

## Segmentasi Citra Daun Tomat Berpenyakit dengan Metode K-Means Clustering pada Ruang Warna HSV

Haidar Ahmad Fajri<sup>1</sup>, Safrizal Ardana Ardiyansa<sup>2</sup>, Eric Julianto<sup>3</sup>

fajrihaidar07@gmail.com<sup>1</sup>, safrizal@student.ub.ac.id<sup>2</sup>, ericjulianto00@gmail.com<sup>3</sup>

<sup>1,2</sup> Department of Mathematics, Brawijaya University, Malang, Indonesia

<sup>1,2,3</sup> Braincore, Jakarta, Indonesia

---

### Informasi Artikel

Diterima : 2 Feb 2025  
Direvisi : 8 Apr 2025  
Disetujui : 15 Apr 2025

---

### Kata Kunci

Daun tomat,  
K-means clustering,  
ruang warna HSV,  
segmentasi penyakit

---

### Abstrak

Tomat memiliki manfaat kesehatan dan nilai ekonomi tinggi, tetapi rentan terhadap penyakit yang dapat menurunkan hasil panen hingga 50–60%. Deteksi dini penyakit daun tomat diperlukan untuk mengurangi kerugian. Identifikasi manual memakan waktu dan biaya tinggi, sehingga dibutuhkan teknik yang efisien. Penelitian ini mengusulkan teknik *preprocessing* berbasis pemrosesan citra menggunakan *contrast stretching*, *clustering*, penghapusan *background*, dan konversi ke ruang *Hue-Saturation-Value*. Hasil menunjukkan bahwa teknik yang diusulkan mampu mengidentifikasi penyakit *septoria spot*, *mosaic virus*, dan *bacterial spot* yang masing-masing adalah 94.99%, 92.83%, dan 94.57%. *Bacterial spot* juga memiliki sensitivitas tertinggi yaitu 88.02%. Hal ini mengindikasikan bahwa teknik ini efektif dalam mendeteksi penyakit tersebut, namun *mosaic virus* memiliki sensitivitas yang lebih rendah yaitu sebesar 82.53%. Hal tersebut mengindikasikan bahwa ada beberapa kasus yang tidak teridentifikasi dengan benar. *Bacterial spot* memiliki nilai tertinggi sebesar 87.74% pada  $F_1$ -score yang diikuti *septoria spot* sebesar 87.01% dan *mosaic virus* sebesar 85.59%.

---

### Keywords

Tomato leaf,  
K-means clustering,  
HSV color space,  
disease segmentation

---

### Abstract

Tomatoes have health benefits and high economic value, but are susceptible to diseases that can reduce yields by 50-60%. Early detection of tomato leaf diseases is necessary to reduce losses. Manual identification is time-consuming and costly, so an efficient technique is needed. This research proposes an image processing-based preprocessing technique using contrast stretching, clustering, background removal, and conversion to Hue-Saturation-Value color space. The results show that the proposed technique is able to identify septoria spot, mosaic virus, and bacterial spot, which are 94.99%, 92.83%, and 94.57%, respectively. Bacterial spot also had the highest sensitivity of 88.02%. This indicates that the technique is effective in detecting the disease, however mosaic virus has a lower sensitivity of 82.53%. This value indicates that several cases were not correctly identified. Bacterial spot had the highest value of 87.74% in  $F_1$ -score followed by septoria spot at 87.01% and mosaic virus at 85.59%.

## A. Pendahuluan

Tomat adalah sumber senyawa bioaktif yang penting dengan berbagai manfaat kesehatan, seperti kandungan vitamin, antioksidan, dan zat antikanker [1]. Tomat juga dikenal sebagai sumber utama dari vitamin C dan E, likopen,  $\beta$ -karoten, lutein, serta flavonoid [2]. Likopen yang terkandung dalam tomat memiliki efek protektif terhadap kardiovaskular. Kandungan tersebut dapat menurunkan risiko serangan jantung, tekanan darah, mencegah oksidasi kolesterol LDL, dan menurunkan risiko penyakit kanker [3]. Kandungan dari antioksidan, anti-mutagenik, anti-proliferatif, anti-inflamasi, dan anti-aterogenik pada tomat, menjadikannya bermanfaat dalam mencegah gangguan penyakit degeneratif [4]. Tomat juga memiliki manfaat untuk kesehatan kulit [5]. Suplemen yang berasal dari buah tomat dapat melindungi kulit dari kerusakan akibat sinar UV dan proses penuaan dini [6]. Hal tersebut mampu mengurangi pembentukan eritema pada kulit, sehingga memperbaiki penampilan kulit, serta mencegah kerusakan dan penuaan kulit akibat paparan cahaya [7].

Tomat merupakan salah satu tanaman yang paling penting secara ekonomi di seluruh dunia, karena produksi dan konsumsi tomat yang selalu meningkat seiring pertumbuhan populasi [8]. Produksi buah tomat sangat besar di berbagai belahan dunia, contohnya di Amerika Serikat dengan produksi 27,7 miliar pon tomat setiap tahun, yang setara dengan nilai ekonomi sebesar \$25 miliar [9]. Budidaya tomat di Uzbekistan mencakup 40–45% dari total keseluruhan lahan tanaman sayuran dan berkontribusi pada pertumbuhan ekonomi serta peningkatan asupan gizi lokal [10]. Budidaya tomat juga memiliki nilai ekonomi dan sosial yang tinggi di Meksiko sebagai bahan kuliner serta kemampuannya beradaptasi dengan faktor iklim [11]. Tomat juga menempati peringkat keempat sebagai komoditas pertanian penting di Amerika Serikat dengan negara bagian Virginia yang memproduksi 2.200 hingga 2.800 hektar tomat pasar segar setiap tahunnya [12]. Permintaan tomat di wilayah utara dengan musim tanam pendek juga telah mendorong pengembangan kultivar baru yang diadaptasi untuk kondisi tersebut [9]. Tomat olahan juga memiliki nilai sosial-ekonomi yang signifikan, dengan produksi global mencapai 77 juta ton pada tahun 2014. Hal ini menjadikan buah tomat sebagai salah satu komoditas utama dalam perekonomian dunia [13].

