



## DETEKSI JENIS TANAMAN BERDASARKAN BENTUK DAUN MENGUNAKAN KNN

Siti Ananda Budiana Nasution<sup>1</sup>, Dewi Lestari<sup>2</sup>, Dita Putri Azzahra<sup>3</sup>, Dedy Kiswanto<sup>4</sup>

<sup>1</sup>nannst24@gmail.com, <sup>2</sup>dl6011667@gmail.com, <sup>3</sup>azzahradita218@gmail.com,

<sup>4</sup>dedykiswanto@unimed.ac.id

<sup>1,2,3,4</sup>Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,  
Universitas Negeri Medan

### Abstrak

Indonesia memiliki keanekaragaman hayati yang tinggi, termasuk ribuan spesies tanaman yang tersebar luas. Identifikasi jenis tanaman penting dalam bidang seperti pertanian, kehutanan, dan penelitian ilmiah. Penelitian ini mengembangkan sistem deteksi jenis tanaman berbasis bentuk daun menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). Dataset gambar daun dikumpulkan dan diolah untuk mengekstraksi fitur morfologis, seperti tepi dan tekstur daun. KNN kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan daun ke dalam jenis tanaman tertentu berdasarkan kemiripannya dengan sampel dalam dataset. Validasi dilakukan dengan membandingkan akurasi dari berbagai nilai k untuk menemukan konfigurasi terbaik. Hasilnya, algoritma KNN berhasil mencapai akurasi klasifikasi 94,44%, dengan akurasi sempurna pada daun Kembang Sepatu dan Singkong, sedangkan daun Jarak dan Ubi Malaysia memiliki akurasi 83%. Kombinasi fitur LBP dan HOG terbukti efektif dalam meningkatkan representasi morfologi daun.

**Kata kunci:** KNN, Daun, Deteksi, Tanaman

### Abstract

Indonesia has high biodiversity, including thousands of widely distributed plant species. Identification of important plant types in fields such as agriculture, forestry, and scientific research. This research develops a plant type detection system based on leaf shape using the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm. Leaf image datasets are collected and processed to extract morphological features, such as leaf edges and texture. KNN is then used to classify leaves into certain plant types based on their similarity to samples in the dataset. Validation is carried out by measuring the accuracy of various k values to find the best configuration. As a result, the KNN algorithm succeeded in achieving a classification accuracy of 94.44%, with perfect accuracy on Hibiscus and Cassava leaves, while Malaysian Jatropha and Yam leaves had an accuracy of 83%. The combination of LBP and HOG features proved effective in improving leaf morphology representation.

**Keywords:** KNN, Leaf, Detection, Plant

## 1. Pendahuluan

Indonesia memiliki kekayaan keanekaragaman hayati dan budaya, sehingga dikenal sebagai salah satu negara “Mega Biological and Cultural Diversity” [1]. Identifikasi jenis tumbuhan merupakan salah satu aspek penting dalam bidang botani dan pertanian. Pengenalan tumbuhan yang akurat dapat membantu dalam berbagai aplikasi, termasuk konservasi keanekaragaman hayati, pengelolaan tanaman, dan penelitian ilmiah. Secara tradisional, identifikasi tumbuhan dilakukan oleh ahli botani yang memerlukan waktu dan keahlian khusus untuk mengenali karakteristik morfologi setiap jenis tumbuhan. Namun, perkembangan teknologi pengolahan citra dan kecerdasan buatan menawarkan pendekatan baru yang lebih efisien dan dapat diandalkan [2].

Analisis gambar daun adalah salah satu bidang dalam ilmu komputer dan botani yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan memahami karakteristik morfologi daun. Daun adalah salah satu organ tumbuhan yang memiliki pola unik dan bervariasi antar spesies. Dengan menganalisis struktur dan pola

dari gambar daun, kita dapat mengidentifikasi jenis tumbuhan dengan akurasi yang tinggi. Analisis gambar daun telah digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk identifikasi tanaman, konservasi keanekaragaman hayati, dan pemantauan lingkungan [2].

