

# Penerapan Algoritma *Support Vector Machine* untuk Klasifikasi Penyakit Daun Tanaman Padi melalui Citra

1<sup>st</sup> Irfan  
Universitas Buana Perjuangan  
Karawang, Indonesia  
if21.irfan@mhs.ubpkarawang.ac.id

2<sup>nd</sup> Hanny Hikmayanti Handayani  
Universitas Buana Perjuangan  
Karawang, Indonesia  
hanny.hikmayanti@ubpkarawang.ac.id

3<sup>rd</sup> Cici Emilia Sukmawati  
Universitas Buana Perjuangan  
Karawang, Indonesia  
cici.emilia@ubpkarawang.ac.id

4<sup>th</sup> Ahmad Fauzi  
Universitas Buana Perjuangan  
Karawang, Indonesia  
Afauzi@ubpkarawang.ac.id

**Abstract**— Pertanian padi memiliki peran penting dalam perekonomian Indonesia, namun kerap terganggu oleh penyakit daun seperti *blast*, *blight*, dan *tungro*. Penelitian ini mengembangkan metode klasifikasi citra daun menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) untuk mendeteksi ketiga penyakit tersebut. Dengan 240 data citra daun padi, dilakukan pra-pemrosesan (*resizing*, *grayscale*, peningkatan kontras, dll), ekstraksi fitur *Local Binary Pattern*, normalisasi, dan validasi *5-Fold Cross-Validation* menggunakan kernel RBF. Model SVM mencapai akurasi 83,33%. *Precision* dan *recall* masing-masing untuk *blast*: 81% dan 85%, *blight*: 86,6% dan 97,5%, serta *tungro*: 82,29% dan 67,5%. *F1-score* tertinggi diperoleh *blight* (91,72%), terendah *tungro* (74,34%). Meski akurasi cukup tinggi, model masih kesulitan mengenali *tungro*, hal ini menunjukkan perlunya peningkatan metode pemrosesan data lebih lanjut.

**Kata kunci** --- Penyakit Daun, Klasifikasi Citra, *Support Vector Machine* (SVM).

## I. PENDAHULUAN

Tanaman padi (*Oryza Sativa*) merupakan sejenis biji-bijian yang tumbuh semusim pada daerah beriklim tropis dan subtropis. Tanaman padi tumbuh pada tanah yang tergenang air, memiliki ciri daun panjang dan runcing yang berbentuk seperti pita [1]. Indonesia merupakan negara penghasil beras, pada tahun 2023 tercatat luas panen tanaman padi mencapai 10,2 juta hektare. Terjadi penurunan 2,45% atau sebesar 255,79 ribu hektare dibandingkan tahun 2022 mencapai 10,45 juta hektare [2]. Faktor yang mempengaruhi kualitas produksi hasil panen antara lain adalah Organisme Pengganggu Tanaman (OPT). Organisme ini dapat menyebabkan kegagalan hasil panen karena kurang terdeteksi adanya serangan hama pada daun tanaman padi [3]. Salah satu solusi untuk mengetahui performa hasil klasifikasi penyakit dengan memanfaatkan teknologi *machine learning* menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM).

Berdasarkan penelitian Margarita [4], bertujuan untuk mengembangkan metode klasifikasi yang efektif dalam mengidentifikasi penyakit yang ada di tanaman padi. Penelitian dengan memanfaatkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) memiliki akurasi tertinggi 93,94 %. Pada tujuan berdasarkan penelitian Nahak [5], untuk menciptakan model yang mampu mengenali dan mengklasifikasikan tentang penyakit pada daun menggunakan *multiclass*.

Penelitian yang dilakukan dengan metode *Support Vector Machine* (SVM) terbukti efektif dalam mengenali penyakit daun tanaman padi dari pencahayaan yang bervariasi [6]. Penggunaan Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) pada prediksi penyakit stroke, penelitian dilakukan oleh Amelia [7] memiliki hasil akurasi sebesar 100% dari 2.398 data pelatihan dan 1.028 data pengujian.

Penelitian ini dilakukan dengan dataset berupa data citra penyakit pada daun tanaman padi, yang didapat dari sumber terpercaya yaitu Kaggle . Pada dataset yang didapat didalamnya memiliki citra dengan ukuran yang berbeda-beda sehingga memerlukan pemrosesan data. <https://www.kaggle.com/code/stpeteishii/leaf-rice-disease-classify-densenet201?select=blight> tautan dataset untuk menunjang penelitian ini, didalam dataset memiliki jumlah data sebanyak 240 data yang terbagi menjadi tiga kelas, *blast*, *blight* dan *tungro*

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### A. Padi

Pangan utama di Indonesia yaitu tanaman padi (*Oryza Sativa*) [8] Iklim tropis dan subtropis merupakan daerah yang cocok untuk tanaman padi. Memiliki ciri batang yang tegak dan panjang, daun berbentuk pita runcing dan tumbuh pada tanah yang tergenang air. padi juga seperti tanaman lain yang rentan terhadap penyakit seperti *Blast*, *Blight* dan *Tungro* [9].