Budidaya buah tomat menawarkan keuntungan ekonomi yang tinggi bagi para produsen, meskipun memiliki risiko besar akibat sensitivitas terhadap perubahan iklim dan serangan hama [14]. Produksi tomat dapat dilakukan secara ekonomis baik di lingkungan rumah kaca maupun di ladang terbuka, namun tantangan serius seperti penyakit tanaman dapat menyebabkan kerugian besar [15], [16]. Penyakit ini disebabkan oleh patogen seperti jamur, bakteri, fitoplasma, dan virus, sehingga deteksi dini dan pengelolaan yang efektif menjadi hal yang sangat penting untuk dilakukan [17]. Salah satu contohnya adalah infeksi dari *Enterobacter cloacae* yang dapat menyebabkan bercak kecokelatan pada daun tomat. Hal ini ditandai dengan bercak kecil tidak beraturan yang berujung pada pengeringan dan kematian daun [18]. Penyakit pada daun tomat ini tidak hanya memengaruhi kualitas hasil panen tetapi juga dapat mengurangi hasil panen sebesar 50-60%, sehingga deteksi dini diperlukan untuk meminimalkan kerugian dan potensi produksi tomat yang besar dapat dimaksimalkan [19], [20], [21], [22].

Identifikasi manual penyakit pada daun tanaman memerlukan biaya tinggi dan memakan waktu, sehingga diperlukan metode otomatis untuk proses deteksi yang

lebih efisien [23]. Teknik pemrosesan citra banyak digunakan untuk mendeteksi penyakit pada daun tanaman karena terbukti memberikan kecepatan dan akurasi yang tinggi dibandingkan inspeksi visual manual [24]. Salah satu pendekatan yang sering digunakan adalah segmentasi bagian berpenyakit pada daun menggunakan *deep learning*. Metode ini memberikan hasil yang menjanjikan dalam segmentasi penyakit pada daun, serta menyediakan wawasan berharga untuk analisis fenotipe dan klasifikasi otomatis tanaman, namun kinerja metode *deep learning* cenderung menurun saat diterapkan pada *dataset* atau kondisi lapangan berbeda, seperti pencahayaan tidak merata atau *background* yang kompleks [25], [26]. Penggunaan model *deep learning* juga membutuhkan *dataset* yang besar dan waktu pelatihan yang sangat lama [27]. Hal tersebut dapat menyebabkan keterbatasan dalam hasil klasifikasi serta risiko pengambilan keputusan yang kurang akurat jika tidak memiliki cukup banyak data [27], [28].

Pendekatan alternatif seperti teknik *preprocessing* berbasis pemrosesan citra yang lebih mudah dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan tersebut. Pendekatan tersebut memanfaatkan algoritma clustering untuk mengidentifikasi bagian daun tomat yang tidak sehat [29]. Teknik pemrosesan sederhana seperti K-means *clustering* telah terbukti berhasil dalam mendeteksi penyakit tanaman secara efisien [30]. Jadi, teknik *preprocessing* sederhana dapat menjadi solusi alternatif yang efektif untuk mengatasi keterbatasan metode *deep learning* dalam segmentasi penyakit daun tomat. Hal ini mendorong penelitian ini untuk mengusulkan metode K-means *clustering* pada ruang *Hue-Saturation-Value* (HSV) untuk mensegmentasi citra daun tomat berpenyakit.

Kontribusi dari penelitian adalah menunjukkan bahwa teknik *preprocessing* sederhana dapat digunakan untuk mensegmentasi bagian berpenyakit pada daun tomat dengan performa yang cukup tinggi. Teknik ini dapat menjadi alternatif dari segmentasi penyakit daun menggunakan model *deep learning*, yang membutuhkan *dataset* pelatihan yang cukup besar dan waktu pelatihan yang cukup lama. Teknik tersebut juga dapat digunakan sebagai acuan pada penelitian berikutnya dalam melakukan *preprocessing* citra daun untuk mendeteksi bagian berpenyakit dengan *deep learning*, selain itu penelitian ini juga memiliki kontribusi di bidang pertanian yang membantu para produsen dalam memaksimalkan produksi tomat yang besar.

Struktur dari artikel ini terdiri dari latar belakang yang dilanjutkan dengan metode penelitian. Hasil dan pembahasan dari *preprocessing* citra serta performa dari teknik segmentasi citra pada artikel disajikan di bagian ketiga. Bagian terakhir artikel ini menyajikan mengenai kesimpulan dari hasil penelitian dan rekomendasi untuk penelitian selanjutnya, serta referensi yang digunakan pada penelitian ini.

## **B. Metode Penelitian**

Bagian ini akan membahas mengenai metode penelitian yang dilakukan pada penelitian ini. Pembahasan tersebut terdiri dari sumber *dataset* yang digunakan, penjelasan mengenai langkah *preprocessing* citra, dan pendefinisian metrik yang digunakan untuk mengukur performa segmentasi dari teknik yang diusulkan.

### **1. Data Penelitian**

Sumber *dataset* yang digunakan di dalam penelitian ini adalah beberapa citra daun tomat beserta citra hasil segmentasi penyakit daun tomat yang bersesuaian.

