ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 5. Histogram Citra *Healthy*



Gambar 6. Citra *BSR*



Gambar 7. Histogram Citra BSR

3.3 Analisis Statistik Distribusi Warna

Proses pengolahan dataset dilakukan secara terpisah untuk setiap kelas, yaitu kelas *Healthy* dan kelas *BSR*. Pemisahan ini bertujuan untuk memastikan bahwa karakteristik visual masing-masing kelas dapat dianalisis secara independen sebelum dilakukan perbandingan antar kelas. Berikut hasil proses dalam analisis dataset :

```
Memproses kelas: healthy
100%|██████████| 1219/1219 [00:25<00:00, 46.97it/s]

Memproses kelas: bsr
100%|██████████| 1219/1219 [00:28<00:00, 42.20it/s]
```

Gambar 8. Proses Analisis Dataset

Seperti yang terlihat pada Gambar 8 berdasarkan hasil eksekusi program, seluruh citra pada kedua kelas berhasil diproses tanpa kendala. Pada kelas *healthy*, sebanyak 1.219 citra telah dianalisis dengan waktu pemrosesan sekitar 25 detik, menghasilkan kecepatan rata-rata sebesar 46,97 citra per detik. Sementara itu, pada kelas *BSR*, sebanyak 1.219 citra berhasil diproses dalam waktu sekitar 28 detik, dengan kecepatan rata-rata mencapai 42,20 citra per detik.

Secara keseluruhan, total citra yang berhasil dianalisis adalah sebanyak 2.438 citra, terdiri dari: 1219 citra daun sehat (50%) & 1.219 citra daun terinfeksi *BSR* (50%).

Setelah seluruh dataset berhasil diproses, tahap berikutnya adalah menghasilkan kumpulan fitur statistik warna yang merepresentasikan karakteristik setiap citra. Proses ini merupakan inti dari analisis, karena setiap citra diubah dari bentuk visual menjadi data numerik yang dapat dianalisis secara kuantitatif.

Pada setiap citra, sistem terlebih dahulu menghitung nilai statistik untuk masing-masing kanal warna pada dua ruang warna, yaitu *RGB* dan *HSV*. Dari ruang warna *RGB* diperoleh nilai rata-rata (*mean*) dan standar deviasi untuk kanal merah (*R*), hijau (*G*), dan biru (*B*). Sementara itu, dari ruang warna *HSV* dihitung nilai mean dan standar deviasi untuk kanal *Hue* (*H*), *Saturation* (*S*), dan *Value* (*V*).

Dengan demikian, setiap citra menghasilkan total 12 parameter statistik, yaitu:

- R_Mean, G_Mean, B_Mean*
- R_Std, G_Std, B_Std*
- H_Mean, S_Mean, V_Mean*
- H_Std, S_Std, V_Std*

Sebagaimana yang ditunjukkan pada Gambar 9 berikut ini :

Ringkasan Statistik:

	R_Mean	G_Mean	B_Mean	R_Std	G_Std	B_Std	H_Mean	S_Mean	V_Mean
Class									
bsr	70.49	70.88	46.18	26.59	23.06	22.00	36.10	112.10	75.54
healthy	128.69	152.35	104.69	33.59	35.76	32.64	45.84	84.24	153.72

	H_Std	S_Std	V_Std
Class			
bsr	12.99	32.12	25.86
healthy	15.75	29.41	35.73

Gambar 9. Dataframe Hasil Analisis Statistik

Selain itu, informasi kelas citra (*Healthy* atau *BSR*) serta nama file citra juga disimpan sebagai identitas data. Struktur data hasil ekstraksi yang memuat informasi kelas, nama file, serta 12 fitur statistik warna ditunjukkan pada Gambar 10.