### B. Pengolahan Citra Digital

Pengolahan Citra Digital merupakan metode berbasis komputer untuk menganalisis dan mengklasifikasikan gambar [10]. Hal tersebut guna memperoleh citra yang lebih optimal atau untuk mengambil informasi penting dengan cara mengekstrak citra di dalamnya. Dalam pertanian, teknologi ini digunakan untuk mendeteksi penyakit *blast*, *blight* dan *tungro* tanaman padi secara otomatis melalui analisis visual daun yang terinfeksi [11].

#### a) *Blast*

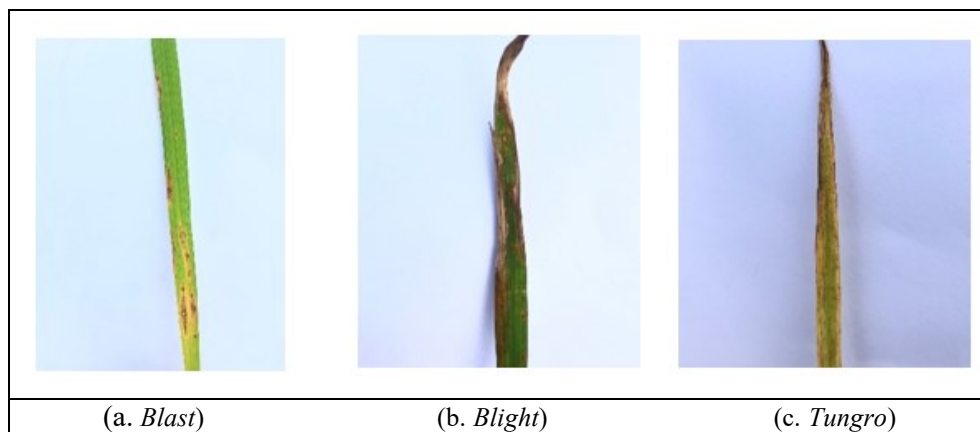
*Blast* merupakan penyakit yang disebabkan oleh jamur *Pyricularia oryzae*, yang dapat menyerang daun tanaman padi, memiliki gejala pada area daun tanaman padi seperti bercak coklat berbentuk belah ketupat.

#### b) *Blight*

*Blight* merupakan penyakit yang disebabkan oleh jamur *Xanthomonas oryzae pv Oryzae*. Gejalanya berupa garis kuning yang memanjang di tepi daun, yang kemudian menjadi hawar coklat atau bercak coklat dan menyebar.

#### c) *Tungro*

*Tungro* merupakan penyakit dari kombinasi *Rice Tungro Bacilliform Virus (RTBV)* dan *Rice Tungro Spherical Virus (RTSV)*, yang meyebar melalui hama wereng hijau (*Nephotettix virescens*). Gejala pada penyakit ini mempunyai ciri warna pada daun yang menguning hingga oranye



Gambar 1 Citra Penyakit Daun Tanaman Padi

### C. Support Vector Machine (SVM)

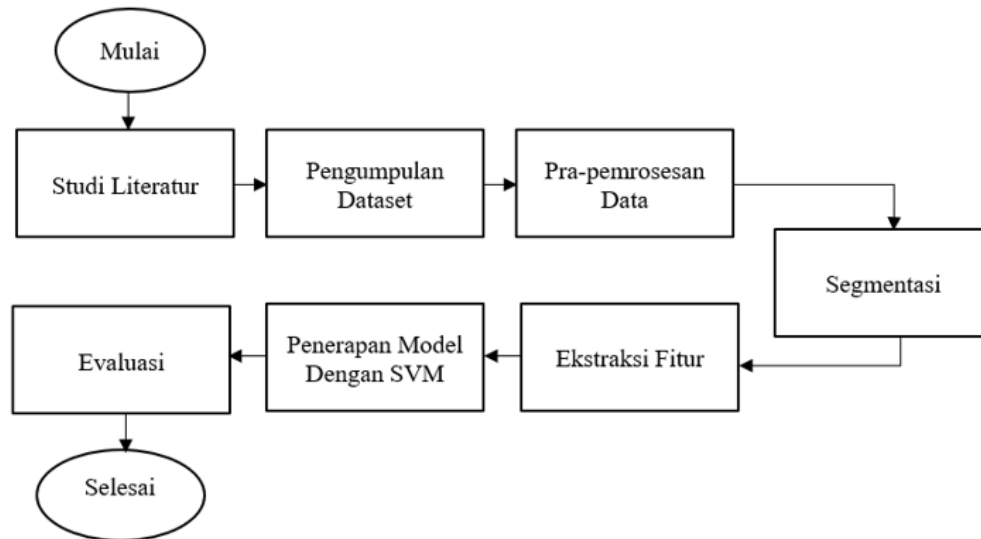
*Support Vector Machine* merupakan algoritma *machine learning* berbasis teori statistik yang digunakan untuk klasifikasi data. Memiliki pola yang dapat dikelompokkan menjadi kategori positif atau negatif, dengan menggunakan garis pemisah yang berbeda. *Margin* merupakan jarak antara *hyperplane* dan pola terdekat dalam setiap kelas. *Support vector* merupakan pola yang membantu dalam memprediksi hasil yang mungkin terjadi [12] Pemilihan kernel memungkinkan data diproyeksikan ke dimensi lebih tinggi, yang berpotensi memperbaiki performa klasifikasi.

