

PENERAPAN LOCAL BINARY PATTERN HISTOGRAM DAN K-NEAREST NEIGHBOR UNTUK KLASIFIKASI CITRA PENYAKIT DAUN KENTANG

Wahyu Triningsih, Fetty Tri Anggraeny, Muhammad Muharrom Al Haromainy

Informatika, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur
Jalan Raya Rungkut Madya No. 1, Gunung Anyar, Kota Surabaya, Jawa Timur
19081010024@student.upnjatim.ac.id

ABSTRAK

Penyakit pada daun kentang dapat menyebabkan penurunan kualitas dan kuantitas hasil panen sehingga diperlukan proses identifikasi yang cepat dan akurat. Identifikasi secara manual oleh petani masih memiliki keterbatasan karena bergantung pada pengalaman dan pengamatan visual yang bersifat subjektif. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi penyakit daun kentang menggunakan metode Local Binary Pattern Histogram (LBPH) sebagai ekstraksi fitur dan K-Nearest Neighbor (KNN) sebagai metode klasifikasi. Dataset yang digunakan terdiri dari tiga kelas, yaitu Early Blight, Late Blight, dan Healthy, yang diperoleh dari Kaggle. Tahapan penelitian meliputi pra-pemrosesan citra berupa resize dan konversi grayscale, ekstraksi fitur menggunakan LBPH, serta klasifikasi menggunakan KNN dengan nilai $K = 3$ dan $K = 5$. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan confusion matrix dan akurasi klasifikasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode LBPH mampu mengekstraksi karakteristik tekstur daun kentang dengan baik sehingga dapat digunakan sebagai fitur masukan bagi algoritma KNN. Berdasarkan hasil evaluasi model KNN dengan nilai $K = 5$ menghasilkan performa terbaik dibandingkan $K = 3$, yaitu sebesar 83.90%. Penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi metode LBPH dan KNN dapat digunakan untuk membantu proses identifikasi penyakit daun kentang secara otomatis dan memberikan hasil klasifikasi yang cukup baik.

Kata kunci : HSV-LBPH, K-Nearest Neighbor, klasifikasi citra, pengolahan citra digital

1. PENDAHULUAN

Kentang merupakan salah satu komoditas hortikultura yang memiliki peran penting dalam sektor pertanian Indonesia. Produksi kentang nasional terus mengalami peningkatan dan menjadi salah satu sumber pangan yang banyak dibudidayakan di berbagai daerah, khususnya di Jawa Timur, Jawa Tengah, Jawa Barat, Sumatera Utara, Sulawesi Utara, dan Sulawesi Selatan yang mencapai angka produksi sebanyak 1,28 juta ton. Tingginya tingkat produksi kentang perlu diimbangi dengan upaya menjaga kualitas hasil panen agar mampu memenuhi kebutuhan masyarakat serta mengurangi ketergantungan terhadap impor komoditas pertanian.

Salah satu faktor yang memengaruhi kualitas dan kuantitas hasil panen kentang adalah serangan penyakit pada daun. Penyakit yang biasanya ditemukan pada tanaman kentang antara lain Early Blight dan Late Blight [1].

Penyakit tersebut dapat menyebabkan kerusakan pada daun, menghambat pertumbuhan tanaman, menurunkan produktivitas, bahkan berpotensi menyebabkan gagal panen apabila tidak ditangani dengan cepat. Identifikasi penyakit daun kentang umumnya dilakukan secara manual melalui pengamatan visual terhadap gejala yang muncul pada permukaan daun. Namun, metode ini memiliki kelemahan karena sangat bergantung pada pengalaman pengamat dan rentan terhadap kesalahan akibat faktor subjektivitas, kelelahan, maupun keterbatasan pengetahuan petani.

Perkembangan teknologi pengolahan citra digital memberikan alternatif dalam proses identifikasi penyakit tanaman secara otomatis [2].

Melalui analisis tekstur dan pola citra, komputer dapat mengenali karakteristik penyakit yang terdapat pada daun kentang. Salah satu metode ekstraksi fitur tekstur yang banyak digunakan adalah Local Binary Pattern Histogram (LBPH) [3].