Class	Image	R_Mean	G_Mean	B_Mean	R_Std	G_Std	B_Std	H_Mean	S_Mean	V_Mean	H_Std	S_Std	V_Std
0 healthy	IMG_20220928_134049.jpg.rf.f540b3552c0c2b11515...	140.910136	169.134945	102.815450	23.431987	22.260134	19.690757	42.923709	100.456393	169.277364	5.449534	19.708378	22.293780
1 healthy	IMG_20230521_144419.jpg.rf.18be051389c4e4a9ae7...	129.563357	141.981386	108.359515	37.755604	38.428511	36.767840	38.868941	68.917630	145.319794	22.871072	37.350753	38.277584
2 healthy	IMG_20220928_134828.jpg.rf.d5bbf04f6ddddd35e9f...	148.591797	182.485690	111.383590	32.394816	34.923267	25.462406	45.710639	100.547752	182.546995	9.332174	23.341921	34.784412

Gambar 10. Dataframe Hasil Analisis Statistik Dataset

Untuk mengkonfirmasi perbedaan karakteristik warna yang diamati melalui Histogram dan *boxplot*, dilakukan pengujian statistik inferensial terhadap 12 fitur warna yang terdiri atas nilai mean dan standar deviasi pada ruang warna *RGB* dan *HSV*. Uji *Mann-Whitney U* digunakan untuk menguji perbedaan distribusi antara kelas *Healthy* dan *BSR* karena metode tersebut tidak mensyaratkan asumsi distribusi normal. Selain *p-value*, *Cohen's d* dihitung untuk mengetahui besarnya efek perbedaan antar kelas.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sebagian besar fitur memiliki perbedaan yang sangat signifikan antara kelas *Healthy* dan *BSR* dengan *p-value* < 0,001. Fitur *G_Mean* menunjukkan perbedaan paling besar dengan nilai *Cohen's d* sebesar 3,2350, diikuti *V_Mean* sebesar 3,1181, *B_Mean* sebesar 2,7588, dan *R_Mean* sebesar 2,4037. Sementara itu, *S_Mean* juga menunjukkan perbedaan yang signifikan dengan *Cohen's d* sebesar -0,9437. Satu-satunya fitur yang tidak menunjukkan perbedaan signifikan adalah *S_Std* dengan *p-value* = 0,5011 dan *Cohen's d* sebesar -0,2526. Hasil tersebut menunjukkan bahwa perbedaan karakteristik warna antara citra *Healthy* dan *BSR* tidak hanya terlihat secara visual, tetapi juga didukung oleh pengujian statistik.

=== HASIL UJI MANN-WHITNEY U DAN COHEN'S d ===

	Feature	Healthy_Mean	Healthy_SD	BSR_Mean	BSR_SD	Mann_Whitney_U	p_value	Cohens_d	Significance	Effect_Size
0	R_Mean	128.6870	13.4595	70.4861	31.4858	1403478.0	0.0000	2.4037	Sangat signifikan	Besar
1	G_Mean	152.3521	17.3255	70.8768	31.1202	1455345.0	0.0000	3.2350	Sangat signifikan	Besar
2	B_Mean	104.6877	9.0988	46.1830	28.5773	1406661.5	0.0000	2.7588	Sangat signifikan	Besar
3	R_Std	33.5923	6.0298	26.5878	14.6223	1108611.0	0.0000	0.6263	Sangat signifikan	Sedang
4	G_Std	35.7623	7.0852	23.0574	15.3929	1207820.0	0.0000	1.0603	Sangat signifikan	Besar
5	B_Std	32.6441	7.5939	22.0048	18.7727	1158117.0	0.0000	0.7430	Sangat signifikan	Sedang
6	H_Mean	45.8407	7.0014	36.1003	10.2533	1194711.0	0.0000	1.1095	Sangat signifikan	Besar
7	S_Mean	84.2362	21.5085	112.1046	35.7961	391941.5	0.0000	-0.9437	Sangat signifikan	Besar
8	V_Mean	153.7250	16.1214	75.5375	31.5860	1454765.0	0.0000	3.1181	Sangat signifikan	Besar
9	H_Std	15.7465	9.2107	12.9878	11.2771	978315.0	0.0000	0.2679	Sangat signifikan	Kecil
10	S_Std	29.4134	5.9525	32.1222	13.9481	731288.0	0.5011	-0.2526	Tidak signifikan	Kecil
11	V_Std	35.7251	6.9712	25.8597	14.7499	1164955.0	0.0000	0.8552	Sangat signifikan	Besar