### D. Confusion Matrix

*Confusion matrix* merupakan tabel yang membandingkan kelas prediksi dengan kelas aktual dari suatu data [13]. Berfungsi mengukur kinerja model dengan memberikan informasi seberapa baik model tersebut dalam mengklasifikasikan data. *Confusion matrix* digunakan untuk menghitung berbagai metrik evaluasi, seperti *Accuracy*, *Precisoin*, *Recall* dan *F1 Score* [14].

### III. METODE PENELITIAN

Tahapan dalam penelitian ini dijalankan secara tersruktur guna mencapai hasil dan tujuan yang telah ditetapkan. Berikut merupakan tahapan proses penelitian ini:



Gambar 2 Flowchart Prosedur Penelitian

#### A. Studi Literatur

Penelitian ini dibuat berdasarkan hasil belajar dari berbagai sumber pada beberapa jurnal, didapat dari *Google Scholar* dan jurnal Universitas Buana Perjuangan Karawang. Sumber-sumber tersebut tidak hanya memberikan informasi yang mendukung dasar teori, tetapi juga membantu memperluas pemahaman mengenai topik yang dibahas.

#### B. Pengumpulan dataset

Dataset berupa data citra penyakit pada daun tanaman padi, yang didapat dari sumber terpercaya yaitu Kaggle . Pada dataset yang didapat didalamnya memiliki citra dengan ukuran yang berbeda-beda sehingga memerlukan pemrosesan data. <https://www.kaggle.com/code/stpeteishii/leaf-rice-disease-classify-densenet201?select=blight> tautan dataset untuk menunjang penelitian ini, didalam dataset memiliki jumlah data sebanyak 240 data yang terbagi menjadi tiga kelas, yaitu *Blast* 80 data, *Blight* 80 data dan *Tungro* 80 data.

#### C. Pra-pemrosesan Data

Tahapan pra-pemrosesan meliputi *resizing* (256×256 piksel), *grayscale*, peningkatan kontras (CLAHE), augmentasi citra (rotasi dan flipping), segmentasi dengan HSV Tresholding dan ekstraksi fitur menggunakan LBP dari hasil perbandingan ekstraksi fitur terbaik.

#### D. Pemodelan SVM

Dataset dibagi menjadi dua subset yaitu 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk pengujian. Penggunaan kernel RBF dalam proses pelatihan model SVM untuk membedakan penyakit *blast*, *blight* dan *tungro* daun tanaman padi berdasarkan dari hasil ekstraksi

#### E. Evaluasi Model

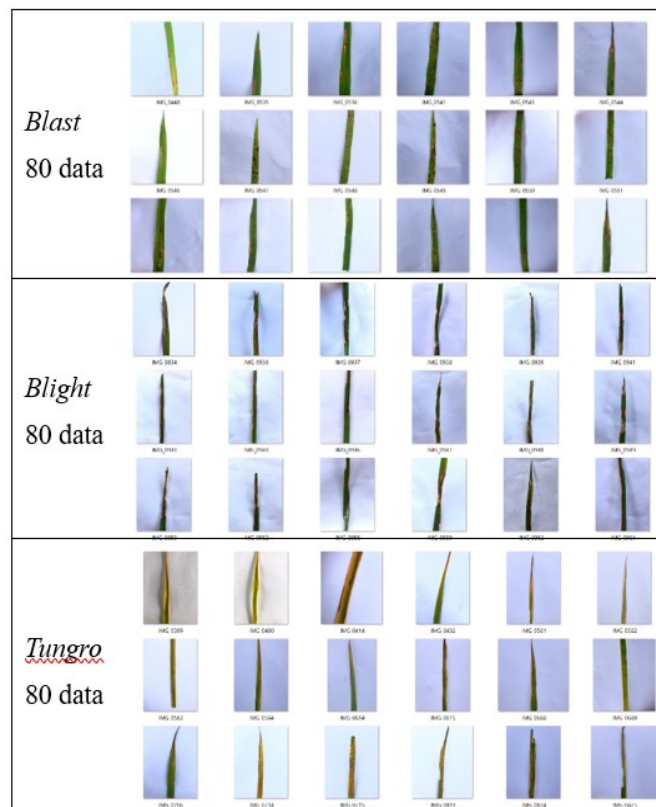
Langkah terakhir melakukan evaluasi untuk menghitung berbagai metrik evaluasi, seperti *Accuracy*, *Precisoin*, *Recall* dan *F1 Score* dengan menggunakan *confusion matrix*.

