

# DETEKSI PENYAKIT PADA DAUN PADI MENGUNAKAN METODE LBP DAN SVM

Ismaulida Nur Fitria<sup>1</sup>, Prof. Dr. Ir. Jangkung Raharjo, ST., MT.<sup>2</sup>, Sofia Saidah S.T., M.T.<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

<sup>1</sup>[ismaulidanf@telkomuniversity.ac.id](mailto:ismaulidanf@telkomuniversity.ac.id), <sup>2</sup>[jangkungraharjo@telkomuniversity.ac.id](mailto:jangkungraharjo@telkomuniversity.ac.id),

<sup>3</sup>[sofiasaidahsfi@telkomuniversity.ac.id](mailto:sofiasaidahsfi@telkomuniversity.ac.id).

---

## Abstrak

Salah satu makanan pokok terpenting di dunia adalah beras, dan peningkatan konsumsi serta permintaan beras seiring dengan bertambahnya populasi dunia telah menimbulkan masalah hama dan penyakit pada tanaman padi. Organisasi Pangan dan Pertanian (FAO) memperkirakan bahwa 20-40% produksi pangan global gagal akibat serangan hama dan penyakit. Hal ini menyebabkan kerugian ekonomi yang besar bagi petani. Di Indonesia, petani sering kali mengalami kesulitan dalam mendeteksi jenis penyakit yang menyerang tanaman padi mereka, yang pada gilirannya berdampak pada menurunnya kualitas dan kuantitas hasil panen.

Penulis menggunakan proses pengolahan gambar digital untuk menemukan penyakit pada daun padi menggunakan metode *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Support Vector Machine* (SVM). Sistem dibangun melalui dua fase utama yaitu pelatihan dan pengujian. Citra daun padi diolah melalui proses *preprocessing*, kemudian fitur diekstraksi menggunakan metode LBP. Vektor fitur yang diperoleh selanjutnya digunakan dalam proses klasifikasi menggunakan metode SVM.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode LBP dan SVM memberikan nilai akurasi yang baik dalam mendeteksi penyakit pada daun padi. Jenis pola LBP yang memberikan hasil terbaik adalah pola *uniform* dengan akurasi 80,56%, sedangkan kernel SVM dengan kinerja terbaik adalah kernel linier dan *polynomial* orde 1 dengan akurasi sebesar 83,33%.

**Kata kunci :** *Rice Leaf Disease, Local Binary Pattern, Support Vector Machine.*

---

## Abstract

One of the most important staple foods in the world is rice, and the increase in rice consumption and demand along with the growing world population has led to pest and disease problems in rice crops. The Food and Agriculture Organization (FAO) estimates that 20-40% of global food production fails due to pest and disease attacks. This causes huge economic losses for farmers. In Indonesia, farmers often have difficulty in detecting the type of disease attacking their rice plants, which in turn has an impact on reducing the quality and quantity of crop yields.

The author uses digital image processing to find diseases in rice leaves using Local Binary Pattern (LBP) and Support Vector Machine (SVM) methods Vector Machine (SVM). The system is built through two main stages training and testing. Rice leaf images are processed through preprocessing, then features are extracted using the LBP method. The feature vectors obtained are then used in the classification process using the SVM method.

The results show that the LBP and SVM methods provide good accuracy in detecting diseases on rice leaves. The type of LBP pattern that gives the best results is a uniform pattern with an accuracy of 80.56%, while the SVM kernel with the best performance is a linear kernel and polynomial order 1 with an accuracy of 83.33%.

**Keywords:** *Rice Leaf Disease, Local Binary Pattern, Support Vector Machine.*

---

## 1. Pendahuluan

Salah satu makanan pokok utama di Indonesia adalah beras. Beras merupakan salah satu tanaman pada kelas biji-bijian. Dari semua jenis biji-bijian, padi (*Oryza Sativa*) berada di urutan ketiga, setelah jagung dan gandum. Salah satu makanan terpenting di dunia adalah beras. Konsumsi beras dan permintaannya meningkat seiring dengan populasi global. *Food and Agriculture Organization* (FAO) memperkirakan bahwa penyebab utama kegagalan produksi pangan global adalah sekitar 20-40% hama dan penyakit. Sebaliknya, menurut *International Rice Research Institute* (IRRI), hama penyakit menyebabkan kegagalan panen 37% dari tanaman padi setiap tahun [1].

