

# PENERAPAN MACHINE LEARNING DENGAN K-NEAREST NEIGHBORS (KNN) UNTUK IDENTIFIKASI JENIS BUNGA BERDASARKAN KARAKTERISTIK FISIK

Asti Devi Mutiara Khoirun Nisa<sup>1)</sup>, Najwa Lailatus Sa'diah<sup>2)</sup>, Laili Fitriyani<sup>3)</sup>, Avin Nuzula Fitrianti<sup>4)</sup>, Arif Setiawan<sup>5)</sup>

Program Studi Sistem Informasi, Universitas Muria Kudus<sup>1,2,3,4,5)</sup>

astidevimutiara@gmail.com.<sup>1)</sup>, najwaldiah@gmail.com<sup>2)</sup>, lailifitriani779@gmail.com<sup>3)</sup>, avinnazula1702@gmail.com<sup>4)</sup>, arif.setiawan@umk.ac.id<sup>5)</sup>

---

## Abstrak

Identifikasi jenis bunga secara otomatis merupakan hal yang penting untuk mendukung kegiatan di bidang botani, pendidikan, dan teknologi informasi. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan jenis bunga menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) berdasarkan data karakteristik fisik bunga seperti tinggi tanaman, masa hidup, dan jumlah kelompok. Data yang digunakan diambil dari situs kaggle, kemudian diproses menggunakan bahasa pemrograman Python. Proses pembelajaran dilakukan dengan membagi data menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji. Hasil dari pengujian menunjukkan bahwa metode KNN mampu mengelompokkan jenis bunga dengan cukup baik, terutama ketika parameter dan fitur yang digunakan sesuai. Penelitian ini membuktikan bahwa meskipun KNN merupakan metode yang sederhana, algoritma ini tetap dapat diandalkan dalam proses klasifikasi awal dengan hasil yang akurat dan konsisten.

**Kata kunci:** *K-Nearest Neighbor, klasifikasi bunga, machine learning, Python, dataset Kaggle*

---

## 1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi saat ini sangat membantu manusia dalam melakukan berbagai pekerjaan dengan lebih cepat dan efisien. Salah satu perkembangan yang banyak digunakan adalah kecerdasan buatan atau machine learning, yang dapat membantu proses pengambilan keputusan berdasarkan data. Dalam bidang ilmu komputer, salah satu penerapan dari teknologi ini adalah klasifikasi data, seperti identifikasi jenis bunga secara otomatis berdasarkan ciri-ciri fisiknya.

Bunga memiliki berbagai macam jenis dengan karakteristik fisik yang hampir mirip, seperti tinggi tanaman, bentuk, warna, dan jumlah kelompok. Karena kemiripan tersebut, pengelompokan secara manual dapat menjadi sulit dan tidak akurat. Oleh karena itu, dibutuhkan metode yang dapat membantu mengelompokkan jenis bunga serta otomatis dan tepat.

Penelitian ini menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) karena metodenya mudah dipahami dan tidak membutuhkan proses pelatihan model yang kompleks. KNN bekerja dengan mencari kemiripan data baru terhadap data yang sudah ada berdasarkan jarak terdekat. Metode ini telah digunakan dalam berbagai penelitian sebelumnya dan terbukti memberikan hasil yang baik dalam klasifikasi citra bunga[1]–[3].

Selain itu, identifikasi jenis bunga secara otomatis juga memiliki manfaat praktis dalam berbagai bidang, seperti pertanian, konservasi tumbuhan, serta industri florikultura. Dalam

dunia pertanian, kemampuan untuk menganalisa spesies bunga dengan cepat dan akurat dapat membantu petani atau peneliti menentukan metode perawatan yang tepat sesuai dengan jenis tanaman yang dimiliki. Di bidang pendidikan, sistem klasifikasi otomatis dapat dijadikan alat bantu pembelajaran yang interaktif bagi siswa maupun mahasiswa dalam memahami karakteristik morfologis tumbuhan.