## IV. HASIL PEMBAHASAN

Hasil yang diperoleh dari penelitian ini adalah sistem yang mampu mengidentifikasi citra penyakit daun tanaman padi *blast*, *blight* dan *tungro*. Sistem ini menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan fitur yang diekstraksi menggunakan metode Local Binary Pattern (LBP) dari hasil perbandingan ekstraksi fitur terbaik. Tahapan proses perancangan meliputi pengumpulan data, pra-pemrosesan citra, ekstraksi fitur, normalisasi, pelatihan model, serta pengujian performa sistem.

## A. Pengumpulan Data

Penelitian ini dilakukan dengan dataset berupa data citra penyakit pada daun tanaman padi, yang didapat dari sumber terpercaya yaitu Kaggle . Pada dataset yang didapat didalamnya memiliki citra dengan ukuran yang berbeda-beda sehingga memerlukan pemrosesan data. <https://www.kaggle.com/code/stpeteishii/leaf-rice-disease-classify-densenet201?select=blight> tautan dataset untuk menunjang penelitian ini, didalam dataset memiliki jumlah data sebanyak 240 data yang terbagi menjadi tiga kelas, yaitu *Blast* 80 data, *Blight* 80 data dan *Tungro* 80 data.



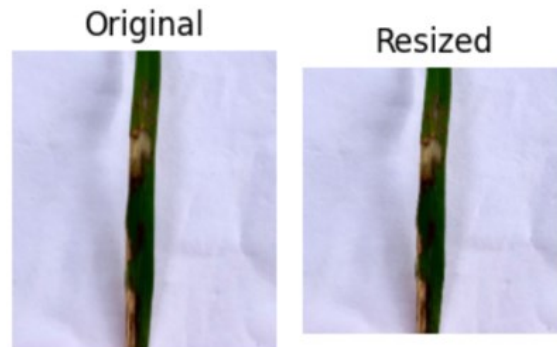
Gambar 3 Pengumpulan Dataset

## B. Pra-pemrosesan Citra

Praproses dataset bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra sebelum tahap analisis, sehingga data siap digunakan dalam proses ekstraksi fitur dan pelatihan model. Seluruh citra terlebih dahulu diubah ukurannya menjadi  $256 \times 256$  piksel agar memiliki resolusi seragam. Selanjutnya, citra dikonversi ke format *grayscale* untuk menyederhanakan representasi visual. Peningkatan kontras dilakukan menggunakan metode *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)* guna menonjolkan detail penting tanpa memperbesar noise. Augmentasi data dilakukan dengan rotasi dan *flip* guna memperkaya variasi dataset. Selanjutnya dilakukan augmentasi dengan menggunakan metode HSV Thresholding dengan memisahkan area yang terkena penyakit dan menghilangkan area yang tidak penting ditampilkan dengan warna putih sebagai area yang terkena penyakit. Setelah itu, fitur citra diekstraksi menggunakan *Local Binary Pattern (LBP)* untuk tekstur. Terakhir, normalisasi dilakukan menggunakan metode *standard scale* agar seluruh fitur berada pada skala yang setara dan mempermudah proses klasifikasi.

a) **Resize**

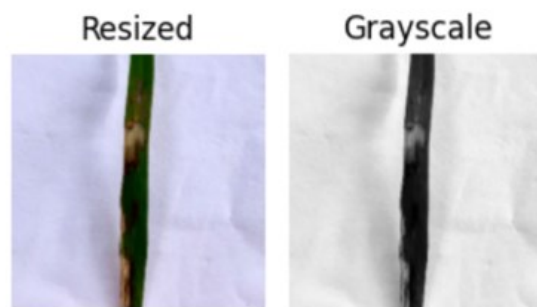
Tahap awal pengolahan citra, fungsi *resize\_image* digunakan untuk menyesuaikan ukuran setiap gambar menjadi seragam, yaitu  $256 \times 256$  piksel.



Gambar 4 Pra-pemrosesan Citra *Resize*

b) **Grayscale**

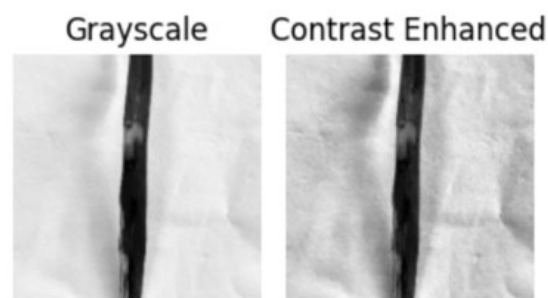
*Grayscale* dilakukan untuk mengubah citra berwarna menjadi citra dalam skala abu-abu, *grayscale* dilakukan dengan fungsi `cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)`.