Metode ini mampu merepresentasikan karakteristik tekstur citra dengan proses komputasi yang relatif sederhana dan efisien. Selain banyak diterapkan pada sistem pengenalan wajah, LBPH juga dapat digunakan untuk klasifikasi citra penyakit tanaman karena kemampuannya dalam mengekstraksi pola tekstur secara efektif.

Sesuai dengan pernyataan di atas, maka permasalahan ini adalah bagaimana cara melakukan klasifikasi penyakit daun pada kentang menggunakan metode LBPH dan metode k-nearest neighbor dan bagaimana hasilnya. Penelitian ini mengimplementasikan metode Local Binary Pattern Histogram (LBPH) sebagai teknik pengambilan ciri dan K-Nearest Neighbor (K-NN) sebagai pendekatan klasifikasi untuk mengenali penyakit pada daun kentang.

Sehingga hasil akhir yang diharapkan nanti berupa deteksi yang maksimal sehingga mampu mempermudah petani untuk mengantisipasi gagal panen.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Dalam penelitian dengan judul “Perbandingan Metode KNN Dan LBPH Pada Klasifikasi Daun Herbal” yang dilakukan oleh Isman pada tahun 2021 [6]. Dalam penelitian tersebut, peneliti melakukan riset tentang perbandingan metode LBPH dan KNN dalam pengklasifikasian tanaman herbal.

Dari Pengujian ke Lima Jenis Daun Herbal yang dijadikan sampel dalam Penelitian ini, maka di dapatkan Hasil Akurasi pada Pengujian menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN) didapatkan Nilai Akurasi Sebesar 97,5%, sedangkan pada Pengujian menggunakan Metode Local Binary Pattern Histogram (LBPH) didapatkan Nilai Akurasi sebesar 94%. Hal ini menunjukkan bahwa Kinerja Metode K-Nearest Neighbor masih lebih unggul dibandingkan Metode Local Binary Pattern Histogram dalam Penelitian ini.

2.2. Penyakit Daun Kentang

Kentang adalah salah satu jenis tanaman hortikultura yang memiliki nilai jual yang signifikan. Selama proses penanaman, tanaman kentang sangat rentan terhadap berbagai penyakit yang dapat mengurangi mutu serta jumlah hasil panen. Penyakit yang biasanya menyerang daun kentang adalah Early Blight dan Late Blight.

Early Blight disebabkan oleh jamur *Alternaria solani* yang terlihat dengan adanya bercak berwarna coklat gelap pada permukaan daun. Bercak ini berkembang secara perlahan dan dapat menyebabkan daun mengalami klorosis hingga rontok. Sementara itu, Late Blight diakibatkan oleh *Phytophthora infestans* yang ditandai dengan bercak basah berwarna coklat yang menyebar dengan cepat pada daun, batang, maupun umbi. Penyakit ini termasuk salah satu penyakit paling merugikan karena bisa menyebabkan penurunan hasil panen hingga lebih dari 60% [5].

2.3. Citra Digital

Citra digital merupakan representasi visual yang tersusun dari kumpulan piksel dan dapat diproses menggunakan komputer [6].

Berdasarkan karakteristiknya, citra digital dapat berupa citra biner, grayscale, maupun citra berwarna (RGB) (Taronisokhi Zebua, 2017). Dalam penelitian ini, citra yang digunakan adalah citra berwarna yang disimpan dalam format bitmap (*.bmp). Format bitmap dipilih karena mampu menyimpan informasi piksel secara utuh tanpa kompresi sehingga kualitas citra tetap terjaga dan sesuai untuk proses ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode Local Binary Pattern Histogram (LBPH).

2.4. Local Binary Pattern Histogram (LBPH)

Local Binary Pattern Histogram (LBPH) merupakan metode ekstraksi fitur tekstur yang dikembangkan dari algoritma Local Binary Pattern (LBP) [7].

Metode ini bekerja dengan membandingkan nilai piksel pusat terhadap delapan piksel tetangganya pada jendela berukuran 3×3. Hasil perbandingan tersebut dikonversi menjadi nilai biner yang kemudian diubah menjadi nilai desimal untuk membentuk pola tekstur lokal [8].

Setelah proses pembentukan pola lokal dilakukan, histogram dari setiap wilayah citra dihitung dan digabungkan menjadi vektor fitur yang merepresentasikan karakteristik tekstur citra secara keseluruhan [8].