Adanya hama penyakit pada tanaman padi mengakibatkan kerugian besar bagi perekonomian petani setiap tahunnya [1]. Petani Indonesia masih menghadapi kesulitan dalam menemukan jenis hama dan penyakit yang menyerang tanaman mereka, yang dapat menyebabkan penurunan kualitas dan kuantitas padi [2]. Berbagai penyakit padi menyebabkan produksi beras menurun, dan petani mengalami kesulitan dalam menemukan dan mendeteksi penyakit pada tanaman padi karena kurangnya pengetahuan dan keterampilan [3]. Oleh karena itu, identifikasi penyakit sejak dini sangat penting untuk menghentikan hama dan meningkatkan kualitas produk tanaman padi [1].

Beberapa penyebab kegagalan panen padi di Indonesia adalah pemberian obat hama penyakit yang tidak tepat, hama tikus, dan curah hujan yang terlalu tinggi. Untuk menjamin kualitas produksi padi, penemuan hama dan penyakit pada tanaman padi serta pengawasan dan kontrol yang tepat dapat meningkatkan produksi padi. Akibatnya, metode otomatis diperlukan untuk dengan mudah menemukan penyakit umum pada tanaman padi dan mengobatinya. Dalam kasus ini, proses deteksi pada daun padi sangat penting untuk mengidentifikasi jenis daun yang terkena penyakit. Hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa penyakit dapat segera diobati dan tidak merusak tanaman padi secara keseluruhan, yang dapat berdampak pada hasil panen [4].

Sementara itu, dalam penelitian ini akan berfokus pada penerapan metode *Local Binary Pattern* (LBP) digunakan sebagai metode ekstraksi cirinya, dan *Support Vector Machine* (SVM) digunakan sebagai metode klasifikasinya. Kedua metode tersebut digunakan untuk mengklasifikasikan penyakit pada daun padi berdasarkan perubahan warnanya. Dalam penelitian ini, daun padi akan dikelompokkan menjadi tiga jenis penyakit: hawar daun bakteri (*bacterial leaf blight*), bercak coklat (*brown spot*), dan bercak daun (*leaf spot*).

Berdasarkan latar belakang pada penelitian sebelumnya, maka penulis melakukan penelitian yang berjudul “Deteksi Penyakit Pada Daun Padi Menggunakan Metode LBP dan SVM” bermaksud ingin melakukan penelitian yang bertujuan untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman padi menggunakan metode LBP dan SVM.

## 2. Dasar Teori

Bab ini berisi tentang definisi dan konsep dasar dari metode-metode yang penulis gunakan untuk merancang tugas akhir ini.

### 2.1 Tanaman Padi

Padi (*Oryza sativa*) merupakan tanaman pangan utama di Indonesia. Terdapat tiga jenis penyakit utama yang menyerang daun padi, yaitu *Bacterial leaf blight*, *Brown spot*, dan *Leaf smut*, yang berpotensi menurunkan hasil panen secara signifikan.

Penyakit pada daun padi diantaranya:

- ***Bacterial Leaf Blight***

Penyakit ini disebabkan oleh bakteri *Xanthomonas Oryzae Pv Oryzae* yang dapat menurunkan hasil panen hingga 50-70%. Gejala utamanya adalah lesi memanjang di ujung daun yang berwarna kuning.



Gambar 2.1 Contoh penyakit *Bacterial Leaf Blight*

- ***Brown Spot***

Penyakit ini disebabkan oleh jamur, ditandai dengan bercak oval berwarna abu-abu hingga putih dengan bercak coklat di sekitarnya. Bercak ini memenuhi permukaan daun dan menyebabkan daun layu.



Gambar 2.2 Contoh penyakit *Brown Spot*

- ***Leaf Smut***

Penyakit ini disebabkan oleh cendawan pathogen, mengakibatkan daun menguning dan mengering. Bintik kecil berwarna coklat kemerahan muncul di seluruh daun dengan ukuran yang tidak seragam.



Gambar 2.3 Contoh penyakit *Leaf Smut*

## 2.2 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital merupakan proses memanipulasi citra untuk mendapatkan informasi yang bermanfaat. Dalam penelitian ini, teknik pengolahan citra digunakan untuk menganalisis gambar daun padi yang terinfeksi penyakit. Dengan menggunakan teknik pencuplikan dan kuantisasi, citra digital dapat digambarkan sebagai representasi citra dalam skala ruang dan waktu. Secara matematis, citra digital didefinisikan sebagai fungsi dari intensitas cahaya yang diwakili dalam bidang dua dimensi, di mana  $x$  dan  $y$  adalah koordinat spasial dan nilai  $f(x,y)$  adalah intensitas citra pada koordinat tersebut [5].

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix}$$

Menurut persamaan (2.1) di atas, setiap elemen matriks menunjukkan elemen citra, yaitu piksel. Selanjutnya, komposisi elemen citra,  $M \times N$ , menunjukkan resolusi, dan nilai  $f(x,y)$  dari setiap piksel menunjukkan intensitas citra atau tingkat keabuan [5].