Gambar 5 Pra-pemrosesan Citra *Grayscale*

c) **Peningkatan Kontras**

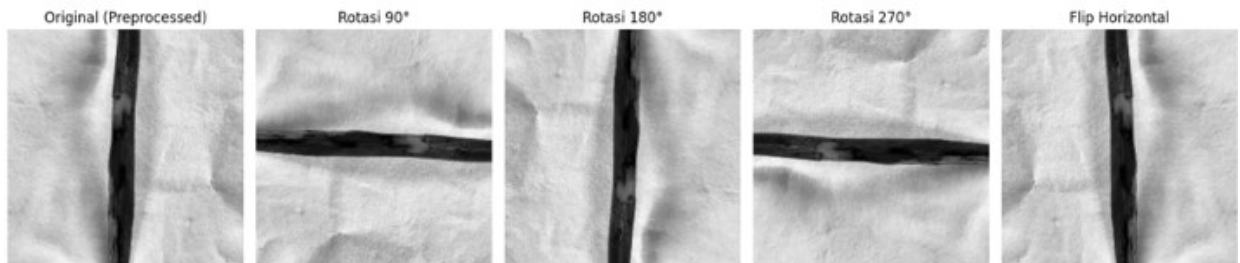
Peningkatan kontras atau *enhance\_contrast* pada penelitian ini menggunakan metode *CLAHE* (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*) dari *OpenCV* untuk meningkatkan kontras gambar.



Gambar 6 Pra-pemrosesan Citra Peningkatan Kontras

d) **Augmentasi**

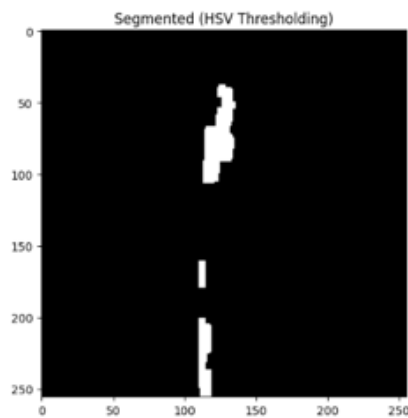
Augmentasi pada citra daun padi dilakukan dengan beberapa transformasi dengan metode rotasi dan *horizontal* untuk meningkatkan keragaman data.



Gambar 7 Pra-pemrosesan Citra Augmentasi

e) **Segmentasi**

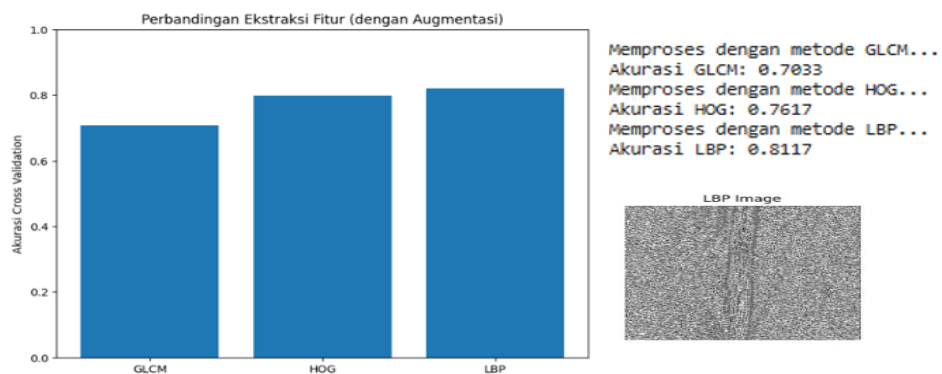
Segmentasi pada area kerusakan pada daun padi menggunakan pendekatan *HSV thresholding*



Gambar 8 Citra Hasil Segmentasi

f) **Ekstraksi Fitur**

Metode ekstraksi fitur dengan akurasi tertinggi, yaitu menggunakan metode ekstraksi fitur *LBP (Local Binary Pattern)*. Maka dari itu untuk penelitian ini menggunakan metode LBP dimana dihitung dari pola lokal dengan radius 1 dan 8 titik sampel di sekitar setiap piksel.



Gambar 9 Hasil Ekstraksi Fitur

### C. Hasil Pemodelan *Support Vector Machine*

Pemodelan dilakukan setelah seluruh tahapan praproses data selesai, dimulai dengan membagi dataset menjadi dua bagian: data latih dan data uji, dengan proporsi masing-masing 80% dan 20%. Pembagian ini dilakukan menggunakan fungsi *train\_test\_split* dari *scikit-learn*, dengan parameter *random\_state* ditetapkan untuk menjaga konsistensi hasil. Langkah ini penting untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya serta mencegah overfitting.