LBPH memiliki keunggulan berupa proses komputasi yang sederhana, cepat, serta mampu menghasilkan representasi tekstur yang baik sehingga banyak digunakan pada sistem pengenalan pola dan klasifikasi citra.

2.5. K-Nearest Neighbor (K-NN)

K-Nearest Neighbor (K-NN) adalah teknik klasifikasi yang berorientasi pada pembelajaran terawasi yang menetapkan kategori suatu data dengan merujuk pada kelas yang paling umum di antara tetangga terdekat. Caranya, proses klasifikasi ini meliputi pengukuran jarak antara data yang diuji dan semua data pelatihan, lalu memilih sejumlah k data yang memiliki jarak paling dekat untuk digunakan sebagai dasar penentuan kategori.

Metode K-NN memiliki keunggulan berupa implementasi yang sederhana, tidak memerlukan proses pelatihan yang kompleks, serta mampu memberikan performa yang baik pada berbagai kasus klasifikasi pola.

2.6. Euclidean Distance

Euclidean Distance merupakan metode pengukuran jarak yang umum digunakan dalam algoritma K-NN untuk menentukan tingkat kemiripan antar data. Semakin kecil nilai jarak yang dihasilkan, maka semakin tinggi tingkat kemiripan antara data uji dan data latih [9].

Pada penelitian ini, Euclidean Distance digunakan untuk menghitung kedekatan fitur hasil ekstraksi LBPH terhadap data pelatihan.

2.7. Confusion Matrix

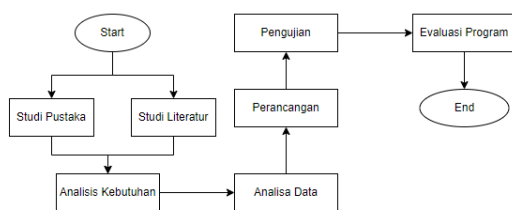
Confusion Matrix berfungsi sebagai teknik penilaian untuk menilai kinerja model klasifikasi. Penilaian dilakukan dengan memeriksa hasil prediksi dari sistem dibandingkan dengan kelas yang sebenarnya. Komponen utama dalam Confusion Matrix terdiri atas *True Positive (TP)*, *True Negative (TN)*, *False Positive (FP)*, dan *False Negative (FN)* [10].

Berdasarkan nilai-nilai yang ada, beberapa metrik penilaian seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *error rate*. Nilai *accuracy* menunjukkan tingkat ketepatan klasifikasi secara keseluruhan, *precision* mencerminkan keakuratan prediksi untuk kelas positif, *recall* kemampuan sistem dalam dengan tepat mengidentifikasi data positif.

3. METODE PENELITIAN

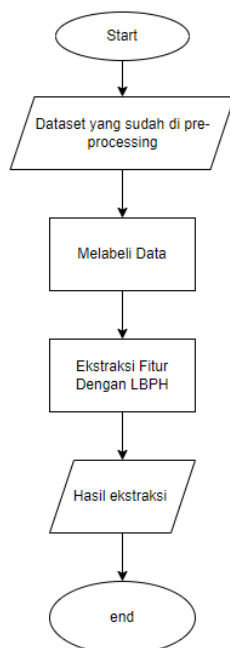
Penelitian ini menggunakan metode *Local Binary Pattern Histogram* (LBPH) sebagai ekstraksi fitur dan *K-Nearest Neighbor* (K-NN) sebagai metode klasifikasi untuk mengidentifikasi penyakit pada daun kentang. Dataset yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari Kaggle dan terdiri dari tiga kelas, yaitu *Early Blight*, *Late Blight*, dan *Healthy*. Jumlah data yang digunakan sebanyak 3.251 citra sebagai data latih dan 405 citra sebagai data uji.