Gambar digital dibagi menjadi tiga berdasarkan kombinasi warna pada piksel.

- **Citra RGB**

Citra RGB atau disebut juga dengan citra *truecolor* merupakan citra yang nilai intensitas pikselnya merupakan kombinasi dari kanal R (*Red*), G (*Green*), dan B (*Blue*).



Gambar 2. 4 Contoh citra RGB

- **Citra Grayscale**

Ciri skala abu, juga dikenal sebagai citra grayscale, dapat diperoleh dari citra RGB, yang hasilnya terdiri dari satu kanal warna. Ciri skala abu juga merupakan gambar di mana nilai intensitas piksel didasarkan pada derajat keabuan. Persamaan (2.2) berikut menunjukkan cara mengubah gambar RGB 24-bit menjadi gambar grayscale 8-bit.

$$Gray = 0.2989R + 0.5870G + 0.1140B \quad (2.2)$$

Dimana:

*Gray* : Nilai intensitas citra *grayscale*

*R* : Nilai intensitas piksel pada kanal merah

*G* : Nilai intensitas piksel pada kanal hijau

*B* : Nilai intensitas piksel pada kanal biru



**Gambar 2.5** Contoh citra Grayscale

### 2.3 *Local Binary Pattern*

LBP adalah metode deskripsi tekstur yang digunakan dalam pengolahan citra digital. Metode ini bekerja dengan membandingkan piksel pusat dengan piksel-piksel tetangganya untuk menghasilkan pola biner. Pola ini kemudian digunakan sebagai fitur untuk mengklasifikasikan tekstur daun padi.

- ***Rotation Invariant***

Operator rotasi LBP invarian dirancang untuk memperkuat kode LBP terhadap rotasi gambar dan orientasi tekstur. Ini juga meningkatkan efisiensi identifikasi tekstur dengan mebatasi jumlah kode LBP yang dapat digunakan.

- ***Uniform***

Pola LBP tertentu muncul lebih sering dari yang lain dalam pengujian rotasi invarian, sebagian besar pola muncul lebih dari 90%. Pola seragam adalah pola transisi dalam kode biner sirkuler dari satu ke nol atau sebaliknya.

- ***Rotation Invariant Uniform***

Rotasi Invarian Uniform mengacu pada pola atau fitur yang tidak berubah meskipun gambar diputar, Memiliki distribusi yang seragam atau sederhana.

## 2.4 Support Vector Machine

SVM merupakan metode pembelajaran terawasi yang digunakan untuk klasifikasi citra daun padi berdasarkan fitur yang dihasilkan dari LBP. SVM bekerja dengan mencari hyperplane yang memisahkan kelas-kelas data secara optimal.

- **Fungsi Kernel**

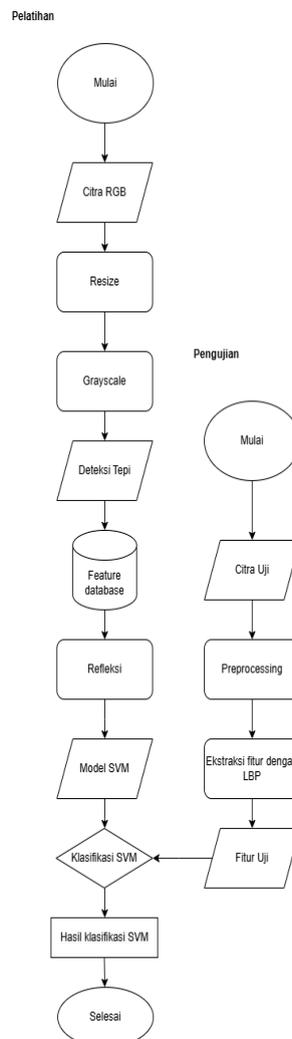
Fungsi kernel mengubah ruang vektor dalam data asli menjadi ruang vektor baru yang lebih besar. Tujuannya adalah untuk membuat data yang telah diubah ke dimensi yang lebih besar dengan mudah. Kernel *linier*, Fungsi Basis Radial (RBF), polinomial, dan sigmoid adalah beberapa jenis fungsi kernel yang biasa digunakan [6].

- **K-Fold Cross Validation**

*Cross validation* atau validasi silang merupakan suatu metode statistic untuk mengevaluasi kinerja dari model sistem yang dilakukan dengan cara membagi data menjadi dua segmen; satu untuk data pelatihan dan satu lainnya untuk data validasi/pengujian. *K-fold cross validation* adalah bentuk dasar dari *cross validation*. Data pertama kali dibagi menjadi *k* segmen atau lipatan yang berukuran sama atau hampir sama dalam *k-fold cross validation*. Selanjutnya pelatihan dan validasi dilakukan sebanyak *k* iterasi sedemikian rupa sehingga dalam setiap iterasi, satu segmen data yang berbeda dipakai untuk validasi, sedangkan *k-1* segmen sisanya digunakan untuk pelatihan.