Setelah proses pembagian data, dilakukan pelatihan model klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF). Data fitur hasil ekstraksi kemudian dinormalisasi menggunakan metode *StandardScaler*. Model SVM kemudian dievaluasi menggunakan *5-Fold Cross-Validation*, untuk memperoleh estimasi performa yang stabil, dan hasil akurasi pada setiap *fold* dihitung untuk memperoleh nilai rata-rata. Setelah itu, model akhir dilatih dengan menggunakan kernel RBF. Proses ini menghasilkan model SVM terlatih yang siap digunakan untuk klasifikasi pada data uji. Pada Gambar 9 berisi syntax untuk melakukan pelatihan model SVM

```
# 2. Split data: training & testing (stratified)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, stratify=y, random_state=42)
print(f"Training: {len(y_train)} | Testing: {len(y_test)}")

# 3. Standard scaling
X_train_scaled, scaler = standard_scale_features(X_train)
X_test_scaled = scaler.transform(X_test)

# 4. Cross Validation di training data
cross_validate_svm_rbf(X_train_scaled, y_train, n_splits=5)

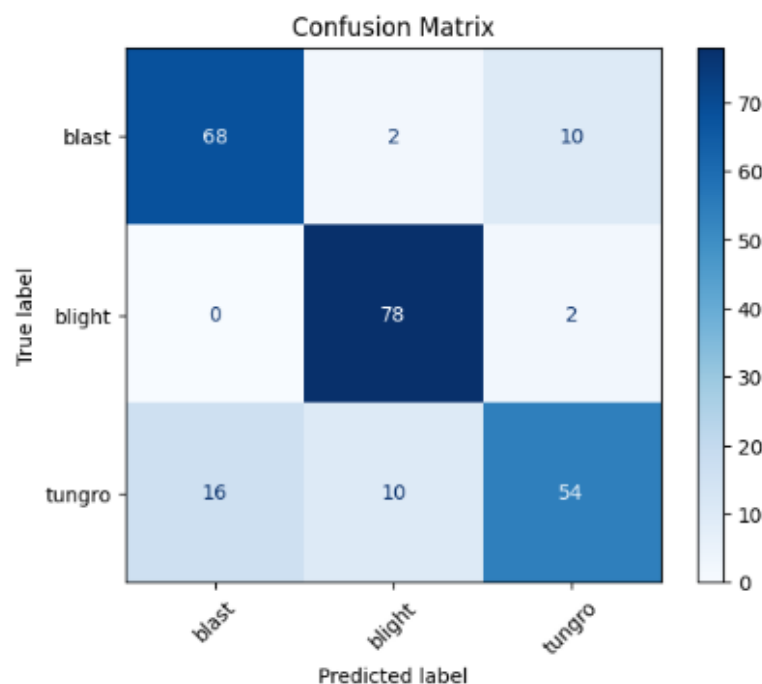
# 5. Training model (SVM RBF)
model = train_svm_rbf(X_train_scaled, y_train)

# 6. Evaluasi model di testing data
evaluate_model(model, X_test_scaled, y_test)
```

Gambar 10 Syntax Pelatihan Model SVM

### D. Evaluasi Model dengan *Confusion Matrix*

Proses Setelah model *Support Vector Machine* dilatih menggunakan data latih, langkah selanjutnya adalah mengevaluasi performa model terhadap data uji (test set) menggunakan *confusion matrix*. Evaluasi ini bertujuan untuk mengukur sejauh mana model mampu melakukan generalisasi terhadap data baru yang tidak pernah dilihat sebelumnya selama proses pelatihan. *Confusion matrix* memberikan gambaran visual mengenai bagaimana model mengklasifikasikan data, dengan menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah dalam masing-masing kelas (misalnya *Blast*, *Blight* dan *Tungro*)



Gambar 11 Cmap Confusion Matrix

Keterangan dari gambar 11 gambar tabel *confusion matrix*:

1. *True Positive (TP)* :
  - a. *Blast* = 68 data citra terklasifikasi benar
  - b. *Blight* = 78 data citra terklasifikasi benar
  - c. *Tungro* = 54 data citre terklasifikasi benar
2. *False Positive (FP)* :
  - a. *Blast* = 0 (*Blight*) + 16 (*Tungro*) = 16 data citra salah terklasifikasi *Blast*
  - b. *Blight* = 2 (*Blast*) + 10 (*Tungro*) = 12 data citra salah terklasifikasi *Blight*
  - c. *Tungro* = 10 (*Blast*) + 2 (*Blight*) = 12 data citra yang terklasifikasi *Tungro*
3. *False Negative (FN)* :
  - a. *Blast* = 2 (*Blight*) + 10 (*Tungro*) = 12 data citra terklasifikasi salah
  - b. *Blight* = 0 (*Blast*) + 2 (*Tungro*) = 2 data citra terklasifikasi salah
  - c. *Tungro* = 16 (*Blast*) + 10 (*Blight*) = 26 data citra terklasifikasi salah
4. *True Negative (TN)* :
 
$$TN = \text{Total Data} - (TP + FP + FN) \quad (1)$$
  - a. *Blast* = 240 - (68+16+12) = 144
  - b. *Blight* = 240 - (78+12+2) = 148
  - c. *Tungro* = 240 - (54+12+26) = 148