Tahapan penelitian dimulai dari pengumpulan dataset, preprocessing citra, ekstraksi fitur menggunakan metode LBPH, proses klasifikasi menggunakan metode K-NN, serta evaluasi performa menggunakan *Confusion Matrix*. Alur penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur penelitian

Pada tahap preprocessing, citra daun kentang terlebih dahulu dikonversi dari format RGB menjadi grayscale untuk mempermudah proses ekstraksi fitur. Citra *grayscale* kemudian diproses menggunakan metode *Local Binary Pattern* (LBP) dengan dibandingkannya nilai piksel pusat terhadap delapan piksel tetangganya pada jendela berukuran 3×3. Hasil dari perbandingan tersebut dikonversi menjadi nilai biner dan selanjutnya diubah menjadi nilai desimal sehingga menghasilkan representasi tekstur baru.

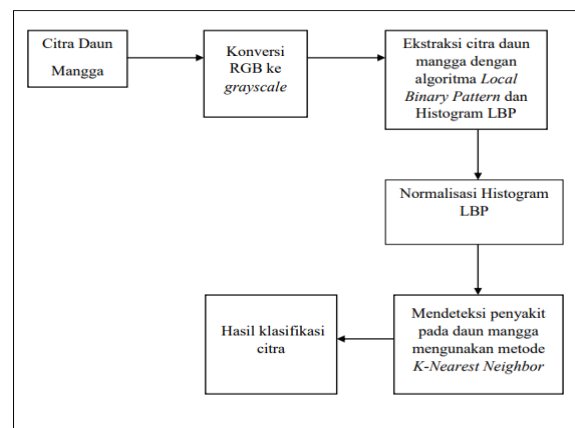


Gambar 2. Proses Ekstraksi Fitur

Setelah proses LBP selesai, dilakukan pembentukan histogram pada setiap bagian citra. Histogram dari seluruh bagian citra kemudian digabungkan maka terbentuklah sebuah vektor fitur yang menggambarkan sifat-sifat tekstur gambar secara keseluruhan. Proses ekstraksi fitur menggunakan metode LBPH ditunjukkan pada Gambar 2.

Vektor fitur hasil ekstraksi kemudian digunakan sebagai masukan pada proses klasifikasi menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN). Metode ini menentukan kelas citra berdasarkan mayoritas kelas dari sejumlah tetangga terdekat menggunakan perhitungan *Euclidean Distance*. Pada penelitian ini digunakan nilai k sebesar 3 dan 5 untuk mengetahui pengaruh jumlah tetangga terhadap hasil klasifikasi.

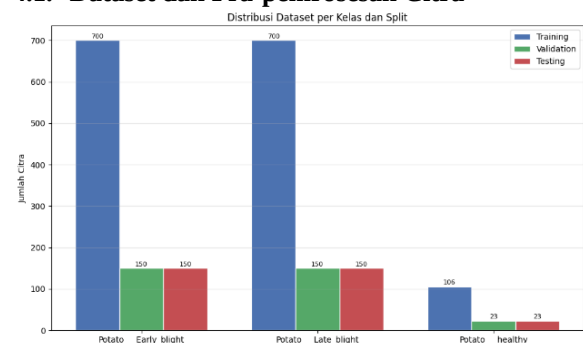
Setelah tahap klasifikasi rampung, kinerja sistem dinilai dengan memanfaatkan *Confusion Matrix*. Evaluasi dilakukan dengan menghitung nilai accuracy, precision, recall, dan error rate berdasarkan hasil klasifikasi terhadap data uji. Diagram proses klasifikasi penyakit daun kentang menggunakan metode LBPH dan K-NN ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram Perencanaan Mendeteksi Penyakit Pada Daun Kentang

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Dataset dan Pra-pemrosesan Citra

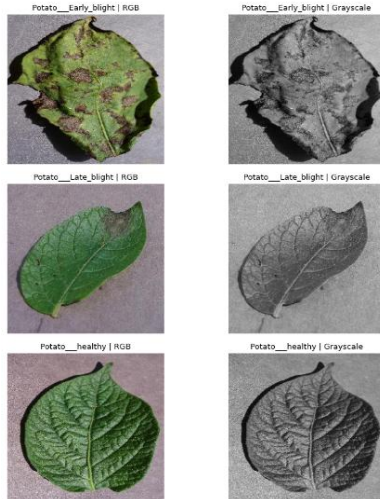


Gambar 4. Diagram Distribusi Dataset per Kelas dan Split

Dataset yang digunakan pada penelitian ini berasal dari PlantVillage dan terbagi menjadi tiga kelas, yaitu *Early Blight*, *Late Blight*, dan *Healthy*. Dataset dipecah menjadi data training, validation, dan

testing. Sebelum dilaksanakan proses ekstraksi fitur, seluruh citra diubah ukurannya menjadi 256×256 piksel untuk memperoleh ukuran yang seragam dan mengurangi beban komputasi. Selanjutnya citra dikonversi ke grayscale sebagai tahap awal ekstraksi fitur.