Citra hasil segmentasi merupakan citra yang sudah dipisahkan menjadi tiga bagian berbeda, yaitu bagian sehat yang berwarna hijau, bagian penyakit yang ditandai dengan warna merah, dan *background* yang berwarna putih. Citra hasil segmentasi tersebut digunakan sebagai data uji. *Dataset* yang digunakan juga terbagi menjadi tiga jenis penyakit berbeda, dan suatu penyakit diwakili citra dengan jumlah sama.

Citra yang digunakan di dalam penelitian ini sudah diasumsikan memiliki warna *background* yang sama. Hal tersebut diperlukan karena proses segmentasi penyakit daun dengan teknik *preprocessing* sederhana sulit digunakan untuk membedakan bagian *background* dengan bagian daun, jadi apabila terdapat citra daun tomat dengan *background* yang lebih kompleks, maka pemisahan *background* daun tomat dapat dilakukan menggunakan arsitektur *deep learning* U-Net. Citra yang digunakan memiliki format .jpg dengan ukuran citra yang berbeda-beda. Citra tersebut juga merupakan daun tomat yang sudah dewasa dan tidak berwarna hijau muda, serta seluruh bagian daun tomat termuat di dalam citra dengan sebagian besar tepian citra merupakan *background*. File penamaan citra yang digunakan memiliki nama yang bersesuaian dengan jenis penyakitnya, yang terdiri dari *tomato septoria leaf spot*, *tomato leaf mosaic virus*, dan *tomato leaf bacterial spot*.

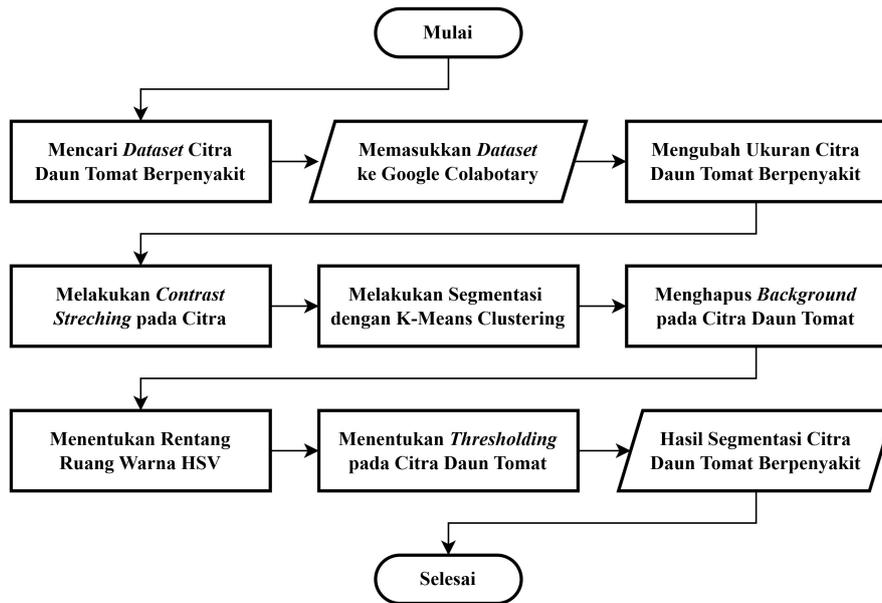


**Gambar 1.** Sampel *Dataset* Daun Tomat

## 2. Langkah Penelitian

Langkah penelitian yang dilakukan pada penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan, seperti yang telah ditunjukkan pada Gambar 2. Penelitian dimulai dengan mengumpulkan beberapa citra daun tomat yang dewasa dan memiliki bagian yang berpenyakit. Langkah berikutnya adalah mengubah ukuran citra agar memiliki ukuran yang sama dan melakukan *contrast stretching*. Hal ini penting dilakukan agar hasil segmentasi citra tidak menjadi bias dan citra memiliki kualitas pencerahan yang lebih baik.

*Preprocessing* dilanjutkan dengan melakukan segmentasi pada citra daun tomat dengan metode K-means *clustering*. Hal tersebut bertujuan untuk mengelompokkan warna menjadi beberapa segmen agar memudahkan program untuk membedakan bagian sehat, berpenyakit, dan *background* citra. Proses penghapusan *background* citra juga dilakukan sebelum diubah ke ruang warna HSV. Penentuan rentang HSV dilakukan dengan *trial and error*, sehingga *thresholding* citra dapat dilakukan untuk mengelompokkan bagian sehat, berpenyakit, dan *background*.



**Gambar 2.** Tahapan Penelitian

### 3. Metrik Penelitian

Teknik perhitungan performa segmentasi citra yang digunakan adalah analisis kualitatif dengan membandingkan antara hasil segmentasi citra daun berpenyakit dengan hasil segmentasi menggunakan metode K-means pada ruang warna HSV. Tujuan dari pengukuran ini adalah untuk mengetahui seberapa baik akurasi dari teknik sederhana yang diusulkan untuk mengidentifikasi bagian berpenyakit pada daun tomat. Beberapa metrik yang digunakan pada penelitian ini adalah tingkat akurasi, presisi, sensitifitas, dan  $F_1$ -score. Metrik tersebut dapat dihitung berdasarkan *confusion matrix* yang dapat dilihat oleh Gambar 3.

		Nilai Prediksi		
		<i>Background</i>	<i>Healthy</i>	<i>Sick</i>
Nilai Sebenarnya	<i>Background</i>	<i>True Back.</i>	<i>False Healthy I</i>	<i>False Sick I</i>
	<i>Healthy</i>	<i>False Back. I</i>	<i>True Healthy</i>	<i>False Sick II</i>
	<i>Sick</i>	<i>False Back. II</i>	<i>False Healthy II</i>	<i>True Sick</i>

**Gambar 3.** *Confusion Matrix*

*Confusion matrix* yang terlihat pada Gambar 3 akan digunakan untuk mengukur seberapa baik teknik yang diusulkan di dalam penelitian ini untuk mensegmentasi setiap bagian daun tomat. Perhatikan bahwa setiap citra dibagi menjadi tiga bagian, yaitu *background*, bagian sehat, dan bagian berpenyakit, sehingga *confusion matrix* yang digunakan berukuran  $3 \times 3$  dengan 9 variabel pada matriks tersebut.