Teknologi pengolahan citra saat ini memungkinkan manusia untuk mengembangkan sistem yang dapat mengenali citra digital. Pengolahan citra adalah salah satu jenis teknologi yang digunakan untuk menyelesaikan masalah dalam pemrosesan gambar. Dalam pengolahan citra, gambar diolah sehingga dapat digunakan untuk aplikasi lebih lanjut [3]. Klasifikasi adalah bagian penting dalam analisis citra, karena pada proses ini gambar atau citra diinginkan dikelompokkan ke dalam kategori atau kelas tertentu berdasarkan fitur atau karakteristik tertentu [4]. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah pengenalan pola berdasarkan karakteristik morfologi daun, yang merupakan salah satu ciri pembeda paling mencolok di antara berbagai jenis tanaman.

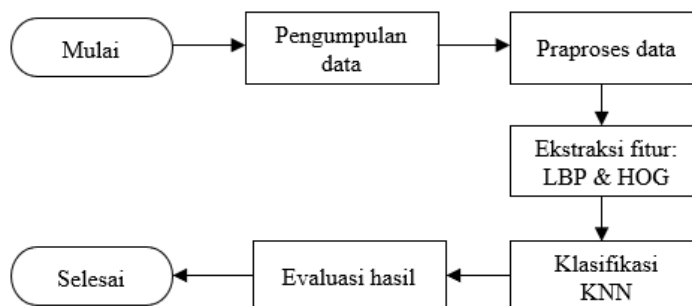
Analisis gambar daun bertujuan untuk mengklasifikasikan jenis tumbuhan berdasarkan ciri-ciri morfologi daunnya. Karena setiap jenis tumbuhan memiliki pola daun yang unik, pengenalan jenis tumbuhan melalui daun dapat dilakukan dengan menggunakan teknik pengolahan citra dan *machine learning* [2]. Untuk itu, karena data yang akan diolah dalam penelitian ini adalah data pengolahan citra digital, maka metode yang akan digunakan yaitu klasifikasi. Metode klasifikasi yang digunakan untuk melakukan proses pengklasifikasian pada citra menggunakan algoritma KNN (*K-Nearest Neighbor*). Pemilihan algoritma KNN karena algoritma ini terkenal sederhana dan efektif dalam menangani dataset dengan dimensi yang kecil hingga sedang. KNN tidak memerlukan proses pelatihan model yang kompleks, karena prinsipnya hanya mengandalkan perhitungan jarak antar data, sehingga cocok digunakan pada data morfologi daun yang memiliki variasi pola yang jelas.

Algoritma *K-Nearest Neighbor* (pencarian tetangga terdekat) merupakan teknik klasifikasi yang sangat populer yang diperkenalkan oleh *Fix* dan *Hodges*, yang telah terbukti menjadi algoritma sederhana yang baik. KNN merupakan salah satu metode yang digunakan dalam pengklasifikasian dengan menggunakan algoritma *supervised* [5]. Tujuan K-NN adalah melakukan klasifikasi berdasarkan atribut dan sampel pelatihan, tanpa menggunakan apapun untuk mencocokkan dan hanya berdasarkan pada memori [4]. Prinsip dasar metode KNN adalah mencari jarak terdekat antara data uji dan k tetangga terdekat dalam data latih [6].

Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi jenis tanaman berdasarkan bentuk daun menggunakan algoritma KNN. Diharapkan hasil dari penelitian ini dapat memberikan kontribusi terhadap peningkatan efisiensi dan akurasi dalam proses identifikasi jenis tanaman, serta menjadi landasan bagi pengembangan aplikasi yang lebih luas di bidang pertanian dan ekologi.

## 2. Metode

Penelitian ini menggunakan beberapa tahapan dalam proses deteksi jenis tanaman berdasarkan morfologi daun, yaitu pengumpulan data, pra-proses data, ekstraksi fitur menggunakan *Local Binary Pattern (LBP)* dan *Histogram of Oriented Gradients (HOG)*, penerapan algoritma *K-Nearest Neighbors (KNN)*, serta evaluasi hasil seperti *flowchart* yang terlihat pada Gambar 1.