## 3.1 Diagram Alir Sistem

Pelatihan dan pengujian adalah dua tahap dalam proses perancangan sistem, seperti yang ditunjukkan oleh diagram alir di bawah ini.



Gambar 3.1 Diagram Perancangan Sistem

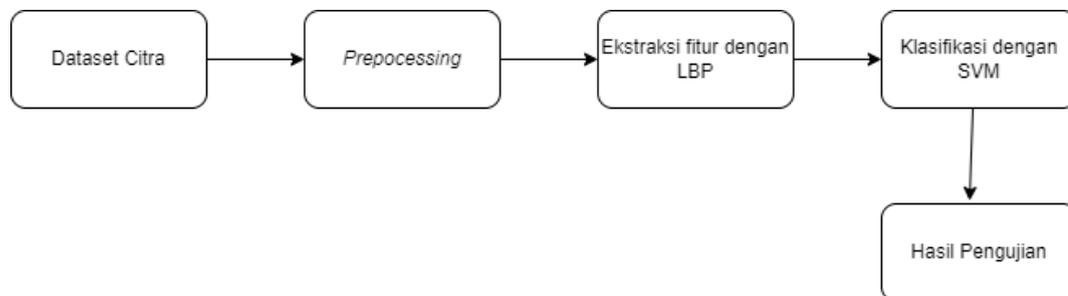
Gambar 3.1 menunjukkan bahwa alur proses untuk pengujian dan pelatihan sistem serupa. Proses ini termasuk *fase preprocessing*, di mana gambar awal diperbaiki untuk mendapatkan komposisi gambar yang lebih baik. Selanjutnya, metode LBP digunakan untuk mengolah hasil *preprocessing* dari gambar. Selama proses pelatihan, fungsi pelatihan disimpan dalam *database* untuk dimasukkan ke dalam algoritma SVM. Selama proses pengujian, hasil dari model SVM digunakan sebagai acuan untuk klasifikasikan data pengujian ke dalam kelas yang sesuai berdasarkan korespondensi antara karakteristik tes dan karakteristik pelatihan yang tersedia.

### 3.2 Dataset Citra

Data sekunder yang diperoleh dari *database* digunakan dalam penyelidikan ini, diperoleh dari [www.kaggle.com](http://www.kaggle.com) dengan URL [kaggle datasets tedsetiady/leaf-rice-disease-indonesia](https://www.kaggle.com/tedsetiady/leaf-rice-disease-indonesia). Dataset yang digunakan terdiri dari 3 kelas yaitu *Brown spot*, *Bacterial leaf blight*, *Leaf smut* dengan ukuran beragam dan berformat .jpg. Sebanyak 240 citra dari dataset merupakan citra daun padi. 240 citra gambar ini terdiri dari 2 tipe data yaitu data uji dan data latih. Dari data set yang digunakan dan dikategorikan menjadi 3 kelas data set, masing-masing terdiri dari 56 data latih dan 24 data uji.

### 3.3 Desain Sistem

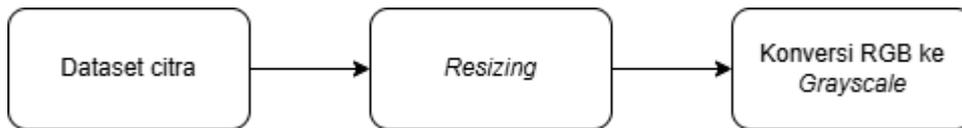
Tiga proses utama yang termasuk dalam tahapan perancangan sistem adalah proses *image preprocessing*, ekstraksi fitur menggunakan LBP, dan klasifikasi menggunakan SVM. Tahapan dari perancangan sistem secara umum ditunjukkan pada Gambar 3.2 di bawah ini.



Gambar 3. 2 Diagram Blok Sistem

### 3.4 Image Preprocessing

*Image preprocessing* atau pra-pengolahan citra merupakan langkah pertama yang dilakukan pada gambar sebelum diproses lebih lanjut. Empat operasi *preprocessing* yang dilakukan pada gambar ini yaitu *resizing* atau pengubahan dimensi citra, konversi warna dari RGB ke citra grayscale. Tahapan dari *image preprocessing* ditunjukkan pada Gambar 3.3 di bawah ini.