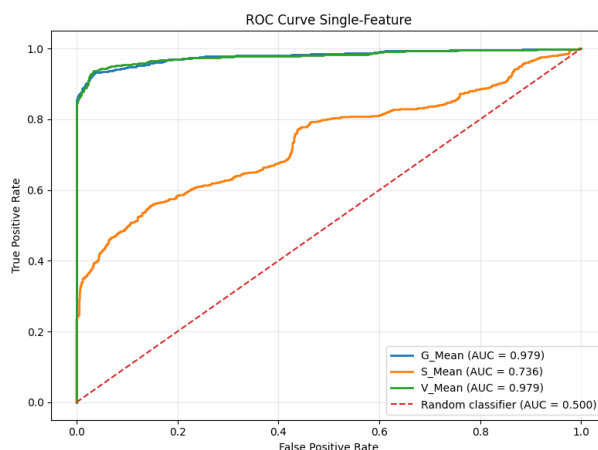
Gambar 11. Hasil Uji MANN-WHITNEY U DAN COHEN'S

Kemampuan diskriminatif ketiga fitur tersebut selanjutnya dievaluasi menggunakan *ROC* dan *AUC*. *G_Mean* menghasilkan nilai *AUC* sebesar 0.9794, *S_Mean* sebesar 0.7362, dan *V_Mean* sebesar 0.9790. Hasil tersebut menunjukkan bahwa *G_Mean* memiliki kemampuan diskriminatif paling tinggi untuk membedakan citra *Healthy* dan *BSR* pada pengujian single-feature [8] [14].

=== HASIL SINGLE-FEATURE AUC ===

	Feature	AUC_Raw	AUC_Discriminative	Interpretation
0	G_Mean	0.0206	0.9794	Sangat baik
1	S_Mean	0.7362	0.7362	Cukup
2	V_Mean	0.0210	0.9790	Sangat baik

Gambar 12. Hasil *Single Feature AUC*



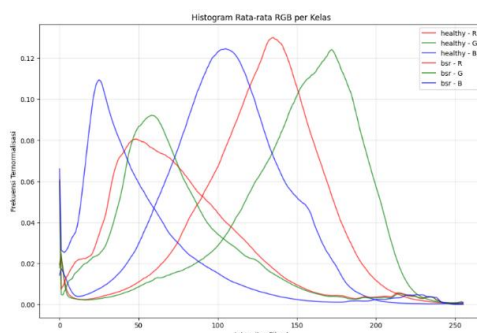
Gambar 13. Hasil *Single Feature ROC*

3.4 Perbandingan Karakteristik Warna Antar Kelas

a. Visualisasi Histogram Rata-Rata Per Kelas

Hasil analisis Histogram rata-rata menunjukkan bahwa citra *BSR* mengalami penurunan intensitas pada ketiga kanal *RGB* dibandingkan kelas *Healthy*. Penurunan paling besar terlihat pada kanal hijau, yang ditunjukkan oleh nilai *G_Mean* sebesar 152,35 pada kelas *Healthy* dan 70,88 pada kelas *BSR*. Perbedaan tersebut diperkuat oleh nilai *Cohen's d* sebesar 3,235 dan *AUC* sebesar 0,9794, yang menunjukkan bahwa *G_Mean* memiliki kemampuan diskriminatif yang sangat baik dalam membedakan kedua kelas.

Perubahan paling menonjol terlihat pada kanal merah dan hijau, yang mengindikasikan terjadinya degradasi klorofil serta perubahan fisiologis akibat infeksi. Temuan ini menegaskan bahwa analisis histogram *RGB* merupakan metode yang efektif untuk mengidentifikasi perbedaan karakteristik warna antar kelas, serta berpotensi besar untuk mendukung pengembangan sistem deteksi dini penyakit *BSR* berbasis citra digital [1] [7].



Gambar 14. Visualisasi Histogram Rata-Rata Perkelas

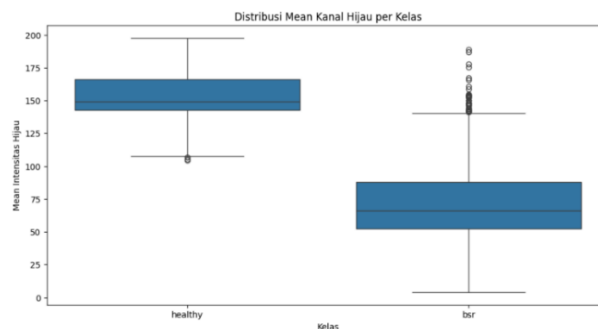
b. Visualisasi Boxplot

Visualisasi boxplot pada mean kanal hijau digunakan untuk mengevaluasi perbedaan distribusi intensitas hijau antara kelas *Healthy* dan kelas *BSR*. Mean kanal hijau bukan

pengukuran langsung kandungan klorofil, tetapi dapat menjadi indikator visual yang berkaitan dengan kehijauan daun dan kondisi klorofil, sehingga sangat relevan dalam membedakan kondisi daun sehat dan daun yang terinfeksi [7].