Contoh Pra-pemrosesan Citra



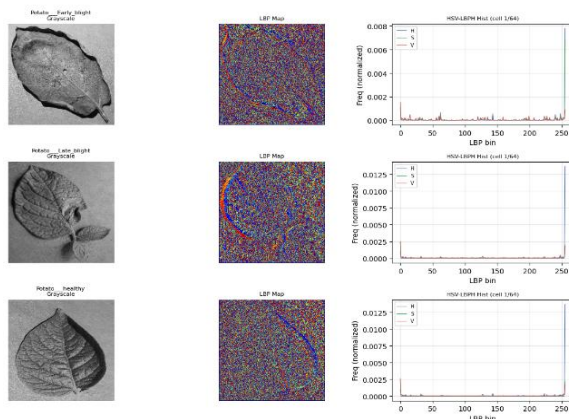
Gambar 5. Contoh Pra-pemrosesan Citra

Berdasarkan hasil pra-pemrosesan, citra grayscale mampu mempertahankan informasi tekstur daun yang diperlukan dalam proses ekstraksi fitur menggunakan metode LBPH. Tahap ini memiliki tujuan untuk memperbaiki konsistensi informasi agar proses pengelompokan dapat dilaksanakan dengan lebih efisien.

4.2. Ekstraksi Fitur Menggunakan LBPH

Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode Local Binary Pattern Histogram (LBPH). Metode ini menciptakan gambaran tekstur dengan mengkaji nilai piksel tengah dibandingkan dengan delapan piksel di sekitarnya. Hasil perbandingan kemudian dikonversi menjadi pola biner yang selanjutnya diubah menjadi nilai desimal untuk membentuk citra LBP.

Visualisasi LBP Map dan Histogram HSV-LBPH



Gambar 6. Visualisasi LBP Map dan Histogram HSV-LBPH

Histogram yang dihasilkan merepresentasikan distribusi tekstur pada citra daun kentang. Vektor fitur hasil ekstraksi Selanjutnya, data tersebut dipakai sebagai input dalam proses pengelompokan dengan metode *K-Nearest Neighbor*.

4.3. Pengujian dan Evaluasi Klasifikasi

Pengujian dilakukan dengan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* yang menggunakan dua nilai parameter, yaitu $K=3$ dan $K=5$. Hasil uji coba menunjukkan bahwa nilai K berperan dalam memengaruhi hasil klasifikasi yang diperoleh.

```

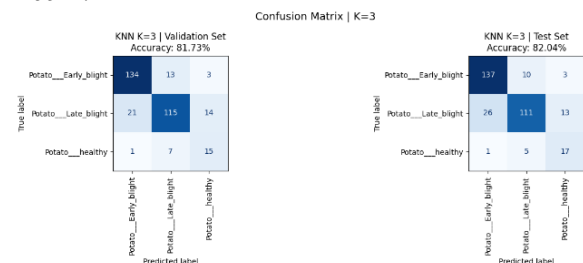
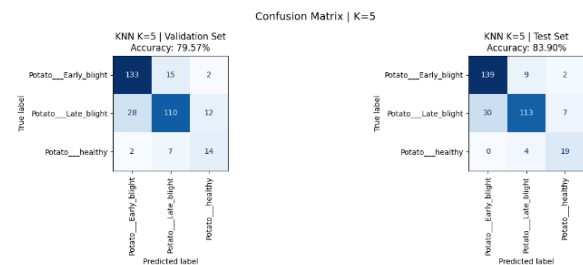
=====
Training KNN with K=3...
K=3 Validation Accuracy : 81.73%
K=3 Testing Accuracy : 82.04%

Training KNN with K=5...
K=5 Validation Accuracy : 79.57%
K=5 Testing Accuracy : 83.90%
  
```

Gambar 7. Pelatihan KNN Menggunakan $K=3$ dan $K=5$

Pada pengujian menggunakan $K=3$ diperoleh akurasi sebesar 81,73% pada data validation dan 82,04% pada data testing. Sementara itu, penggunaan $K=5$ menghasilkan akurasi sebesar 79,57% pada data validation dan 83,90% pada data testing. Hasil tersebut menunjukkan bahwa nilai $K=5$ memberikan performa terbaik pada data testing.