Terdapat tiga jenis variabel *true* yang berwarna hijau dan enam jenis variabel *false* dengan warna merah. Nilai dari variabel *True Background (TB)*, *True Healthy (TH)*, dan *True Sick (TS)* yang menunjukkan jumlah piksel yang terdeteksi sebagai *background*, bagian sehat, dan berpenyakit dengan benar, sedangkan variabel *false* menunjukkan jumlah piksel yang terdeteksi salah. Variabel *false* juga memiliki dua tipe kesalahan seperti yang terlihat pada Gambar 3. Salah satu contohnya adalah *False Healthy* tipe pertama ( $FH_1$ ) yang mengukur jumlah piksel bagian sehat yang terdeteksi sebagai bagian *background*.

### 3.1. Akurasi

Akurasi adalah metrik yang digunakan untuk mengukur seberapa baik suatu teknik dalam mengklasifikasikan banyaknya piksel dengan benar. Akurasi diperoleh dengan cara membandingkan jumlah piksel yang terdeteksi dengan dengan jumlah total keseluruhan piksel. Formulasi tingkat akurasi disajikan sebagai berikut.

$$\text{Akurasi} = \frac{TB+TS+TH}{TB+TS+TH+FB_1+FB_2+FS_1+FS_2+FH_1+FH_2}. \quad (1)$$

### 3.2. Presisi

Presisi merupakan metrik yang digunakan untuk mengukur sejauh mana hasil prediksi suatu teknik sesuai dengan kondisi yang sebenarnya. Presisi dapat dihitung dengan rata-rata dari perbandingan antara jumlah piksel yang benar terdeteksi di setiap kategori dengan jumlah piksel yang diprediksi oleh program untuk kategori tersebut. Formulasi dari perhitungan presisi adalah sebagai berikut.

$$\text{Presisi} = \frac{1}{3} \left( \frac{TB}{TB+FB_1+FB_2} + \frac{TH}{TH+FH_1+FH_2} + \frac{TS}{TS+FS_1+FS_2} \right). \quad (2)$$

### 3.3. Sensitivitas

Sensitivitas adalah metrik untuk mengukur sejauh mana suatu teknik berhasil menemukan kembali informasi yang relevan, terutama dalam mendeteksi kategori yang ada. Sensitivitas dihitung dengan rata-rata dari perbandingan antara jumlah piksel yang benar terdeteksi untuk setiap kategori dengan jumlah total piksel yang relevan untuk kategori tersebut. Formulasi untuk menghitung sensitivitas adalah sebagai berikut.

$$\text{Sensitivitas} = \frac{1}{3} \left( \frac{TB}{TB+FH_1+FS_1} + \frac{TH}{TH+FB_1+FS_2} + \frac{TS}{TS+FB_2+FH_2} \right). \quad (3)$$

### 3.4. $F_1$ -Score

Nilai  $F_1$ -score merupakan rata-rata harmonik dari presisi dan sensitivitas. Nilai  $F_1$ -score digunakan untuk memberikan gambaran mengenai keseimbangan antara presisi dan sensitivitas. Nilai  $F_1$ -score sangat penting dalam situasi ketika nilai dari *false positive* maupun *false negative* harus diminimalkan. Nilai  $F_1$ -score yang lebih tinggi menunjukkan bahwa suatu teknik dapat mencapai keseimbangan yang baik antara presisi dan sensitivitas. Hal tersebut sangat penting pada saat bekerja pada terdapat *dataset* dengan label yang tidak seimbang atau terdapat risiko kesalahan prediksi pada label sangat tinggi. Berikut ini merupakan formulasi dari  $F_1$ -score.

$$F_1 score = \frac{2 \times \text{Presisi} \times \text{Sensitivitas}}{\text{Presisi} + \text{Sensitivitas}} \quad (4)$$

### C. Hasil dan Pembahasan

Bagian berikut ini akan membahas mengenai hasil dan pembahasan penelitian yang telah dilakukan. Pembahasan terdiri hasil *contrast stretching*, hasil segmentasi menggunakan K-means, penghapusan *background*, dan citra dalam ruang HSV.

#### 1. Citra Hasil *Contrast Stretching*

Citra daun tomat yang telah diambil dari *dataset* pada tahapan ini akan diatur persebaran gelap terang intensitas warnanya. Teknik *contrast stretching* tersebut berhasil memperbaiki citra yang terlalu gelap atau terlalu terang. Beberapa *dataset* yang digunakan memiliki warna yang sedikit gelap sehingga harus dilakukan proses *contrast stretching*. Perbedaan citra asli dan hasil *contrast stretching* pada citra daun tomat yang terkena penyakit *bacterial spot* ditunjukkan pada Gambar 4.



**Gambar 4.** Citra *bacterial spot* (a) asli dan (b) hasil dari *contrast stretching*

Perhatikan bahwa citra pada Gambar 4a memiliki intensitas yang sedikit gelap. Hal tersebut mengakibatkan bahwa bagian berpenyakit yang berwarna kekuningan tidak berbeda jauh dengan bagian yang sehat, sehingga diperlukan teknik *contrast stretching* yang menghasilkan citra dengan pencahayaan dan perbedaan warna yang baik seperti yang terlihat pada Gambar 4b.