Hasil *boxplot* menunjukkan bahwa kelas *Healthy* memiliki median intensitas hijau yang jauh lebih tinggi dibandingkan kelas *BSR*. Median kelas *Healthy* berada pada kisaran sekitar 149–150, sedangkan median kelas *BSR* berada pada kisaran sekitar 65–67. Perbedaan median ini menunjukkan bahwa citra daun *Healthy* memiliki intensitas kehijauan yang lebih tinggi dibandingkan citra kelas *BSR*, yang secara visual dapat berkaitan dengan kondisi klorofil daun.

Secara keseluruhan, visualisasi *boxplot* menegaskan bahwa terjadi penurunan intensitas hijau yang cukup besar pada daun yang terinfeksi. Penurunan ini berkaitan langsung dengan degradasi klorofil akibat infeksi patogen. Oleh karena itu, fitur statistik kanal hijau, khususnya nilai rata-rata, sangat layak digunakan sebagai variabel utama dalam model klasifikasi otomatis untuk deteksi penyakit pada tanaman kelapa sawit.



Gambar 15. Diagram BoxPlot Mean Kanal Hijau Perkelas

3.5 Interpretasi Hasil

Berdasarkan analisis histogram rata-rata *RGB* dan visualisasi *boxplot mean* kanal hijau, dapat diinterpretasikan bahwa terdapat perbedaan karakteristik warna yang nyata antara daun kelapa sawit sehat dan daun yang terinfeksi *Basal Stem Rot (BSR)*.

Secara keseluruhan, kedua visualisasi tersebut membuktikan bahwa fitur warna, khususnya kanal hijau, memiliki kemampuan diskriminatif yang sangat baik dalam membedakan daun sehat dan daun terinfeksi. Temuan ini memperkuat dasar ilmiah bahwa parameter statistik warna dapat digunakan sebagai fitur utama dalam sistem klasifikasi otomatis untuk deteksi dini penyakit *Basal Stem Rot (BSR)* pada kelapa sawit [7] [8] [15].

Berikut ini adalah keluaran dari interpretasi hasil :

=== INTERPRETASI ===

```
Kelas: bsr
Rata-rata RGB : R=70.49, G=70.88, B=46.18
Rata-rata HSV : H=36.10, S=112.10, V=75.54

Kelas: healthy
Rata-rata RGB : R=128.69, G=152.35, B=104.69
Rata-rata HSV : H=45.84, S=84.24, V=153.72
```

Gambar 16. Interpretasi Hasil

Berdasarkan hasil perhitungan rata-rata warna, terdapat perbedaan karakteristik yang cukup jelas antara citra kelas *Healthy* dan *BSR* pada ruang warna *RGB* maupun *HSV*. Pada ruang warna *RGB*, kelas *Healthy* memiliki nilai rata-rata *R* sebesar 128,69, *G* sebesar 152,35, dan *B* sebesar 104,69, sedangkan kelas *BSR* memiliki nilai *R* sebesar 70,49, *G* sebesar 70,88, dan *B* sebesar 46,18. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kelas *BSR* mengalami penurunan intensitas pada seluruh kanal *RGB* dibandingkan kelas *Healthy*. Penurunan paling besar secara nilai absolut terdapat pada kanal hijau, yaitu dari 152,35 pada kelas *Healthy* menjadi 70,88 pada kelas *BSR*.

Kondisi tersebut menunjukkan bahwa citra *Healthy* memiliki karakteristik warna yang lebih terang dan lebih dominan hijau, sedangkan citra *BSR* cenderung lebih gelap dan mengalami penurunan komponen warna hijau.