Gambar 1. *Flowchart* Tahapan Penelitian

## 2.1. Pengumpulan Data

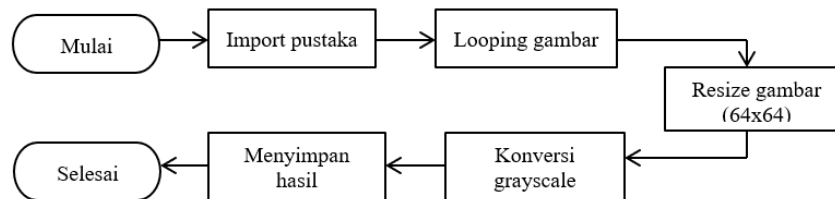
Tahap pertama dalam penelitian ini adalah pengumpulan data citra daun dari beberapa jenis tanaman yang berbeda tetapi memiliki bentuk daun yang mirip, seperti pepaya, singkong, talas, ubi malaysia, jarak, dan kembang sepatu. Citra daun dari berbagai jenis tanaman dikumpulkan secara langsung dari lapangan. Setiap jenis tanaman diwakili oleh 30 citra daun yang diambil dengan variasi sudut dan pencahayaan yang beragam untuk memperkaya dataset. Pengamatan pengambilan gambar dilakukan dalam kondisi pencahayaan alami untuk memastikan gambar yang dihasilkan dapat mencerminkan bentuk daun yang sebenarnya seperti terlihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Dataset Daun

## 2.2. Pre-Processing

Tahapan ini bertujuan untuk mempersiapkan data citra daun sehingga siap digunakan dalam proses ekstraksi fitur dan klasifikasi. Ada beberapa langkah dalam proses praproses yang dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Flowchart Pre-Processing

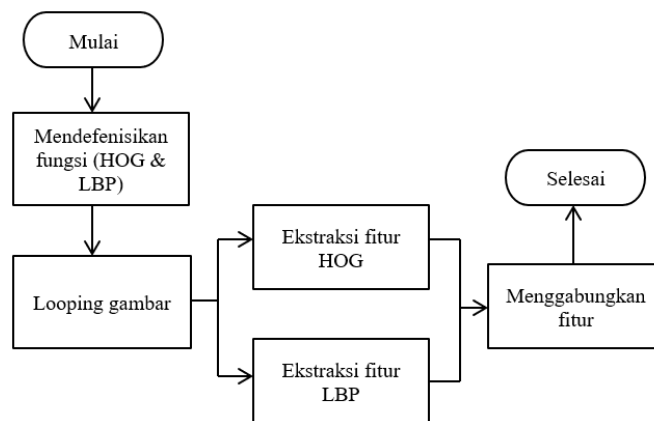
1. *Resize Citra*: Semua citra daun yang dikumpulkan diubah ukurannya menjadi ukuran yang seragam, misalnya 256x256 piksel. Ini penting karena algoritma pembelajaran mesin, terutama metode seperti KNN, memerlukan input dengan dimensi yang konsisten untuk mengurangi kompleksitas dan memudahkan komputasi.
2. *Grayscale*: Citra yang awalnya dalam format RGB dikonversi ke format skala abu-abu. Menggunakan citra *grayscale* mengurangi kompleksitas data tanpa kehilangan informasi penting terkait pola bentuk daun. Dengan mengurangi saluran warna, algoritma dapat fokus pada bentuk dan tekstur daun tanpa gangguan dari informasi warna.
3. *Normalisasi*: Nilai piksel pada citra dinormalisasi dengan membagi setiap piksel dengan 255 untuk memastikan semua nilai berada dalam rentang [0, 1]. Langkah ini membantu mempercepat proses konvergensi model dan memastikan bahwa model tidak bias terhadap nilai intensitas yang lebih tinggi.

### 2.3. Ekstraksi Fitur Menggunakan LBP dan HOG

Ekstraksi fitur merupakan langkah penting dalam proses klasifikasi. Pada penelitian ini, dua teknik ekstraksi fitur digunakan, yaitu:

1. *Local Binary Pattern (LBP)*: LBP digunakan untuk menangkap informasi tekstur dari citra daun. LBP menghitung pola biner lokal dari intensitas piksel disekitar piksel pusat, yang kemudian digunakan untuk membentuk histogram tekstur.
2. *Histogram of Oriented Gradients (HOG)*: HOG digunakan untuk menangkap informasi bentuk atau kontur daun. HOG menghitung distribusi gradien orientasi di wilayah gambar untuk menghasilkan deskripsi bentuk yang lebih rinci.