Kemajuan teknologi komputer seperti Python dan pustaka-pustaka machine learning yang mudah diakses oleh publik juga turut mendorong minat mahasiswa dan peneliti dalam mengembangkan sistem klasifikasi berbasis data. Dengan memanfaatkan algoritma yang sederhana namun efektif seperti K-Nearest Neighbor (KNN), siapa pun yang memiliki pemahaman dasar tentang data dan pemrograman dapat membangun model klasifikasi sendiri. Hal ini membuat penerapan machine learning menjadi semakin relevan dan dapat diakses dalam skala kecil sekalipun.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui seberapa baik algoritma KNN dapat digunakan dalam mengidentifikasi jenis bunga berdasarkan fitur numerik sederhana. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi dalam pengembangan sistem klasifikasi berbasis machine learning dengan pendekatan yang mudah difahami dan diterapkan.

## **2. Kajian Pustaka dan pengembangan hipotesis**

Kajian pustaka membahas tentang teori dan penelitian terdahulu yang berkaitan dengan topik penelitian yang menjadi landasan logis dalam mengembangkan hipotesis penelitian termasuk kerangka konsep penelitian.

Kajian Pustaka ini membahas beberapa teori dan hasil penelitian terdahulu yang berkaitan dengan penerapan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk klasifikasi data, khususnya dalam konteks identifikasi jenis bunga. Tujuan bagian ini adalah untuk memberikan dasar pemikiran logis dan ilmiah yang mendukung penelitian, serta sebagai landasan dalam merumuskan hipotesis.

### **2.1. Artificial Intelligence dan Machine Learning**

Kecerdasan buatan atau Artificial Intelligence (AI) merupakan bidang teknologi yang memungkinkan komputer atau sistem digital untuk melakukan tugas-tugas yang biasanya memerlukan kecerdasan manusia, seperti mengenali pola, mengambil keputusan, dan belajar dari data. Salah satu cabang dari AI yang sangat berkembang adalah machine learning, yaitu kemampuan mesin untuk belajar dari data secara otomatis tanpa perlu diprogram ulang secara manual.

Dalam machine learning, terdapat algoritma bernama K-Nearest Neighbor (KNN). Algoritma ini termasuk ke dalam supervised learning dan digunakan untuk klasifikasi maupun regresi. Prinsip kerja KNN cukup sederhana, yaitu dengan menghitung jarak antara data baru dengan data-data yang sudah ada, lalu menentukan kelas berdasarkan mayoritas tetangga terdekat [1]. Karena tidak membutuhkan proses pelatihan yang kompleks, KNN sering digunakan dalam proyek klasifikasi dasar.

### **2.2. Penelitian Terdahulu tentang Klasifikasi Bunga**

Penggunaan KNN dalam klasifikasi bunga sudah pernah dilakukan oleh beberapa peneliti. Farokhan (2020) misalnya, menggunakan KNN untuk klasifikasi bunga berdasarkan warnanya dengan hasil akurasi yang cukup tinggi [1]. Dalam penelitiannya, fitur warna RGB digunakan sebagai dasar klasifikasi, dan terbukti cukup efektif.

Penelitian lain oleh Rahman et al. (2024) mengklasifikasikan bunga iris menggunakan algoritma KNN pada platform RapidMiner. Penelitian ini menekankan pentingnya preprocessing dan pemilihan fitur, karena hal tersebut sangat memengaruhi hasil akurasi model [3].

Sementara itu, Sari dan Wulanningrum (2021) mengembangkan sistem klasifikasi untuk bunga anggrek berdasarkan fitur bentuk dan warna. Hasilnya menunjukkan bahwa kombinasi fitur yang relevan bisa meningkatkan kinerja KNN secara signifikan[2]. Ketiga penelitian tersebut memperkuat bahwa KNN adalah algoritma yang cocok untuk data bunga dengan karakteristik yang jelas.

Penelitian-penelitian tersebut menunjukkan bahwa kinerja algoritma KNN sangat bergantung pada kualitas fitur yang digunakan. Fitur numerik seperti tinggi tanaman, masa hidup, dan jumlah kelopak yang digunakan dalam penelitian ini secara teori memiliki kekuatan diskriminatif yang cukup untuk membedakan antara jenis atau kategori bunga. Selain itu, penentuan parameter dan teknik preprocessing seperti normalisasi juga sangat berpengaruh terhadap tingkat akurasi model.