Pada ruang warna *HSV*, kelas *Healthy* memiliki nilai rata-rata *H* sebesar 45,84, *S* sebesar 84,24, dan *V* sebesar 153,72, sedangkan kelas *BSR* memiliki nilai *H* sebesar 36,10, *S* sebesar 112,10, dan *V* sebesar 75,54. Perbedaan nilai *H* menunjukkan adanya perubahan karakteristik rona warna antara kedua kelas. Nilai *S* yang lebih tinggi pada kelas *BSR* menunjukkan bahwa warna pada citra *BSR* memiliki tingkat saturasi yang lebih tinggi dibandingkan kelas *Healthy*. Sementara itu, nilai *V* pada kelas *BSR* jauh lebih rendah dibandingkan kelas *Healthy*, yaitu 75,54 dibandingkan 153,72, yang menunjukkan bahwa citra *BSR* memiliki tingkat kecerahan yang lebih rendah.

Hasil interpretasi ini menunjukkan bahwa perubahan karakteristik warna antara citra *Healthy* dan *BSR* dapat diamati secara kuantitatif melalui ruang warna *RGB* dan *HSV*. Temuan tersebut selanjutnya diperkuat oleh hasil pengujian statistik inferensial dan analisis *ROC-AUC* yang digunakan untuk mengukur signifikansi, ukuran efek, dan kemampuan diskriminatif fitur warna.

3.6 Rekomendasi Pra-Pemrosesan

Secara keseluruhan, analisis histogram rata-rata *RGB* dan *boxplot* distribusi mean kanal hijau menunjukkan bahwa fitur warna memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan daun kelapa sawit sehat dengan daun yang terinfeksi *Basal Stem Rot (BSR)*. Kelas *Healthy* dicirikan oleh dominasi kanal hijau, nilai intensitas yang lebih tinggi, serta distribusi yang relatif homogen. Sebaliknya, kelas *BSR* menunjukkan penurunan intensitas hijau, penyebaran data yang lebih luas, dan peningkatan variasi warna akibat degradasi klorofil, klorosis, serta nekrosis jaringan daun.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa fitur statistik warna, khususnya *G_Mean*, memiliki kemampuan diskriminatif yang tinggi dalam membedakan kelas *Healthy* dan *BSR*. *G_Mean* menghasilkan *AUC* sebesar 0,9794, serta ukuran efek *Cohen's d* sebesar 3,235.

Berdasarkan hasil tersebut, beberapa tahapan *preprocessing* direkomendasikan sebelum data digunakan dalam proses pemodelan klasifikasi. Dilakukan normalisasi nilai fitur menggunakan metode *Min-Max Scaling* atau *Standardization* agar seluruh *variabel* berada pada skala yang seragam [14] [16]. Penanganan outlier perlu dipertimbangkan, khususnya pada fitur yang menunjukkan banyak pencilan, dengan menggunakan metode *Interquartile Range (IQR)* atau *Winsorization*. Seleksi fitur dapat dilakukan untuk memilih parameter warna yang paling informatif, seperti *G_Mean*, *H_Mean*, dan *S_Mean*. Jika jumlah data antar kelas tidak seimbang, dapat diterapkan teknik penyeimbangan data seperti *SMOTE* atau *class weighting* [16] [17]. Untuk meningkatkan *robustness* model, disarankan melakukan standarisasi pencahayaan pada citra, segmentasi area daun untuk menghilangkan latar belakang, serta augmentasi data guna meningkatkan variasi sampel [6] [11] [15] [18].

Dengan tahapan pra-pemrosesan yang tepat, kualitas data masukan akan semakin baik sehingga dapat meningkatkan akurasi, stabilitas, dan generalisasi model klasifikasi pada tahap selanjutnya.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil analisis karakteristik warna menggunakan ruang warna *RGB* dan *HSV*, terdapat perbedaan karakteristik warna antara citra daun kelapa sawit sehat (*Healthy*) dan citra daun yang terinfeksi *Basal Stem Rot (BSR)*. Pada ruang warna *RGB*, citra *BSR* menunjukkan penurunan intensitas pada seluruh kanal *RGB* dibandingkan kelas *Healthy*, dengan penurunan yang paling menonjol pada kanal hijau. Hasil ekstraksi statistik menunjukkan bahwa nilai *G_Mean* pada kelas *Healthy* sebesar 152,352, sedangkan pada kelas *BSR* sebesar 70,877.