Untuk mengetahui performa klasifikasi secara lebih rinci dilakukan evaluasi menggunakan confusion matrix.

Gambar 8. Confusion Matrix Menggunakan $K=3$ Gambar 9. Confusion Matrix Menggunakan $K=5$

Berdasarkan pada gambar confusion matrix di atas, diketahui bahwa sebagian besar citra berhasil diklasifikasikan dengan benar pada ketiga kelas. Namun demikian, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi yang dominan terjadi pada kelas Late Blight.

Selanjutnya dilakukan analisis metrik evaluasi berupa precision, recall, specificity, F1-score, dan error rate menggunakan pendekatan one-vs-rest.

K=3 - Validation Accuracy: 81.73%					
Class	Recall	Specificity	Precision	Error Rate	F1-Score
Potato_Early_blight	89.33%	87.28%	85.90%	11.76%	87.58%
Potato_late_blight	76.67%	88.44%	85.19%	17.03%	80.70%
Potato_healthy	65.22%	94.33%	46.88%	7.74%	54.55%
Macro Average	77.07%	90.02%	72.65%	12.18%	74.28%

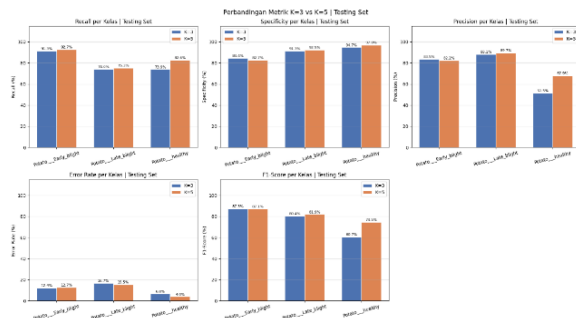
K=3 - Testing Accuracy: 82.04%					
Class	Recall	Specificity	Precision	Error Rate	F1-Score
Potato_Early_blight	91.33%	84.39%	83.54%	12.38%	87.26%
Potato_late_blight	74.00%	91.33%	88.10%	16.72%	80.43%
Potato_healthy	73.91%	94.67%	51.52%	6.81%	60.71%
Macro Average	79.75%	90.13%	74.38%	11.97%	76.14%

Gambar 10. Hasil Penghitungan One-vs-Rest Menggunakan K=3

K=5 - Validation Accuracy: 79.57%					
Class	Recall	Specificity	Precision	Error Rate	F1-Score
Potato_Early_blight	88.67%	82.66%	81.60%	14.55%	84.98%
Potato_late_blight	73.33%	87.28%	83.33%	19.20%	78.01%
Potato_healthy	60.87%	95.33%	50.00%	7.12%	54.90%
Macro Average	74.29%	88.43%	71.64%	13.62%	72.63%

K=5 - Testing Accuracy: 83.90%					
Class	Recall	Specificity	Precision	Error Rate	F1-Score
Potato_Early_blight	92.67%	82.66%	82.25%	12.69%	87.15%
Potato_late_blight	75.33%	92.49%	89.68%	15.48%	81.88%
Potato_healthy	82.61%	97.00%	67.86%	4.02%	74.51%
Macro Average	83.54%	90.71%	79.93%	10.73%	81.18%