#### 2. Hasil K-Means *Clustering*

K-Means clustering adalah metode yang efektif untuk mengelompokkan piksel dengan nilai yang serupa. Setiap nilai piksel dalam citra RGB berukuran  $n \times m$  dapat direpresentasikan sebagai  $x_{i,j}$ . Setiap piksel  $x_{i,j}$  memiliki nilai fitur yang terdiri dari tiga komponen, yaitu *red* ( $R_{i,j}$ ), *green* ( $G_{i,j}$ ), dan *blue* ( $B_{i,j}$ ), sehingga piksel  $x_{i,j}$  dapat direpresentasikan dalam ruang berdimensi tiga sebagai  $x_{i,j} = (R_{i,j}, G_{i,j}, B_{i,j})$  untuk  $i = 1, 2, \dots, n$  dan  $j = 1, 2, \dots, m$ .

Proses K-Means dimulai dengan cara menentukan jumlah *cluster* ( $K$ ) sebanyak 16, lalu menginisialisasi pusat *cluster*  $c_k = (R_k, G_k, B_k)$  untuk  $k = 1, 2, 3, \dots, K$  secara acak. Setiap piksel  $x_{i,j}$  kemudian dihitung jaraknya ke masing-masing pusat *cluster* menggunakan jarak Euclidean yang didefinisikan sebagai berikut.

$$d(\mathbf{x}_{i,j}, \mathbf{c}_k) = \sqrt{(R_{i,j} - R_k)^2 + (G_{i,j} - G_k)^2 + (B_{i,j} - B_k)^2}. \quad (5)$$

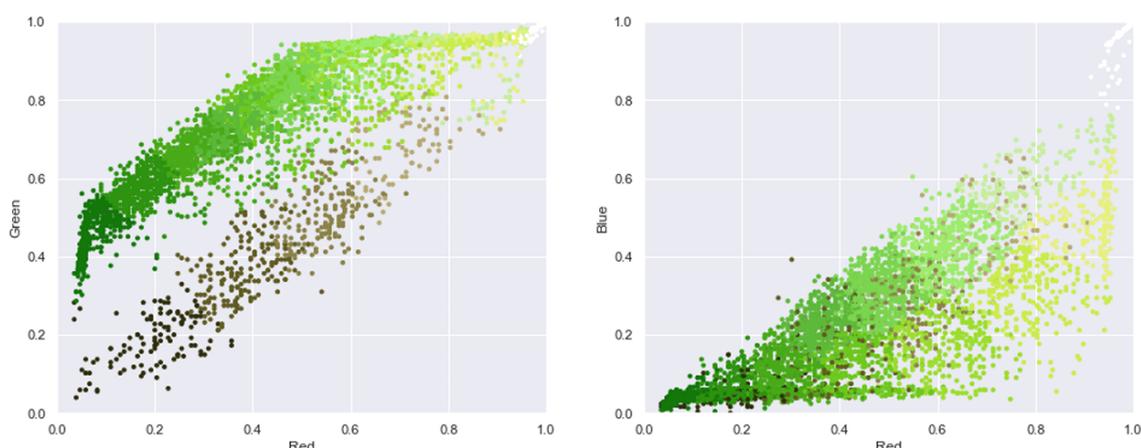
Setiap piksel  $x_{i,j}$  lalu diberikan label sesuai dengan *cluster* terdekatnya. Himpunan piksel yang dikelompokkan ke dalam kluster ke- $k$  dapat dituliskan sebagai berikut.

$$C_k = \{ \mathbf{x}_{i,j} \mid d(\mathbf{x}_{i,j}, \mathbf{c}_k) \leq d(\mathbf{x}_{i,j}, \mathbf{c}_l), \forall l \neq k \}. \quad (6)$$

Pusat *cluster*  $c_k$  dapat diperbarui dengan mengambil rata-rata intensitas warna pada *cluster* tersebut. Pusat *cluster* baru dapat diformulasikan sebagai berikut.

$$c_k = \frac{1}{|C_k|} \sum_{\mathbf{x}_{i,j} \in C_k} \mathbf{x}_{i,j}, \quad (7)$$

dengan  $|C_k|$  merupakan banyaknya piksel yang terdekat dengan pusat kluster ke- $k$ . Proses ini diulang hingga pusat *cluster* mengalami konvergensi. *Output* dari proses ini adalah citra yang memiliki  $K$ -warna yang dapat digunakan untuk mempermudah proses segmentasi. Gambar 5 menunjukkan persebaran warna pada citra *bacterial spot* setelah proses *clustering*.



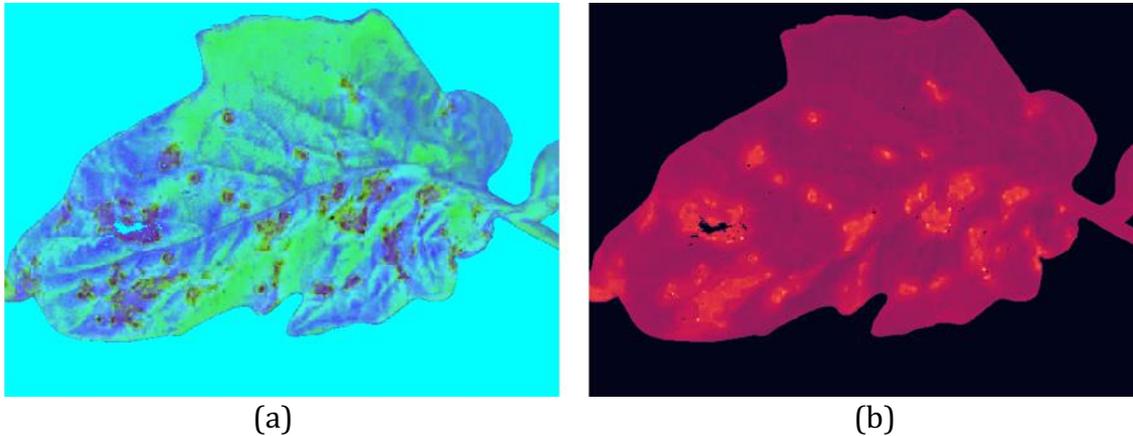
**Gambar 5.** Persebaran warna pada citra *bacterial spot* setelah proses *clustering*