Tabel 1 Evaluasi *Confusion Matrix*

Class	True Positive	False Positive	False Negative	True Negative
<i>Blast</i>	68	16	12	144
<i>Blight</i>	78	12	2	148
<i>Tungro</i>	54	12	26	148

Tabel 1 diatas merupakan hasil dari *confusion matrix* untuk menentukan hasil dari evaluasi *True Positive*, *False Positive*, *False Negative* dan *True Negative*

1. *Precision*, mengukur ketepatan model dalam memprediksi penyakit tertentu, untuk mengurangi kesalahan diagnosis.

a. *Blast*

$$Precision_{blast} = \frac{68}{68 + 16} = \frac{68}{84} = 0.81 \quad (2)$$

b. *Blight*

$$Precision_{blight} = \frac{78}{78 + 12} = \frac{78}{90} = 0.866 \quad (3)$$

c. *Tungro*

$$Precision_{tungro} = \frac{54}{54 + 12} = \frac{54}{66} = 0.818 \quad (4)$$

2. *Recall*, mengukur kemampuan model menemukan semua daun yang benar-benar sakit, agar tidak ada yang terlewat.

a. *Blast*

$$Recall_{blast} = \frac{68}{68 + 12} = \frac{68}{80} = 0.85 \quad (5)$$

b. *Blight*

$$Recall_{blight} = \frac{78}{78 + 2} = \frac{78}{80} = 0.975 \quad (6)$$

c. *Tungro*

$$Recall_{tungro} = \frac{54}{54 + 26} = \frac{54}{80} = 0.675 \quad (7)$$



3. *F1-Score*, menggabungkan *Precision* dan *Recall*, menilai keseimbangan antara ketepatan dan kelengkapan prediksi.

a. *Blast*

$$F1_{blast} = 2 \times \frac{0.81 \times 0.85}{0.81 + 0.85} = 0.829 \quad (8)$$

b. *Blight*

$$F1_{blight} = 2 \times \frac{0.87 \times 0.97}{0.87 + 0.97} = 0.917 \quad (9)$$

c. *Tungro*

$$F1_{tungro} = 2 \times \frac{0.82 \times 0.68}{0.82 + 0.68} = 0.743 \quad (10)$$

4. *Accuracy* mengukur seberapa banyak prediksi yang benar dari seluruh data daun yang diuji.

$$Accuracy = \frac{200}{240} = 0.8333 \quad (11)$$

Tabel 2 Evaluasi *Confusion Matrix*

Class	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy
<b>Blast</b>	80 %	85 %	82,9 %	83,3 %
<b>Blight</b>	86,6 %	97,5 %	91,7 %	
<b>Tungro</b>	81,8 %	67,5 %	74,3 %	

Tabel 2 menunjukan hasil dari perhitungan yang diambil dari nilai *precision*, *recall*, *f1-score* dan *accuracy*

## V. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa model SVM mengklasifikasikan citra penyakit pada daun tanaman padi menjadi tiga kelas, yaitu *blast*, *blight* dan *tungro*. Berdasarkan fitur yang diekstraksi menggunakan metode *Local Binary Pattern (LBP)* dari hasil perbandingan metode ekstraksi fitur terbaik. Proses pelatihan dilakukan dengan standar *scaling* dan metode *5-Fold Cross-Validation*. data pelatihan dibagi menjadi 5 bagian (*fold*), kemudian pelatihan diulang 5 kali, terakhir model dilatih menggunakan kernel RBF. Meskipun model mampu membedakan ketiga kelas tersebut, kemampuan dalam mengidentifikasi gejala penyakit *blast*, *blight* dan *tungro* pada daun tanaman padi masih tergolong rendah.