Kelebihan KNN terletak pada sifatnya yang non-parametrik dan fleksibel terhadap berbagai jenis data, baik linier maupun nonlinier. Dalam penelitian Rahman et al., meskipun platform yang digunakan berbeda (RapidMiner), hasil yang didapat menunjukkan bahwa KNN mampu memberikan klasifikasi yang konsisten selama fitur yang digunakan bersifat numerik dan tidak mengandung banyak noise. Hal ini sejalan dengan pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini, di mana data diolah terlebih dahulu agar memiliki nilai tunggal yang bersih dan terstruktur. Selain itu, KNN juga banyak digunakan dalam dunia pendidikan karena kesederhanaannya. Mahasiswa atau peneliti pemula dalam bidang machine learning dapat menggunakan KNN sebagai algoritma dasar untuk memahami konsep klasifikasi berbagai jarak. Dengan hanya beberapa fitur numerik dan dataset berukuran kecil, KNN sudah dapat memberikan gambaran yang cukup kuat tentang bagaimana data dapat dipetakan ke dalam kelas-kelas tertentu. Oleh karena itu, penelitian ini tidak hanya penting secara teknis, tetapi juga memiliki kontribusi edukatif bagi pengembangan sistem pembelajaran klasifikasi berbasis data.

### **2.3. Dataset dan Fitur Penelitian**

Dalam penelitian ini, data diambil dari situs kaggle yang berisi informasi tentang berbagai jenis bunga. Data tersebut terdiri dari beberapa fitur numerik seperti tinggi tanaman, masa hidup, dan jumlah kelopak. Fitur-fitur ini dipilih karena mudah diperoleh dan dianggap mampu merepresentasikan karakteristik fisik utama dari bunga.

Penggunaan data numerik seperti ini dianggap sesuai dengan karakteristik algoritma KNN, yang bekerja lebih baik saat fitur memiliki nilai kuantitatif dan dapat dihitung jaraknya secara matematis. Selain itu, penggunaan Python sebagai alat bantu analisis juga mendukung fleksibilitas dalam preprocessing dan evaluasi model.

### **2.4. Pengembangan Hipotesis**

Berdasarkan hasil penelitian terdahulu dan pendekatan metode yang digunakan, maka peneliti menyusun hipotesis sebagai berikut :

Hipotesis Nol ( $H_0$ ) : Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) tidak dapat mengklasifikasikan jenis bunga secara akurat berdasarkan fitur numerik.

Hipotesis Alternatif ( $H_1$ ) : Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dapat mengklasifikasikan jenis bunga secara akurat berdasarkan fitur numerik.

## **3. Metode Penelitian**

Metode penelitian ini menjelaskan tahapan yang dilakukan dalam mengembangkan sistem klasifikasi jenis bunga menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). Penelitian ini bersifat terapan karena langsung menerapkan konsep machine learning terhadap kasus nyata dengan menggunakan data numerik. Adapun pendekatan yang digunakan adalah metode kuantitatif eksperimental, di mana data numerik diolah dan dianalisis menggunakan bantuan program komputer untuk menguji akurasi model klasifikasi.

### 3.1. Jenis dan Pendekatan Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan adalah penelitian terapan (applied research) dengan pendekatan kuantitatif. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma machine learning dalam menyelesaikan kasus klasifikasi berbasis data numerik. Pendekatan kuantitatif dipilih karena proses klasifikasi dan evaluasi akurasi dilakukan melalui perhitungan matematis.

Penelitian kuantitatif juga memungkinkan penggunaan alat bantu berupa perangkat lunak seperti Python, untuk mempercepat pengelolaan dan analisis data. Hasil ini sejalan dengan tujuan utama penelitian, yaitu untuk menyusun sistem klasifikasi sederhana namun akurat, yang dapat direplikasi oleh pengguna lain menggunakan data dan perangkat yang sama.

### 3.2. Sumber dan Jenis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari situs publik Kaggle. Daset tersebut berisi informasi tentang berbagai jenis bunga dan karakteristik fisiknya. Adapun fitur yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari :

- Tinggi tanaman (dalam cm)
- Masa hidup (dalam bulan)
- Jumlah kelopak (rata-sarat per bunga)

Semua fitur yang digunakan merupakan data numerik agar sesuai dengan karakteristik algoritma KNN yang mengandalkan perhitungan jarak antar titik data.