### 3. Deteksi *Background* dan Citra dalam Ruang HSV

Deteksi *background* pada citra berukuran  $n \times m$  dilakukan dengan mengitung modus dari nilai piksel di daerah tepian citra sejauh  $d$ . Nilai  $d$  yang ditentukan pada penelitian ini adalah  $d = 3$ . Metode ini didasarkan pada asumsi bahwa *background* cenderung mendominasi area tepian citra, sehingga nilai modus dari piksel-piksel di tepian dianggap sebagai *background* yang dominan. Setiap piksel *background* lalu diubah menjadi warna biru  $\mathbf{x}_{i,j} = (0, 0, 255)$ , karena biru berbeda dari warna dari bagian daun yang sehat dan berpenyakit.

Tahap berikutnya adalah mengubah citra ke dalam ruang warna HSV, sehingga didapatkan citra dalam komponen *Hue*, *Saturation*, *Value* seperti yang terlihat pada Gambar 6. Ketiga citra diamati secara manual dan dipilih salah satu yang menonjol dalam menunjukkan perbedaan bagian yang berpenyakit, sehat, dan *background*, sehingga didapatkan citra yang paling menonjol yaitu citra komponen *hue*. Terlihat

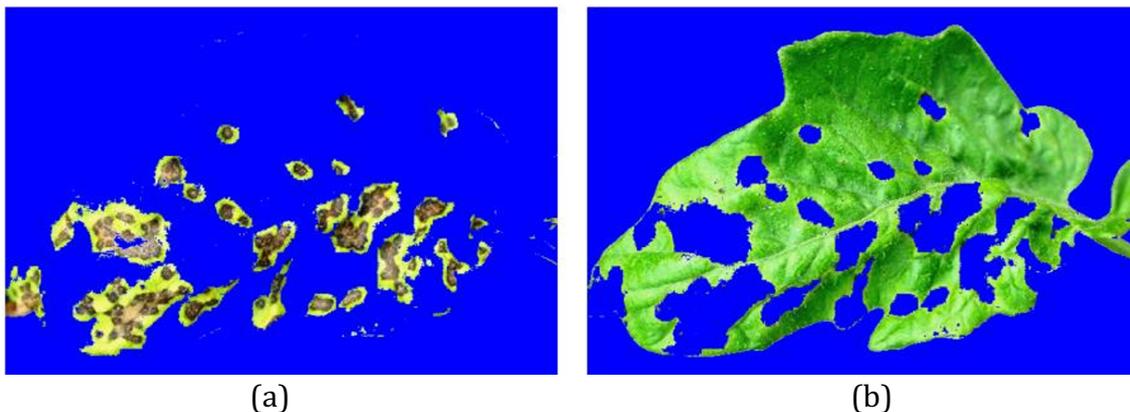
pada Gambar 6b bahwa bagian *background* memiliki nilai *hue* yang rendah, bagian sehat memiliki nilai *hue* tinggi, sehingga dapat diduga bahwa berpenyakit memiliki nilai intensitas *hue* berada pada interval tertentu. Interval *hue* yang didapat untuk mengidentifikasi bagian berpenyakit adalah [80, 175]. Jadi, bagian *background* dan sehat memiliki nilai *hue* kurang dari 80 dan lebih dari 175 secara berturut-turut.



**Gambar 6.** Citra *bacterial spot* (a) pada ruang HSV dan (b) pada komponen *hue*

#### 4. Hasil Segmentasi Citra

Langkah selanjutnya adalah pemisahan citra menjadi bagian yang berpenyakit dan sehat. Salah satu hasil pemisahan ini adalah seperti pada gambar 7. Gambar 7a adalah bagian citra berpenyakit, sedangkan Gambar 7b adalah bagian sehat. Terlihat bahwa pemilihan rentang nilai intensitas *hue* yang tepat mampu memisahkan daun yang berpenyakit dengan warna yang menguning atau coklat dengan bagian sehat.



**Gambar 7.** Citra *bacterial spot* (a) yang berpenyakit dan (b) yang sehat

Tabel 1 menunjukkan hasil evaluasi dari teknik *preprocessing* yang diusulkan pada penelitian untuk mensegmentasi bagian berpenyakit dari *septoria spot*, *mosaic virus*, dan *bacterial spot* menggunakan metrik akurasi, presisi, sensitivitas, dan  $F_1$ -score. Hasil menunjukkan bahwa *septoria spot* memiliki rata-rata akurasi tertinggi sebesar 94.99%, diikuti oleh *bacterial spot* sebesar 94.57% dan *mosaic virus* sebesar 92.83%. *Septoria spot* juga menunjukkan nilai presisi paling tinggi sebesar 89.18%,

sementara *mosaic virus* dan *bacterial spot* memiliki nilai yang seimbang, masing-masing sebesar 89.04% dan 87.54%.

**Tabel 1.** Performa teknik *preprocessing* dalam mensegmentasi daun

No	Jenis Penyakit	Akurasi	Presisi	Sensitivitas	$F_1$ -score
1	Septoria spot	94.9876%	89.1790%	84.9658%	87.0074%
2	Mosaic virus	92.8278%	89.1790%	82.5258%	85.5880%
3	Bacterial spot	94.5674%	87.5356%	88.0211%	87.7442%

*Bacterial spot* memiliki nilai sensitivitas yang paling tinggi yaitu 88.02%. Hal ini menunjukkan bahwa teknik yang diusulkan mampu mendeteksi kasus *bacterial spot* dengan sensitivitas yang lebih tinggi dibandingkan penyakit lain, sebaliknya *mosaic virus* memiliki nilai sensitivitas paling rendah sebesar 82.53%. Hal tersebut mengindikasikan bahwa terdapat beberapa kasus yang tidak teridentifikasi dengan benar. *Bacterial spot* juga memiliki nilai tertinggi sebesar 87.74% pada metrik  $F_1$ -score yang diikuti *Septoria Spot* sebesar 87.01% dan *mosaic virus* sebesar 85.59%.