*Support Vector Machine (SVM)* berhasil mencapai akurasi sebesar 83,33% dari total 240 data uji. Hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix*, model mampu mengklasifikasikan tiga jenis penyakit daun padi, yaitu *blast*, *blight*, dan *tungro*. Untuk kelas *blast*, *precision* sebesar 81% dan *recall* 85%; kelas *blight* memiliki *precision* 86,6% dan *recall* 97,5%; sedangkan *tungro* mencatat *precision* 82,29% dan *recall* 67,5%. *Precision* tinggi pada *blight* menunjukkan prediksi yang akurat, dan *recall* tinggi menunjukkan deteksi hampir sempurna. Sebaliknya, *recall* rendah pada *tungro* menandakan banyak kesalahan klasifikasi. *Blight* mencatat performa terbaik dengan *f1-score* 91,72% karena kesalahan hasil klasifikasi yang rendah, sedangkan *tungro* memiliki *f1-score* terendah sebesar 74,34% karena kesalahan hasil klasifikasi lebih besar. Secara keseluruhan meskipun model SVM menunjukkan akurasi yang cukup tinggi, masih perlu pengembangan untuk meningkatkan performanya dalam klasifikasi penyakit daun tanaman padi *blast*, *blight* dan *tungro*.

## 1. PENGAKUAN

Naskah ilmiah ini merupakan bagian dari penelitian Tugas Akhir yang dilakukan oleh Irfan yang berjudul “Klasifikasi Penyakit Pada Citra Daun Tanaman Padi Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine (SVM)*. Penelitian ini dibimbing oleh Ibu Dr.Hanny Hikmayanti Handayani, M.Kom dan Cici Emilia Sukmawati, M.Kom.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ndamung, E. P., Pekuwali, A. A., & Abineno, R. T. (2023). *Optimasi Segmentasi Citra Daun Padi Dengan Metode Thresholding Dalam Identifikasi Penyakit (Optimization of Rice Leaf Image Segmentation with Thresholding Method in Disease Identification)*. 2(Desember), 2962–2998.
- [2] BPS. (n.d.-a). *Luas Panen dan Produksi Padi di Indonesia 2023 (Angka Sementara)*. Badan Pusat Statistik. <https://www.bps.go.id/pressrelease/2023/10/16/2037>
- [3] Agustiani, S., Tajul Arifin, Y., Junaidi, A., Khotimatul Wildah, S., & Mustopa, A. (2022). Klasifikasi Penyakit Daun Padi menggunakan Random Forest dan Color Histogram. *Jurnal Komputasi*, 10(1). <https://doi.org/10.23960/komputasi.v10i1.2961>

- [4] Margarita, D. (2024). *Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Support Vector Machine Berdasarkan Fitur Mendalam (Deep Feature)*. 9(4), 1–21.
- [5] Nahak, E., Putra, R. P., Marisa, F., Malang, U. W., Malang, K., Informatika, J. T., Teknik, F., Malang, K., & Citra, P. (2024). *Klasifikasi Penyakit Pada Tanaman Apel Melalui Citra Daun Menggunakan Metode Multiclass Support Vector Machine*. 1,2. 11(3), 401–408.
- [6] Tohirin, A., Hayat, M. Al, & Fahmi, M. (2024). *Literatur Review : Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Berdasarkan Citra Udara dengan Algoritma SVM*. 2(3), 596–602.
- [7] Amelia, U., Indra, J., & Masruriyah, A. F. N. (2022). Implementasi Algoritma Support Vector Machine (Svm) Untuk Prediksi Penyakit Stroke Dengan Atribut Berpengaruh. *Scientific Student Journal for Information, Technology and Science*, III(2), 254–259.
- [8] Istiqomah, N., & Murinto, M. (2024). Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Berbasis Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). *JSTIE (Jurnal Sarjana Teknik Informatika) (E-Journal)*, 12(1), 18. <https://doi.org/10.12928/jstie.v12i1.27314>
- [9] Ndamung, E. P., Pekuwali, A. A., & Abineno, R. T. (2023). *Optimasi Segmentasi Citra Daun Padi Dengan Metode Thresholding Dalam Identifikasi Penyakit (Optimization of Rice Leaf Image Segmentation with Thresholding Method in Disease Identification)*. 2(Desember), 2962–5998.
- [10] Badruzzaman, H., Mudzakir, T. Al, & Rahmat. (2024). Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network dan Support Vector Machine Untuk Pendeteksian Candi Jiwa Dan Candi Blandongan. *Scientific Student Journal for Information, Technology and Science*, V(2715–2766), 94–103..
- [11] Jinan, A., Hayadi, B. H., & Utama, U. P. (2022). Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Melalui Citra Daun (Multilayer Perceptron). *Journal of Computer and Engineering Science*, 1(2), 37–44.
- [12] Sonjaya, C. B. (2024). *Perbandingan kinerja Algoritma Klasifikasi untuk mendeteksi Penyakit Jantung*. V, 61–66.
- [13] Sri Cahyanti Hanny Hikmayanti Dwi Sulistya K, C. H. (2021). Identifikasi Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Warna Menggunakan Metode Hue Saturation Value. *Scientific Student Journal for Information, Technology and Science*, II(1), 177–183.
- [14] Alamsyah, A. S., Budiman, S. N., & Romadhona, R. D. (2024). *Penerapan Algoritma Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen Data Ulasan Aplikasi Binance Pada Google Play Store*. 4, 6145–6158.