Hasil pengujian *Mann-Whitney U* menunjukkan bahwa 11 dari 12 fitur warna memiliki perbedaan signifikan dengan nilai *p-value* < 0,001, sedangkan *S_Std* tidak menunjukkan

perbedaan signifikan ($p\text{-value} = 0,5011$). Ukuran efek terbesar ditemukan pada G_Mean dengan $Cohen's d$ sebesar 3,235, diikuti V_Mean sebesar 3,118 dan B_Mean sebesar 2,759.

Hasil analisis *ROC single-feature* juga menunjukkan bahwa G_Mean dan V_Mean memiliki kemampuan diskriminatif yang sangat baik, masing-masing dengan nilai AUC sebesar 0,9794 dan 0,9790, sedangkan S_Mean menghasilkan AUC sebesar 0,7362. Dengan demikian, G_Mean dan V_Mean merupakan fitur warna yang paling kuat dalam membedakan citra *Healthy* dan *BSR* pada analisis *single-feature*.

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa analisis Histogram dan parameter statistik warna dapat digunakan untuk mengkarakterisasi perbedaan citra *Healthy* dan *BSR* secara kuantitatif. Temuan ini dapat menjadi dasar dalam pemilihan fitur dan perancangan tahap pra-prosesan sebelum dilakukan pengembangan model klasifikasi penyakit *BSR*.

Berdasarkan hasil penelitian yang diperoleh, beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan penelitian selanjutnya adalah Perlu dilakukan tahap *preprocessing* yang lebih komprehensif, seperti normalisasi pencahayaan, segmentasi area daun, dan penghilangan latar belakang, agar fitur warna yang diekstraksi lebih representatif dan konsisten. Analisis dapat diperluas dengan menambahkan fitur tekstur, seperti *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)*, *Local Binary Pattern (LBP)*, atau fitur bentuk, sehingga informasi yang diperoleh tidak hanya terbatas pada karakteristik warna. Fitur-fitur yang telah terbukti diskriminatif sebaiknya digunakan sebagai input pada model klasifikasi, seperti *Artificial Neural Network (ANN)*, *Convolutional Neural Network (CNN)*, *Support Vector Machine (SVM)*, atau algoritma machine learning lainnya untuk mengevaluasi performa klasifikasi secara kuantitatif.

Pengujian pada dataset yang lebih beragam, baik dari segi kondisi pencahayaan, usia daun, maupun tingkat keparahan infeksi, perlu dilakukan untuk meningkatkan generalisasi model. Untuk implementasi di lapangan, disarankan mengembangkan sistem deteksi berbasis aplikasi mobile atau perangkat cerdas yang mampu melakukan identifikasi penyakit secara real-time, sehingga dapat mendukung proses monitoring kesehatan tanaman secara lebih cepat, akurat, dan efisien. Dengan pengembangan tersebut, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang lebih luas dalam bidang pertanian presisi, khususnya dalam deteksi dini dan pengendalian penyakit *Basal Stem Rot (BSR)* pada tanaman kelapa sawit.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Khairunniza-Bejo *et al.*, "Non-Destructive Detection of Asymptomatic Ganoderma boninense Infection of Oil Palm Seedlings Using NIR-Hyperspectral Data and Support Vector Machine," *Appl. Sci.* 2021, vol. 11, no. 22, p. 10878, Nov. 2021, doi: 10.3390/AP112210878.
- [2] Y. H. Haw, *et al.*, "Classification of basal stem rot using deep learning : a review of digital data collection and palm disease classification methods," *PeerJ Computer Science*, vol. 9, no. e1325, pp. 1–30, 2023, doi: 10.7717/peerj-cs.1325.
- [3] O. Win, T. Weng, T. Lee, and L. Weng, "Early symptom detection of basal stem rot disease in oil palm trees using a deep learning approach on UAV images," vol. 213, p. 108192, 2025, doi: 10.1016/j.compag.2023.108192.
- [4] Z. Azzahro, R. Rahmadwati, A. A. R. Razak, and A. F. Faruq, "Identification of BSR Disease in Oil Palm from UAV Imagery Using CNN and SCNN Approaches," *Kinet. Game Technol. Inf. Syst. Comput. Network, Comput. Electron. Control*, vol. 11, no. 2, pp. 285-294, 2026, doi: 10.22219/kinetik.v11i2.2546.
- [5] S. Mutmainah and Z. Alamin, "Detection of Coffee Leaf Diseases Using Deep Learning to Support Digitalization and Smart Agriculture," vol. 7, no. 3, pp. 2517–2533, 2026, doi: 10.52436/1.jutif.2026.7.3.5338.
- [6] M. Minarni, *et al.*, "Plant Disease Identification Using Image Processing: A Systematic Literature Review," *J. RESTI*, vol. 10, no. 1, pp. 189–200, 2026, doi: 10.29207/resti.v10i1.7171.
- [7] H. Hamdani, A. Septiarini, A. Sunyoto, S. Suyanto, and F. Utaminigrum, "Detection of