Hasil tersebut mengindikasikan bahwa teknik *preprocessing* yang diusulkan memiliki performa yang relatif baik dalam mendeteksi ketiga jenis penyakit pada daun tomat dengan perbedaan kinerja yang kecil di antara semua kategori penyakit, namun rendahnya nilai sensitivitas pada *mosaic virus* menunjukkan bahwa teknik yang diusulkan masih memiliki keterbatasan dalam mengenali penyakit ini. Jadi, teknik yang lebih canggih diperlukan agar mendapatkan performa yang lebih tinggi.

#### D. Simpulan

Penelitian ini mengusulkan teknik *preprocessing* yang terdiri dari *contrast stretching*, *K-Means clustering*, penghapusan *background*, dan konversi ke ruang warna HSV untuk mendeteksi daun tomat yang berpenyakit. *Contrast stretching* digunakan untuk meningkatkan kualitas citra dengan memperbaiki kontras antara bagian sehat dan berpenyakit. *K-Means clustering* berguna untuk mengelompokkan piksel dengan kemiripan warna, sehingga memungkinkan pemisahan yang lebih jelas antara bagian yang terinfeksi dan sehat. *Background* citra kemudian dihapus berdasarkan modus piksel di tepian citra, dan dikonversi ke ruang warna HSV untuk menonjolkan perbedaan intensitas pada bagian berpenyakit. Segmentasi dilakukan dengan memanfaatkan komponen *hue* untuk memisahkan bagian yang terinfeksi pada rentang [80, 175] yang berhasil untuk mendeteksi bagian sehat dan terinfeksi.

Hasil menunjukkan bahwa teknik *preprocessing* yang telah diusulkan mampu mengidentifikasi penyakit daun tomat dengan tingkat akurasi yang tinggi. Rata-rata akurasi yang diperoleh untuk tiga jenis penyakit yaitu *septoria spot*, *mosaic virus*, dan *bacterial spot*, masing-masing adalah 94.99%, 92.83%, dan 94.57%. *Bacterial spot* juga memiliki nilai sensitivitas tertinggi yaitu 88.02%. Hal ini mengindikasikan bahwa teknik ini cukup efektif dalam mendeteksi penyakit tersebut, namun *mosaic virus* memiliki sensitivitas yang lebih rendah sebesar 82.52% dibandingkan dua penyakit lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa teknik yang diusulkan masih memiliki keterbatasan dalam mengenali penyakit tertentu. Metode yang lebih canggih seperti *deep learning* dapat dipertimbangkan untuk penelitian selanjutnya.

**E. Referensi**

- [1] A. Raiola, M. M. Rigano, R. Calafiore, L. Frusciante, and A. Barone, "Enhancing the health-promoting effects of tomato fruit for biofortified food," *Mediators of Inflammation*, vol. 2014, pp. 16, 2014.
- [2] M. Dorais, D. L. Ehret, and A. P. Papadopoulos, "Tomato (*Solanum lycopersicum*) health components: from the seed to the consumer," *Phytochem Reviews*, vol. 7, no. 2, pp. 231–250, 2008, doi: 10.1007/s11101-007-9085-x.
- [3] S. Przybylska, "Lycopene – a bioactive carotenoid offering multiple health benefits: a review," *International Journal of Food Science and Technology*, vol. 55, no. 1, pp. 11–32, Jan. 2020, doi: 10.1111/ijfs.14260.
- [4] K. Usman, N. K. C. Pratiwi, N. Ibrahim, H. Syahrian, and V. P. Rahadi, "Evaluasi optimizer pada residual network untuk klasifikasi klon teh seri GMB berbasis citra daun," *ELKOMIKA*, vol. 9, no. 4, p. 841, 2021.
- [5] E. J. Collins, C. Bowyer, A. Tsouza, and M. Chopra, "Tomatoes: an extensive review of the associated health impacts of tomatoes and factors that can affect their cultivation," *Biology*, vol. 11, no. 2, p. 239, 2022.
- [6] K. L. HERMONI and G. Raz, "Tomato based supplement protects skin from UV damage and photo-aging processes," *The FASEB Journal*, vol. 13, no. S1, p. 635.4, 2017, doi: [https://doi.org/10.1096/fasebj.31.1\\_supplement.635.4](https://doi.org/10.1096/fasebj.31.1_supplement.635.4).
- [7] X. Zhang, Q. Zhou, Y. Qi, X. Chen, J. Deng, Y. Zhang, R. Li, and J. Fan, "The effect of tomato and lycopene on clinical characteristics and molecular markers of UV-induced skin deterioration: A systematic review and meta-analysis of intervention trials," *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, vol. 64, no. 18, pp. 6198–6217, 2023.
- [8] V. Bergougnoux, "The history of tomato: From domestication to biopharming," *Biotechnology Advances*, vol. 32, no. 1, pp. 170–189, 2014.
- [9] R. Murphy, D. McDowell, and C. Chen, "'Ground jewel' and 'ground dew': two tomato breeding lines for growers in the northern and short-season locations," *HortScience horts*, vol. 56, no. 2, pp. 293–295, 2021.
- [10] P. M. Xayitovna, M. S. Faxriddinovich, A. M. A. Qizi, and X. M. Y. Qizi, "Exploiting seasonal varieties of tomato cultivation for enhanced yield and nutritional impact in Uzbekistan," *Indonesian Journal of Innovation Studies*, vol. 23, pp. 10–21070, 2023.
- [11] I. O. Castillo, C. V. Vázquez, F. J. Díaz, A. G. Mancilla, and J. E. Àvalos, "Technical-economic indicators of tomato crop under protected agriculture in the Lagunera region, Mexico," *Journal of Agricultural Sciences Research*, vol. 3, no. 9, pp. 2–11, 2023.
- [12] E. T. Quezada, R. J. G. Taveras, and S. P. Cruz, "Basic tomato (*Lycopersicon esculentum*) physiology and morphology," Virginia Cooperative Extension, SPES SPES-508NP, 2023.
- [13] D. A. D. P. Vieira, M. Caliari, E. R. B. D. Souza, and M. S. S. Júnior, "Methods for and pigments extration and determination of color in tomato for processing cultivars," *Food Science and Technology*, vol. 40, no. 1, pp. 11–17, 2020, doi: 10.1590/fst.42217.
- [14] S. M. Azevedo, D. C-D. Souza, P. C. Ossani, S. Silva, C. H. D. Souza, A. S-D. Oliveira S. Silva, and V. C-D. A. Junior, "Agronomic variability among hybrids of tomato