Gambar 11. Hasil Penghitungan One-vs-Rest Menggunakan K=5

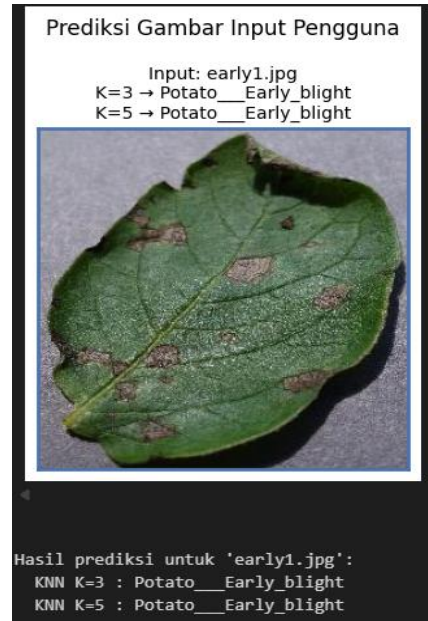


Gambar 12. Visualisasi Perbandingan Metrik

Hasil penilaian menunjukkan jika model K=5 memiliki performa yang lebih baik daripada K=3 pada sebagian besar metrik evaluasi, khususnya pada data testing. Selain itu, nilai error rate yang diperoleh K=5 juga lebih rendah sehingga model dapat melakukan klasifikasi dengan tingkat kesalahan yang lebih kecil.

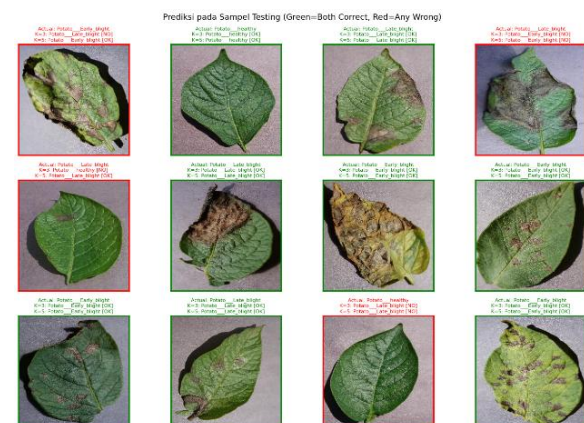
4.4. Pengujian Citra Baru

Pengujian selanjutnya dilakukan menggunakan citra baru yang tidak termasuk dalam data pelatihan. Pengujian dilakukan untuk mengetahui kemampuan model dalam melakukan prediksi terhadap data yang belum pernah dikenali sebelumnya.



Gambar 13. Hasil Prediksi Citra Baru

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model dengan K=3 maupun K=5 mampu mengidentifikasi citra penyakit daun kentang dengan hasil prediksi yang sama, yaitu Early Blight.



Gambar 14. Prediksi Sampel Testing

Pada pengujian menggunakan sampel acak dari data testing, sebagian besar citra berhasil dikelompokkan dengan tepat. Ini mengindikasikan bahwa model memiliki kecakapan yang memadai dalam mengenali pola penyakit pada daun tanaman kentang.

4.5. Ringkasan Hasil

Berdasarkan seluruh pengujian yang telah dilakukan, kombinasi metode LBPH dan K-Nearest Neighbor dapat melakukan pengelompokan penyakit daun kentang dengan baik. Nilai K=5 menghasilkan performa terbaik dengan akurasi testing sebesar 83,90%, sehingga konfigurasi tersebut dipilih sebagai model terbaik pada penelitian ini.

RINGKASAN HASIL | HSV-LBPH + KNN | PlantVillage Classification

Setup	Validation Acc	Testing Acc
HSV-LBPH + KNN K=3	81.73%	82.04%
HSV-LBPH + KNN K=5	79.57%	83.90%

Hasil paling baik : HSV-LBPH + KNN K=5 -> 83.90%

Classes used: 3
Dataset source: plantvillage dataset\color

Gambar 15. Ringkasan Hasil Akhir

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil menerapkan metode HSV-Local Binary Pattern Histogram (HSV-LBPH) dan K-Nearest Neighbor (K-NN) untuk klasifikasi penyakit daun kentang yang terdiri dari kelas Early Blight, Late Blight, dan Healthy. Proses pengelompokan dilaksanakan melalui langkah-langkah pengolahan awal citra, pengambilan ciri dengan memanfaatkan HSV-LBPH, normalisasi fitur, dan klasifikasi dengan menggunakan algoritma K-NN.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa parameter K berpengaruh terhadap performa klasifikasi. Penggunaan nilai K=3 menghasilkan akurasi sebesar 81,73% pada data validation dan 82,04% pada data testing, sedangkan nilai K=5 menghasilkan akurasi sebesar 79,57% pada data validation dan 83,90% pada data testing. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan confusion matrix, precision, recall, specificity, F1-score, dan error rate, metode HSV-LBPH dan K-NN mampu mengklasifikasikan citra penyakit daun kentang dengan baik. Model terbaik diperoleh pada penggunaan K=5 dengan akurasi testing sebesar 83,90%.