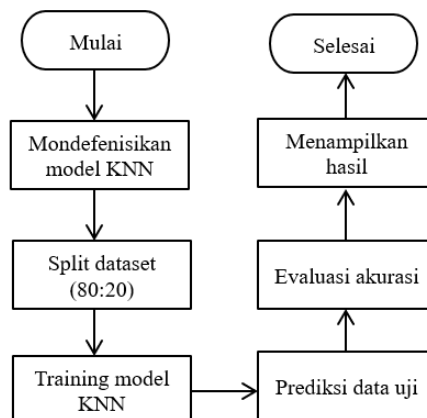
Fitur-fitur yang dihasilkan dari kedua metode ini kemudian digabungkan menjadi satu vektor fitur yang akan digunakan dalam proses klasifikasi. Tahapannya seperti yang terlihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Flowchart Ekstraksi Fitur

### 2.4. Penerapan Model KNN

Model *K-Nearest Neighbors (KNN)* adalah algoritma pembelajaran non-parametrik yang digunakan untuk klasifikasi dengan tahapan yang dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Flowchart Model KNN

Berikut penjelasan lebih mendalam mengenai penerapan KNN dalam penelitian ini:

1. Penentuan Nilai K: Dalam algoritma KNN, parameter utama adalah K, yang mewakili jumlah tetangga terdekat yang akan dipertimbangkan saat menentukan kelas suatu citra daun. Untuk menentukan nilai K yang optimal, dilakukan *cross-validation* dengan mencoba beberapa nilai K (misalnya, K = 3, 5, 7) dan memilih yang menghasilkan akurasi tertinggi.
2. Pengukuran Jarak: KNN bekerja dengan mengukur jarak antara citra daun uji dengan citra daun latih. Pada penelitian ini, digunakan *Euclidean Distance* untuk mengukur jarak antara dua vektor fitur yang mewakili citra daun. Jarak *Euclidean* dipilih karena sifatnya yang sederhana dan efisien untuk menghitung perbedaan antar titik dalam ruang fitur.
3. Proses Klasifikasi: Setelah jarak dihitung, model akan melihat K tetangga terdekat dari data latih dan menentukan kelas atau jenis tanaman dari citra daun uji berdasarkan mayoritas jenis tanaman yang dimiliki oleh tetangga tersebut. Jika lebih banyak tetangga terdekat merupakan daun pepaya, maka citra uji akan diklasifikasikan sebagai daun pepaya.
4. Evaluasi Model: Hasil prediksi KNN dievaluasi menggunakan beberapa metrik seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Evaluasi ini penting untuk mengukur performa model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan jenis tanaman dengan benar.

## 2.5. Kinerja Hasil Pengumpulan Data

Hasil dari model KNN dievaluasi berdasarkan akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk melihat seberapa baik model dapat mengklasifikasikan jenis tanaman berdasarkan daun. Selain itu, dilakukan analisis terhadap jenis daun yang sulit diklasifikasikan dan kemungkinan faktor yang mempengaruhi tingkat kesalahan, seperti bentuk daun yang mirip antar spesies.

## 3. Hasil dan Pembahasan

Setelah melalui tahapan pengumpulan data, *preprocessing*, ekstraksi fitur, dan penerapan model *K-Nearest Neighbors (KNN)*, penelitian ini menghasilkan beberapa temuan penting yang dijabarkan berdasarkan evaluasi model. Total sebanyak 180 gambar daun dari berbagai jenis tanaman berhasil diproses melalui seluruh tahapan.

### 3.1 Pre-Processing dan Ekstraksi Fitur

Pada tahap pra-proses, seluruh gambar daun yang dikumpulkan diubah menjadi skala abu-abu dan *resize* menjadi ukuran seragam. Total 180 gambar berhasil diproses dalam tahap ini. Selanjutnya, dilakukan ekstraksi fitur menggunakan metode *Local Binary Pattern (LBP)* dan *Histogram of Oriented Gradients (HOG)*. Ekstraksi fitur menghasilkan vektor fitur gabungan dengan dimensi sebagai berikut:

1. HOG: (180, 1764)
2. LBP: (180, 10)
3. Fitur Gabungan: (180, 1774)

Kombinasi antara fitur HOG dan LBP memberikan deskripsi yang lebih komprehensif mengenai tekstur dan bentuk daun, yang kemudian digunakan sebagai input dalam proses klasifikasi.