- plant with emphasis on the multivariate analysis," *Horticultura Brasileira*, vol. 40, no. 1, pp. 56–62, 2022, doi: 10.1590/s0102-0536-20220107.
- [15] A. Sagar and P. K. Singh, "Economic feasibility of tomato (*Solanum lycopersicum*) production under protected and unprotected environment," *The Indian Journal of Agricultural Sciences*, vol. 93, no. 5, 2023, doi: 10.56093/ijas.v93i5.102449.
- [16] Y. Wang, Y. Zhang, Z. Gao, and W. Yang, "Breeding for resistance to tomato bacterial diseases in China: challenges and prospects," *Horticultural Plant Journal*, vol. 4, no. 5, pp. 193–207, 2018, doi: 10.1016/j.hpj.2018.08.004.
- [17] S. Panno, S. Davino, A. G. Caruso, S. Bertacca, A. Crnogorac, A. Mandić, E. Noris, and S. Matić, "A review of the most common and economically important diseases that undermine the cultivation of tomato crop in the mediterranean basin," *Agronomy*, vol. 11, no. 11, p. 2188, 2021.
- [18] Y. Jin, X. Wu, R. Sa, H. Dong, Y. Xiong, S. He, C. Li, and X. Geng, "First report of enterobacter cloacae causing stem, leaf, and fruit rot on tomato in China," *Plant Disease: An International Journal of Applied Plant Pathology*, vol. 107, no. 6, 2023.
- [19] A. N. J. J. Poovely, A. Surendran, and S. S. Thomas, "Tomato plant health management using AI," in *2023 3rd International Conference on Advances in Computing, Communication, Embedded and Secure Systems (ACCESS)*, Kalady, Ernakulam, India: IEEE, 2023, pp. 89–93.
- [20] J. Basavaiah and A. A. Anthony, "Tomato leaf disease classification using multiple feature extraction techniques," *Wireless Personal Communications*, vol. 115, pp. 633–651, 2020.
- [21] P. Tm, A. Pranathi, K. SaiAshritha, N. B. Chittaragi, and S. G. Koolagudi, "Tomato leaf disease detection using convolutional neural networks," in *2018 Eleventh International Conference on Contemporary Computing (IC3)*, Noida, India: IEEE, 2018, pp. 1–5.
- [22] A. Gangwar, G. Rani, V. pal S. Dhaka, and Sonam, "Detecting tomato crop diseases with AI: leaf segmentation and analysis," in *2023 7th International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI)*, Tirunelveli, India: IEEE, 2023, pp. 902–907.
- [23] A. Kumar, R. Singh, Shashidhara, Neha, and Thirukrishna, "The different techniques for detection of plant leaves diseases," *International Journal of Artificial Intelligence*, vol. 9, no. 1, pp. 1–7, 2022.
- [24] Md. N. Hasan, M. Mustavi, Md. A. Jubaer, Md. T. Shahriar, and T. Ahmed, "Plant leaf disease detection using image processing: a comprehensive review," *Malaysian Journal of Science and Advanced Technology*, pp. 174–182, 2022.
- [25] K. Yang, W. Zhong, and F. Li, "Leaf segmentation and classification with a complicated background using deep learning," *Agronomy*, vol. 10, no. 11, p. 1721, 2020.
- [26] L. C. Ngugi, M. Abelwahab, and M. Abo-Zahhad, "Recent advances in image processing techniques for automated leaf pest and disease recognition – A review," *Information Processing in Agriculture*, vol. 8, no. 1, pp. 27–51, 2021.
- [27] A. Baldo, P. J. S. Ferreira, and J. Mendes-Moreira, "Sampling approaches to reduce very frequent seasonal time series," *Expert Systems*, vol. 42, no. 2, 2024.

- [28] A. Abhilasha and P. A. Naidu, "Self-boosted with dynamic semi-supervised clustering method for imbalanced big data classification," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 81, pp. 43083–43106, 2022.
- [29] S. Ashok, G. Kishore, V. Rajesh, S. Suchitra, S. G. G. Sophia, and B. Pavithra, "Tomato leaf disease detection using deep learning techniques," in *2020 5th International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES)*, Coimbatore, India: IEEE, 2020.
- [30] Dr. B. S, S. P, S. P, S. S, and V. K. K, "Advances in image processing for detection of plant disease," *The SIJ Transactions on Computer Science Engineering and Its Applications (CSEA)*, vol. 05, no. 02, pp. 08–10, Apr. 2017.