Gambar 3. 3 Blok Diagram Tahap *Preprocessing*

- **Resizing**

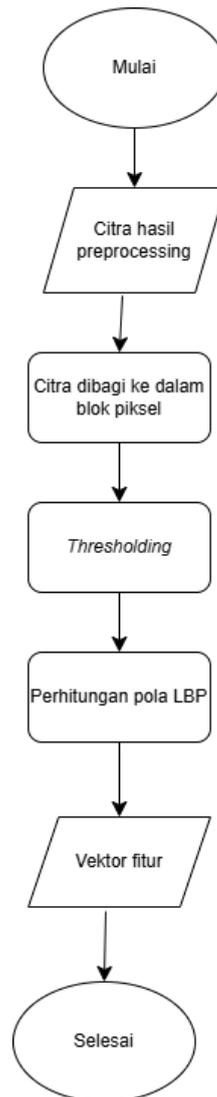
Resizing adalah tahap menyeragamkan ukuran citra. Pada penelitian ini, ukuran citra daun padi diubah menjadi 256x256.

- **Konversi dari RGB ke Grayscale**

Pada tahap ini dilakukan konversi warna citra daun padi dari citra RGB menjadi citra skala abu (*grayscale*). Hal ini dilakukan dengan tujuan untuk mempersingkat waktu komputasi ketika digunakan citra 1 layer.

### 3.5 Ekstraksi Fitur dengan *Local Binary Pattern*

Dalam proses ekstraksi fitur, citra yang sudah memiliki komposisi optimal dari hasil proses sebelumnya diolah. Metode ekstraksi fitur yang digunakan dalam Tugas Akhir ini yaitu *Local Binary Pattern*. Proses ekstraksi fitur menggunakan LBP dapat dilihat dalam blok diagram pada Gambar 3.4 di bawah ini.

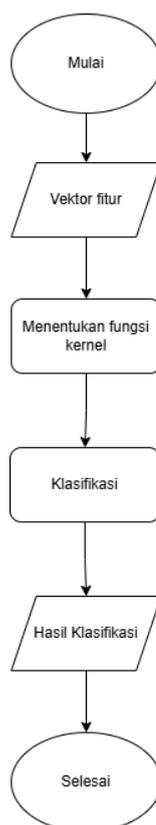


Gambar 3.4 Diagram alir ekstraksi fitur menggunakan LBP

Sebagaimana yang telah diilustrasikan pada Gambar 2.9 di pembahasan sebelumnya, proses perhitungan pola LBP meliputi *thresholding*, di mana nilai piksel yang berdekatan adalah 1 jika lebih besar dari nilai piksel tengah dan nilai akan dinilai 0 jika sebaliknya. Setelah proses *thresholding* sebuah kode biner dihasilkan, yang disebut sebagai pola biner. Pola biner kemudian dikalikan dengan matriks bobot (benilai  $2^n$ , dengan  $n = 0$  s.d jumlah piksel tetangga) dan skor penjumlahan dari tiap titik piksel yaitu representasi LBP atau vektor fitur citra.

### 3.6 Klasifikasi Menggunakan *Support Vector Machine*

Metode klasifikasi yang diusulkan dalam Tugas Akhir ini adalah *Support Vector Machine*. Algoritma ini termasuk ke dalam model *supervised learning*, yang artinya pembelajaran sistem hanya dapat dilakukan pada data yang memiliki label/kelas. Gambar 3.5 ini menunjukkan proses klasifikasi umum menggunakan SVM.



Gambar 3. 4 Diagram alir proses klasifikasi dengan SVM

### 3.7 Akurasi Sistem

Kinerja dari sistem dievaluasi melalui beberapa parameter, di antaranya Tingkat akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas. Ketiga parameter tersebut dijelaskan dalam istilah *TP*, *TN*, *FP*, dan *FN* yang dijabarkan pada table *confussion matrix* berikut ini.

		Kelas Sebenarnya	
		Positif	Negatif
Prediksi	Positif	<i>TP</i>	<i>FP</i>
	Negatif	<i>FN</i>	<i>TN</i>

Gambar 3.6 Confussion Matrix

Istilah *TP* (*True Positive*) dan *TN* (*True Negative*) mewakili jumlah data uji yang diprediksi benar, baik itu untuk kelas positif (terdeteksi padi) ataupun kelas negative (normal). Jika hasil uji menunjukkan adanya penyakit terhadap subyek yang sebenarnya tidak memiliki penyakit, maka kondisi ini disebut dengan *FP* (*False Positive*). Demikian pula jika hasil uji menunjukkan tidak adanya penyakit terhadap subyek yang sebenarnya memiliki penyakit pasti, maka kondisi ini disebut dengan *FN* (*False Negative*).

### 4.1 Identifikasi Kebutuhan Sistem

Dalam merancang sistem klasifikasi penyakit daun padi menggunakan metode LBP dan SVM memerlukan beberapa aspek pendukung yaitu perangkat keras dan perangkat lunak. Berikut ini adalah spesifikasi perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan untuk mengklasifikasikan penyakit daun padi.