Keunggulan metode yang diusulkan terletak pada proses ekstraksi fitur yang relatif sederhana dan efisien, namun masih mampu menghasilkan performa pengelompokan yang cukup baik. Adapun kelemahannya adalah masih ada kesalahan klasifikasi pada beberapa citra, terutama pada kelas Late Blight yang memiliki ciri tekstur yang mirip dengan kelas yang lain.

Penelitian selanjutnya direkomendasikan untuk memanfaatkan kumpulan data yang lebih luas dan bervariasi guna memperkuat kemampuan generalisasi dari model. Selain itu, dapat dilakukan perbandingan dengan metode ekstraksi fitur lain seperti Histogram of Oriented Gradients (HOG) dan Gabor Filter untuk memperoleh representasi tekstur yang lebih optimal. Pada tahap pra-pemrosesan, teknik peningkatan kualitas citra seperti Histogram Equalization, CLAHE, maupun transformasi ruang warna lainnya dapat diterapkan untuk meningkatkan performa klasifikasi. Selain itu, penelitian selanjutnya dapat membandingkan metode K-NN dengan algoritma klasifikasi lain guna mendapatkan hasil yang lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Lesmana, R. P. Fadhilah and C. Rozikin, "Identifikasi Penyakit pada Citra Daun Kentang Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *Jurnal Sains Dan Informatika*, vol. 8, no. 1, pp. 21-30, 2022.
- [2] D. F. Sari, D. Swanjaya, T. Informatika, F. Teknik, U. Nusantara and P. Kediri, "Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Identifikasi Penyakit Daun Gambas," pp. 137-142, 2020.
- [3] A. Hera, "Implementasi Ekstraksi Fitur Color Moments dan Local Binary Pattern Histogram dalam Mendeteksi Penyakit pada Buah Kakao," *Doctoral dissertation, UNIVERSITAS SULAWESI BARAT*, 2025.
- [4] R. K. Hapsari, A. K. Wijaya, R. Syifa and I. N. Rahmadianto, "Identifikasi Penyakit Ginjal Kronis Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbour (k-NN)," *Prosiding Seminar Nasional Informatika Bela Negara (SANTIKA)*, vol. 4, pp. 361-365, 2024.
- [5] F. Febrianto, A. K. Parawansa and A. Tasrif, "Intensitas Serangan Penyakit Hawar Daun (Phytophthora Infestans) pada Tanaman Kentang di Kabupaten Gowa," *AGrotekMAS Jurnal Indonesia: Jurnal Ilmu Peranian*, vol. 5, no. 1, pp. 34-39, 2024.
- [6] A. Syahdilan and M. A. P. Tanjung, "Implementasi Algoritma Discrete Wavelet Transform untuk Menambahkan Invisible Watermarking pada Citra Digital," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 6, pp. 12205-12217, 2024.
- [7] O. Pribadi, "Aplikasi Pengenalan Wajah Menggunakan Algoritma Haar Cascade Classifier Dan Local Binary Pattern Histogram," *Jurnal TIMES*, vol. 12, no. 1, pp. 40-47, 2023.
- [8] R. Kosasih and C. Daomara, "Pengenalan Wajah dengan Menggunakan Metode Local Binary Patterns Histograms (LBPH)," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 4, p. 1258, 2021.
- [9] D. Nurnaningsih, D. Alamsyah, A. Herdiansah and A. A. J. Sinlae, "Identifikasi Citra Tanaman Obat Jenis Rimpang dengan Euclidean Distance Berdasarkan Ciri Bentuk dan Tekstur," *Build. Informatics, Technol. Sci*, vol. 3, no. 3, pp. 171-178, 2021.
- [10] S. Saidah, I. P. Y. N. Suparta and D. Suhartono, "Modifikasi Convolutional Neural Network Arsitektur GoogLeNet dengan Dull Razor Filtering untuk Klasifikasi Kanker Kulit," *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, vol. 11, no. 2, p. 148-153, 2022.