### 3.2 Evaluasi Model

Model KNN yang diterapkan dengan parameter  $k=5$  diuji dengan menggunakan data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20%. Hasil evaluasi terhadap 36 sampel gambar uji menunjukkan bahwa model berhasil mencapai akurasi sebesar 94.44%. Berikut adalah rincian dari hasil evaluasi model:

1. Daun Jarak, akurasi sebesar 83% dengan nilai *precision* sebesar 1.00 dan *f1-score* sebesar 0.91.
2. Daun Kembang Sepatu, akurasi 100%, dengan nilai *precision* dan *recall* yang sempurna (1.00) untuk seluruh gambar uji.
3. Daun Pepaya, model berhasil mengklasifikasikan seluruh gambar daun pepaya dengan *recall* sebesar 1.00, serta *f1-score* sebesar 0.92.

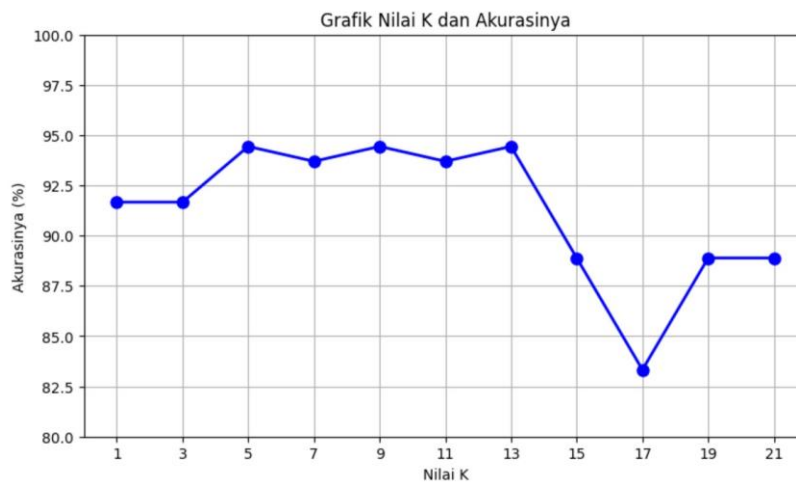
4. Daun Singkong, model juga menunjukkan performa sempurna pada daun singkong dengan akurasi 100%.
5. Daun Talas, daun talas berhasil diklasifikasikan dengan nilai *precision* sebesar 0.86 dan *f1-score* sebesar 0.92.
6. Daun Ubi Malaysia, model memberikan hasil akurasi sebesar 83% untuk daun ubi malaysia dengan *f1-score* sebesar 0.91. Berikut dapat dilihat hasil evaluasi model keseluruhan pada Gambar 6.

	precision	recall	f1-score	support
Daun Jarak	1.00	0.83	0.91	6
Daun Kembang Sepatu	1.00	1.00	1.00	6
Daun Pepaya	0.86	1.00	0.92	6
Daun Singkong	1.00	1.00	1.00	6
Daun Talas	0.86	1.00	0.92	6
Daun Ubi Malaysia	1.00	0.83	0.91	6
accuracy			0.94	36
macro avg	0.95	0.94	0.94	36
weighted avg	0.95	0.94	0.94	36

Model KNN berhasil disimpan ke '/content/drive/MyDrive/models/knn\_model.pkl'

Gambar 6. Hasil Evaluasi Model

Secara keseluruhan, model KNN menghasilkan *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang tinggi untuk sebagian besar kelas daun. Akurasi rata-rata model mencapai 94.44%, yang menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan jenis tanaman berdasarkan morfologi daun. Namun, terdapat beberapa jenis daun, seperti Daun Jarak dan Daun Ubi Malaysia, yang mengalami penurunan performa, terutama pada metrik *recall*, yang menunjukkan tingkat kesalahan klasifikasi lebih tinggi dibandingkan jenis daun lainnya. Salah satu faktor yang mungkin berkontribusi terhadap penurunan ini adalah adanya kemiripan visual atau fitur morfologis di antara beberapa jenis daun dalam *dataset*, yang dapat membingungkan model KNN, terutama ketika sampel yang dimasukkan memiliki karakteristik yang sulit dibedakan dari jenis daun yang lain. Selain itu, karakteristik struktur daun yang kompleks dan variasi alami antar spesimen dalam satu jenis juga dapat memengaruhi keakuratan model dalam membedakan jenis yang satu dengan yang lain. Untuk melihat perbandingan setiap nilai K, dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Grafik Nilai K dan Akurasinya