- **Perangkat Keras**

Perangkat keras yang digunakan untuk mempermudah dalam mengaplikasikan sistem yang digunakan, yaitu:

1. Spesifikasi : Windows 10 Home Single Language
2. Memory RAM : 4.00 GB

Dalam Tugas Akhir ini, terdapat empat skenario pengujian yang dilibatkan dalam proses pengujian sistem dan di bawah ini merupakan keempat skenario tersebut beserta penjelasannya.

#### 1. Skenario Pertama

Dalam skenario pertama, sistem diperiksa dengan menggunakan parameter jenis pola metode LBP yang digunakan.

#### 2. Skenario Kedua

Dalam skenario kedua, sistem diperiksa dengan gunakan parameter ukuran radius  $R$  dari operator deskripsi tekstur LBP.

#### 3. Skenario Ketiga

Dalam skenario ketiga, sistem diperiksa dengan menggunakan parameter yang menentukan berapa banyak titik piksel  $P$  yang digunakan dalam operator deskripsi tekstur LBP.

#### 4. Skenario Keempat

Dalam skenario terakhir ini, pengujian sistem dilakukan pada tahap klasifikasi, yaitu terhadap jenis fungsi kernel yang digunakan dalam pengklasifikasi SVM.

#### • Hasil Pengujian Sistem

Dalam penelitian ini, proses evaluasi model sistem dilakukan menggunakan teknik *k-fold cross validation*. Nilai  $k=10$  digunakan dalam proses ini, yang artinya proses pelatihan dan pengujian terhadap sistem dilakukan sebanyak 10 kali iterasi. 240 citra dalam dataset dibagi ke dalam 10 segmen dengan jumlah yang seimbang. Selanjutnya dalam setiap iterasi, satu segmen dari sepuluh segmen yang tersedia digunakan sebagai data uji dan sembilan sisanya digunakan untuk data pelatihan. Dalam setiap iterasi akan dilakukan *resampling* (penyusunan ulang) terhadap data, sehingga nantinya setiap data memungkinkan untuk divalidasi secara rata. Hasil pengujian dari semua iterasi kemudian dijumlahkan dan diambil nilai rata-ratanya. Nilai ini yang kemudian merepresentasikan performansi sistem secara keseluruhan.

Selain itu, proses pengujian juga dieksekusi berurutan dengan mempertimbangkan parameter uji yang digunakan. Misalnya, parameter uji terbaik digunakan untuk pengujian kedua setelah pengujian pertama, dan setelahnya. Berikut dilakukan supaya hasil pengujian menjadi optimal.

- **Pengujian Sistem Terhadap Pengaruh Jenis Pola LBP**

Pada pengujian pertama, sistem diuji dengan menggunakan parameter tipe pola LBP pada proses ekstraksi fitur. Parameter yang diuji dan dibandingkan dalam skenario ini meliputi *rotation invariant (ri)*, *uniform (u2)*, dan *rotation invariant uniform (riu2)*. Pengujian ini didukung oleh beberapa parameter lainnya, yakni parameter LBP ( $P,R$ ) dan jenis kernel SVM. Disini, parameter yang dipakai berturut-turut adalah (8,1) dan linear. Tabel 4.1 di bawah ini menunjukkan hasil rata-rata yang diperoleh dari pengujian sistem menggunakan *10-fold cross validation*.

Tabel 4.1 Hasil pengujian menggunakan parameter jenis pola LBP

No	Jenis Pola LBP	Akurasi	Waktu Komputasi			
			Ekstraksi Fitur Latih	Ekstraksi Fitur Uji	Pelatihan	Pengujian
1	Uniform	80.56%	20.086s	7.906s	1.522s	0.597s
2	Rotation Invariant	72.22%	19.378s	8.366s	1.428s	0.582s
3	Rotation Invariant Uniform	69.44%	19.120s	8.147s	1.398s	0.581

Berdasarkan Tabel 4.1 di atas, jenis pola LBP yang memberikan performansi terbaik adalah *uniform (u2)*. Menggunakan parameter ini, sistem mampu memberikan kinerja terbaiknya di angka 80,56% untuk akurasi, . Hasil lebih baik yang diperoleh saat menggunakan pola *uniform* menunjukkan bahwa parameter ini cocok digunakan dalam proses ekstraksi fitur sebab mampu memberikan kinerja yang optimal.