- oil palm leaf disease based on color histogram and supervised classifier,” *Optik*, vol. 245, p. 167753, 2021, doi: 10.1016/J.IJLEO.2021.167753.
- [8] E. P. Atika and F. A. S. Ningrum, “Comparison of GLCM and HSV Color Histogram Feature Extraction for Oil Palm Leaf Disease Classification,” *Internet Things Artif. Intell. J.*, vol. 6, no. 1, pp. 95–102, 2026, doi: 10.31763/iota.v6i1.1104.
- [9] “Palm Oil Leaf Ganoderma > Browse.” Accessed: Aug. 26, 2026. [Online]. Available: <https://universe.roboflow.com/palm-oil-leaves-ganoderma-disease-detection/palm-oil-leaf-ganoderma/browse?queryText=&pageSize=50&startIndex=0&browseQuery=true>
- [10] “Palm Dataset > Overview.” Accessed: Aug. 26, 2026. [Online]. Available: <https://universe.roboflow.com/new-workspace-aqlth/palm-22btw>
- [11] R. Kurniawan and L. Sunardi, “Integration of Image Enhancement Technique with DenseNet201 Architecture for Identifying Grapevine Leaf Disease,” *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 24, no. 2, pp. 333–346, 2025, doi: 10.30812/matrik.v24i2.4137.
- [12] W. S. Sari and C. A. Sari, “Klasifikasi Bunga Mawar Menggunakan Knn Dan Ekstraksi Fitur Glcm Dan Hsv,” *SKANIKA: Sistem Komputer dan Teknik Informatika*, vol. 5, no. 2, pp. 145–156, 2022, doi: 10.36080/skanika.v5i2.2951.
- [13] F. J. Putri *et al.*, “Perbandingan Kinerja Algoritma Knn Dan Svm Dalam Klasifikasi Kematangan Buah Jeruk Medan Berdasarkan Citra Digital,” *SKANIKA Sistem Komputer dan Teknik Informatika*, vol. 9, no. 1, pp. 159–170, 2026, doi: 10.36080/skanika.v9i1.3661.
- [14] B. Triandi and L. Tanti, “Optimization of Mlp-Nn for Mango Leaf Disease Prediction Using Image-Based Feature Extraction,” *JITK (Jurnal Ilmu Pengetah. dan Teknol. Komputer)*, vol. 11, no. 3, pp. 680–691, 2026, doi: 10.33480/jitk.v11i3.7031.
- [15] A. Wanto, Poningsih, A. D. Gs, and S. Andini, “Refining CNN-Based Models for Multi-Class Corn Leaf Disease Classification,” *J. RESTI*, vol. 10, no. 2, pp. 483–494, 2026, doi: 10.29207/resti.v10i2.7400.
- [16] R. Rahmatia, M. R. Rasyid, and N. Arifin, “Hybrid Machine Learning Models Based on MobileNetV2 Feature Extraction for Robusta Coffee Leaf Disease Classification,” *J. Embed. Syst. Secur. Intell. Syst.*, vol. 7, no. 1, pp. 127–136, 2026, doi: 10.59562/jessi.v7i1.11896.
- [17] I. Verawati, M. Hisam, and Y. Pristyanto, “Open-Set Recognition for Potato Leaf Disease Identification Using OpenMax,” *J. RESTI*, vol. 9, no. 4, pp. 840–849, 2025, doi: 10.29207/resti.v9i4.6525.
- [18] M. Fadhilla and D. Suryani, “Android Application for Tomato Leaf Disease Prediction Based on,” *J. Rekayasa Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 158, pp. 1–6, 2023.