Pada  $K=1$  dan  $K=3$ , model KNN menghasilkan akurasi 91.67%, menunjukkan performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan jenis daun berdasarkan morfologi. Pada  $K=5$ , akurasi meningkat menjadi 94.44%, menandakan kemampuan model yang semakin baik. Ketika nilai  $K$  naik menjadi  $K=7$  dan  $K=9$ , performa tetap tinggi dengan akurasi masing-masing 93.72% dan 94.44%. Pada  $K=11$ , akurasi sedikit menurun menjadi 93.70%, namun kembali stabil pada  $K=13$  dengan 94.44%. Namun, pada  $K=15$  terjadi penurunan signifikan ke 88.89%, dan mencapai titik terendah pada  $K=17$  dengan 83.33%. Akurasi kemudian kembali meningkat menjadi 88.89% pada  $K=19$  dan  $K=21$ . Penurunan performa di beberapa nilai  $K$  dapat disebabkan oleh kesamaan morfologis antar jenis daun, yang membuat model KNN kesulitan membedakan beberapa spesimen.

Model KNN yang telah dilatih kemudian disimpan dalam format .pkl untuk digunakan kembali pada tahap pengujian atau prediksi gambar daun baru. Model ini telah disimpan di direktori yang ditentukan dengan nama file 'knn\_model.pkl'. Dengan menyimpan model dan *scaler*, sistem klasifikasi daun berbasis KNN ini dapat digunakan secara berulang tanpa mengulang proses pelatihan.

### 3.3 Visualisasi Hasil Pengujian Fitur

Setelah model dan *scaler* disimpan, proses prediksi pada gambar daun baru dapat dilakukan dengan memuat model dan *scaler* yang telah disimpan, kemudian menerapkan *pre-processing* dan ekstraksi fitur yang sama. Visualisasi hasil pengujian model bertujuan untuk memberikan gambaran tentang bagaimana model *K-Nearest Neighbor (KNN)* bekerja dalam mengklasifikasikan gambar daun berdasarkan data uji. Visualisasi ini penting karena memudahkan pemahaman terkait kinerja model, prediksi yang dibuat, dan tingkat keyakinan atau *confidence* model terhadap prediksi tersebut. Dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Visualisasi Hasil Pengujian Model

Pada Gambar 3, model KNN menampilkan hasil prediksi untuk beberapa gambar daun yang diuji. Setiap gambar daun ditampilkan bersama dengan label prediksi, yaitu jenis daun yang diidentifikasi oleh model. Setiap prediksi model KNN disertai dengan tingkat *confidence*. Tingkat ini menggambarkan seberapa yakin model terhadap prediksinya, biasanya dinyatakan dalam bentuk persentase atau probabilitas. Semakin tinggi nilai *confidence*, semakin yakin model bahwa gambar tersebut benar diklasifikasikan.

Model berhasil mengklasifikasikan Daun Kembang Sepatu dengan tingkat keyakinan 100.00%, yang menunjukkan bahwa model sangat yakin dengan prediksi tersebut. Untuk Daun Ubi Malaysia, tingkat keyakinan model adalah 80.00%. Walaupun prediksi ini cukup baik, namun tingkat keyakinannya lebih rendah dibandingkan prediksi Daun Kembang Sepatu. Hal ini bisa jadi disebabkan oleh beberapa kemiripan visual antara Daun Ubi Malaysia dengan jenis daun lain dalam dataset. Sedangkan Daun Talas dengan tingkat keyakinan yang paling rendah, yaitu 60.00%. Kemungkinan penyebabnya adalah karakteristik morfologi Daun Talas yang cenderung lebih umum sehingga model lebih sulit untuk melakukan klasifikasi yang akurat.