- **Pengujian Sistem Terhadap Pengaruh Ukuran Radius**

Pada pengujian kedua, sistem dievaluasi menggunakan parameter ukuran radius ( $R$ ) yang digunakan oleh operator LBP. Ukuran radius yang digunakan dalam pengujian ini adalah  $R = 1,2,3,4,5$ . Jenis kernel yang digunakan adalah kernel linear, dengan jumlah titik piksel  $P = 8$  dan menggunakan pola uniform. Tabel 4.2 di bawah ini menunjukkan hasil rata-rata yang diperoleh dari pengujian sistem menggunakan *10-fold cross validation*.

Tabel 4.2 Hasil pengujian menggunakan parameter ukuran radius  $R$

No	Ukuran Radius	Akurasi	Waktu Komputasi			
			Ekstraksi Fitur Latih	Ekstraksi Fitur Uji	Pelatihan	Pengujian
1	$R = 1$	80.56%	20.086s	7.906s	1.522s	0.597s
2	$R = 2$	79.17%	21.341s	8.134s	1.544s	0.625s
3	$R = 3$	80.56%	18.935s	8.034s	1.559s	0.613s
4	$R = 4$	75.00%	18.862s	8.013s	1.549s	0.592s
5	$R = 5$	70.83%	18.421s	7.984s	1.561s	0.597s

Berdasarkan Tabel 4.2 di atas, diperoleh hasil bahwa kinerja terbaik yang dapat dicapai sistem adalah ketika  $R = 1$ . Akurasi yang dapat dicapai sistem dengan parameter ini adalah 80.56%. Besar kecilnya radius dapat diperoleh dari hasil ukuran radius  $R = 1$  adalah parameter LBP yang paling optimal untuk digunakan dalam proses ekstraksi fitur citra.

- **Pengujian Sistem Terhadap Pengaruh Jumlah Titik Pixel**

Pada pengujian ketiga, sistem diuji dengan menggunakan parameter jumlah titik pixel ( $P$ ) yang digunakan pada operator LBP. Parameter yang digunakan di sini antara lain  $P = 4, 8, 16$ . Sementara itu, ukuran radius yang digunakan adalah  $R = 1$ , dibantu oleh kernel linear, dan menggunakan pola LBP *uniform* ( $u_2$ ). Hasil rata-rata yang diperoleh dari pengujian sistem menggunakan *10-fold cross validation* ditunjukkan oleh Tabel 4.3 dibawah ini.

Tabel 4.3 Hasil pengujian menggunakan parameter jumlah titik pixel  $P$

Ukuran Titik Pixel	Akurasi	Waktu Komputasi			
		Ekstraksi Fitur Latih	Ekstraksi Fitur Uji	Pelatihan	Pengujian
$P = 4$	83.33%	16.817s	6.909s	1.570s	0.577s
$P = 8$	80.56%	20.086s	7.906s	1.522s	0.597s
$R = 16$	81.94%	72.562s	30.669s	1.571s	0.701s

Berdasarkan Tabel 4.3 di atas, hasil pengujian dengan kinerja terbaik ditunjukkan oleh percobaan pertama, yaitu ketika menggunakan  $P = 4$ . Tingkat akurasi terbaik yang mampu dicapai sistem pada percobaan ini sebesar 83.33%, ekstraksi fitur latih sebesar 16.817s. Maka dari itu, dapat disimpulkan bahwa jumlah titik pixel  $P = 4$  adalah parameter yang paling optimal untuk digunakan dalam proses ekstraksi fitur.

- **Pengujian Sistem Terhadap Pengaruh Jenis Kernel**

Sistem diuji pada pengujian keempat atau terakhir dengan menggunakan parameter tipe kernel SVM pada tahap klasifikasi. Empat jenis kernel yang digunakan yaitu kernel linear, kernel rbf, dan kernel polinomial. Untuk kernel polinomial, pengujian dilakukan selangkah demi selangkah sesuai dengan urutan yang digunakan, mulai dari 2,3 dan berlanjut hingga ditemukan urutan yang paling optimal. Parameter lain, seperti ukuran radius, jumlah titik piksel, dan pola LBP menggunakan parameter yang sudah ditemukan dari hasil rangkaian pengujian sebelumnya, yaitu  $R = 1$ ,  $P = 4$ , dan pola *uniform (u2)*. Hasil rata-rata yang diperoleh dari pengujian sistem menggunakan *10-fold cross validation* ditunjukkan oleh Tabel 4.4 di bawah ini.

Tabel 4.4 Hasil pengujian menggunakan parameter jenis kernel SVM

Jenis Kernel SVM	Akurasi	Waktu Komputasi			
		Ekstraksi Fitur Latih	Ekstraksi Fitur Uji	Pelatihan	Pengujian
Linear	83.33%	16.817s	6.609s	1.570s	0.577s
RBF	63.89%	16.635s	6.609s	1.516s	0.653s
Polynomia 1 Orde 1	83.33%	16.817s	6.609s	1.570s	0.577s
Polynomia 1 Orde 2	76.38%			1.529s	0.625s
Polynomia 1 Orde 3	68.05%			1.525s	0.628s
Polynomia 1 Orde 4	72.22%			1.454s	0.640s

Berdasarkan Tabel 4.4 di atas, hasil yang diperoleh dari pengujian sistem menunjukkan bahwa dari keempat kernel yang digunakan, kernel polinomial memberikan kinerja yang paling baik di antara kernel lainnya. Lebih lanjut, polinomial orde 3 memberikan hasil yang serupa dan menjadi yang paling optimal di antara orde lainnya. Hasil pengujian terbaik yang dicapai sistem dalam pengujian ini berada pada angka 83.33% untuk tingkat akurasi, 16.817s untuk ekstraksi fitur latih, dan 6.609s untuk ekstraksi fitur uji.

## **5. Kesimpulan**

Sistem yang dikembangkan pada penelitian ini menggunakan metode LBP dan klasifikasi SVM serta telah melalui tahap pengujian dan analisis. Nilai akurasi tersebut menunjukkan bahwa metode yang digunakan merupakan metode terbaik dengan nilai akurasi lebih dari 80%, jika diterapkan pada sistem klasifikasi penyakit pada daun padi. Berikut beberapa kesimpulan dari hasil pengujian sistem:

1. Pada penelitian ini dilakukan proses ekstraksi ciri menggunakan metode LBP dan diklasifikasi menggunakan metode SVM sehingga diperoleh nilai akurasi yang tertinggi. Gambar yang digunakan dalam penelitian ini adalah gambar daun padi dan terdiri dari tiga kelas penyakit daun, antara lain Hawar daun bakteri, Bercak coklat, dan Bercak daun.
2. Perancangan sistem dapat mengklasifikasikan jenis penyakit daun padi dengan baik, setelah melalui proses pengujian dan pelatihan citra dengan menggunakan metode LBP dan klasifikasi SVM. Parameter terbaik berasal dari level kuantifikasi.
3. Hasil penelitian ini menghasilkan nilai akurasi dengan persentase 83,33% untuk metode LBP dengan pola uniform dan metode SVM yaitu jenis linier dan polinomial orde 1.

- **Saran**

Berdasarkan kesimpulan dari Tugas Akhir ini, terdapat saran agar nantinya penelitian ini mampu dikembangkan kembali untuk penelitian selanjutnya. Berikut merupakan saran untuk Tugas Akhir ini:

4. Sistem klasifikasi jenis penyakit pada daun padi masih bisa dikembangkan dengan cara memanfaatkan metode yang lain, sehingga mampu mendapatkan nilai atau tingkat akurasi yang lebih baik.

5. Citra yang dipakai untuk dijadikan data latih dan data uji dapat dikombinasikan dengan jenis tumbuhan lainnya selain tumbuhan padi agar lebih memiliki variasi pada kelas yang digunakan.
6. Penelitian ini dapat dikembangkan menjadi bentuk aplikasi android dalam mencapai kemudahan pengguna untuk melihat perbedaan antara kelas penyakit pada daun yang sudah diklasifikasi.

#### Daftar Pustaka :

- [1] Mohtar Khoiruddin, “View of Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Convolutional Neural Network,” 2022, *Journal of Dinda*.
- [2] S. A. M. Harun, M. I. Pradhipta, and U. Achmad, “Perubahan sosial masyarakat akibat penurunan kualitas padi di Desa Wonojati Kecamatan Jenggawah Kabupaten Jember,” *SOCA J. Sos. Ekon. Pertan*, vol. 13, no. 1, p. 38, 2019.
- [3] R. Sharma and A. Singh, “Overview of different machine learning techniques for plant disease detection,” *J. Gujarat Res. Soc*, vol. 21, no. 6, pp. 416–425, 2019.
- [4] M. S. Alfarisi, C. A. Bintang, and S. Ayatillah, “Desa Exsys (Drone Security with Audio and Expert System) untuk Mengusir burung dan mengidentifikasi hama atau penyakit padi guna menjaga ketahanan pangan dan peningkatan kemandirian pangan di Indonesia,” *J. Appl. Agric. Sci. Technol.*, vol. 2, no. 1, pp. 35–50, 2018.
- [5] R. Munir, “Robustness analysis of selective image encryption algorithm based on arnold cat map permutation,” in *Proceedings of 3rd Makassar International Conference on Electrical Engineering and Informatics*, 2012.
- [6] M. Achirul Nanda, K. Boro Seminar, D. Nandika, and A. Maddu, “A comparison study of kernel functions in the support vector machine and its application for termite detection,” *Information*, vol. 9, no. 1, p. 5, 2018.