#### 4. Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *K-Nearest Neighbor (KNN)* dengan kombinasi fitur *Local Binary Pattern (LBP)* dan *Histogram of Oriented Gradients (HOG)* dapat mengklasifikasikan jenis tanaman berdasarkan bentuk daun dengan akurasi yang tinggi. Hasil ini menunjukkan potensi besar dalam mengotomatisasi proses identifikasi tanaman yang selama ini mengandalkan keahlian manual. Dampak penelitian ini dapat dirasakan diberbagai bidang seperti pertanian, botani, dan konservasi keanekaragaman hayati, dengan peluang untuk mempercepat dan meningkatkan efisiensi proses identifikasi tanaman. Meskipun terdapat beberapa tantangan dalam mengklasifikasikan daun dengan bentuk yang serupa, pendekatan ini memiliki potensi untuk dikembangkan lebih lanjut dan diadaptasi pada dataset yang lebih luas guna meningkatkan akurasi dan penerapan praktisnya.

#### Daftar Pustaka

- [1] Y. Purwanto, "Penerapan Data Etnobiologi Sebagai Wahana Mendukung Pengelolaan Sumber Daya Hayati Bahan Pangan Secara Berkelanjutan," *PROS SEM NAS MASY BIODIV INDON*, vol. 6, pp. 470-483, Juni 2020.
- [2] M. H. N. Rachman, H. S. Ubaid and V. Sanria, "Sistem Pengenal Jenis Tumbuhan Melalui Daun Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *Computer Based Information System Journal*, vol. 12 No.2, pp. 1 - 6, September 2024.
- [3] F. Muwardi and A. Fadlil, "Sistem Pengenalan Bunga Berbasis Pengolahan Citra dan Pengklasifikasi Jarak," *Jurnal Ilmu Teknik Elektro Komputer dan Informatika (JITEKI)*, Vols. 3, No. 2, pp. 124 - 131, Desember 2017.
- [4] A. N. Hilmi, E. Y. Puspaningrum and H. E. Wahanani, "Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Identifikasi Penyakit pada Tanaman Jeruk Berdasarkan Citra Daun," *Jurnal Teknik Informatika dan Terapan*, Vols. 2, No. 2, pp. 107 - 117, Juni 2024.
- [5] L.-H. Chan, S.-H. Salleh and C.-M. Ting, "Face Biometrics Based on Principal Component Analysis and Linear Discriminant Analysis," *Journal of Computer Science*, vol. 6 (7), pp. 693-699, 2010.
- [6] K. Priandana, A. Z. S and Sukarman, "Mobile Munsell Soil Color Chart Berbasis Android Menggunakan Histogram Ruang Citra HVC dengan Klasifikasi KNN," *Jurnal Ilmu Komputer Agri-Informatika*, vol. 3 Nomor 2, pp. 93 - 101, 2014.
- [7] F. A.A. Putra, A. G. Sulaksono and L. T. Utomo, "Klasifikasi Buah dan Sayur menggunakan fitur ekstraksi HOG dan Metode KNN," *Jurnal Informatika Polinema*, vol. 10 Nomor 1, pp. 46-52, 2023.
- [8] C. A. Sari and E. H. Rachmawanto, "Fitur Ekstraksi LBP dan Naive Bayes dalam Klasifikasi Jenis Pepaya Berdasarkan Citra Daun," *Jurnal Masyarakat Informatika*, vol. 12 Nomor 2, pp. 102-113, 2021.
- [9] F. Liantoni and H. Nugroho, "Klasifikasi Daun Herbal Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor," *Jurnal Simantec*, vol. 5(1), pp. 9-16, 2015.
- [10] A. D. W. Sumari, M. R. Syahbana and M. Mentari, "Pengenalan Jenis Tanaman Mangga Berdasarkan Bentuk dan Tekstur Daun Menggunakan Kecerdasan Artifisial K-Nearest Neighbor (Knn) Dan Fusi Informasi," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, vol. 8(4), pp. 777-786, 2021.
- [11] S. H. Wardani, T. Rismawan and S. Bahri, "Aplikasi Klasifikasi Jenis Tumbuhan Mangrove Berdasarkan Karakteristik Morfologi Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN) Berbasis Web," *Jurnal Coding, Sistem Komputer Untan*, vol. 4(3), pp. 9-21, 2016.