### 3.3. Alat dan Bahasa Pemrograman

Penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman Python karena memiliki pustaka lengkap untuk pengelolaan data dan penerapan algoritma machine learning. Beberapa pustaka yang digunakan antara lain :

- Pandas → untuk membaca dan mengolah data
- Scikit-learn → untuk mengimplementasikan algoritma KNN
- Matplotlib dan seaborn → untuk visualisasi data dan hasil klasifikasi

Seluruh proses dijalankan dalam lingkungan pengembangan Visual Studio Code (VS Code) dengan dukungan Jupyter Extension untuk notebook Python.

### 3.4. Langkah-langkah Penelitian

Proses Penelitian dilakukan melalui tahapan sebagai berikut:

- a. Pengumpulan data  
Mengunduh dataset bunga dari kaggle dan memastikan data lengkap serta siap untuk diproses.
- b. Preprocessing Data  
Pada tahap ini dilakukan pembersihan data seperti pengisian data kosong (jika ada), normalisasi nilai numerik, dan pemilihan fitur yang akan digunakan.
- c. Pemisahan Data  
Data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (training data) sebesar 70% dan data uji (testing data) sebesar 30%. Pembagian
- d. Pelatihan dan Pengujian Model  
Algoritma KNN diterapkan pada data latih dan diuji menggunakan data uji. Pengujian dilakukan dengan berbagai nilai K untuk performa terbaik.
- e. Evaluasi Model  
Akurasi klasifikasi dihitung dengan membandingkan prediksi model terhadap nilai label aktual. Selain itu, digunakan metrik evaluasi seperti confusion matrix. Hasil evaluasi digunakan sebagai dasar dalam menyimpulkan efektivitas algoritma.
- f. Visualisasi Hasil  
Hasil klasifikasi divisualisasikan untuk mempermudah pemahaman dan analisis. Selain itu, output klasifikasi juga ditampilkan dalam bentuk Python untuk menampilkan laporan metrik klasifikasi lengkap.

#### 4. Hasil dan Pembahasan

##### 4.1. Hasil Pengujian Model

Penelitian ini menerapkan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk mengklasifikasikan jenis bunga berdasarkan tiga fitur numerik: tinggi tanaman (dalam cm), masa hidup (dalam tahun), dan jumlah kelopak rata-rata. Ketiga fitur ini diperoleh melalui proses preprocessing dataset bunga yang sebelumnya memiliki nilai rentang, kemudian dikonversi menjadi angka tunggal menggunakan nilai tengah dari masing-masing rentang.

Label yang digunakan untuk klasifikasi adalah kategori tinggi tanaman yang dibagi menjadi tiga kelas, yaitu:

$\leq 50$  cm: Kategori “Rendah”

51-100 cm: Kategori “Sedang”

100 cm: Kategori “Tinggi”

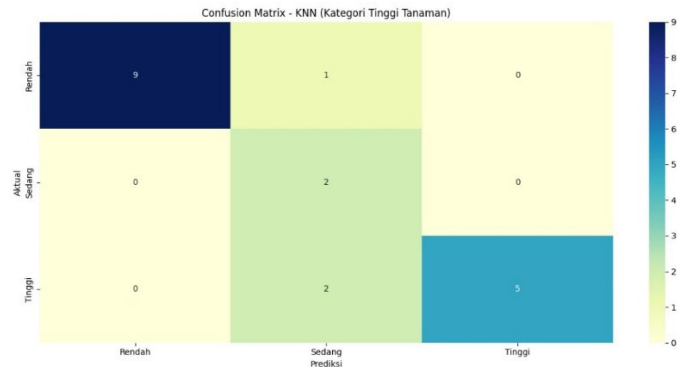
Dataset terdiri dari 38 entri dan dibagi menjadi data latih (70%) dan data uji (30%). Seluruh fitur numerik dinormalisasi menggunakan metode Z-Score melalui StandardScaler agar semua fitur berada dalam skala yang seragam, karena KNN sangat dipengaruhi oleh perhitungan jarak antar titik data.

Model KNN dilatih dengan nilai  $K = 3$ . Berdasarkan hasil pengujian menggunakan data uji, diperoleh akurasi sebesar 84,21%. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola pada data numerik sederhana dengan cukup baik.

Tabel 1. Ringkasan Evaluasi Kinerja Model

No	Metrik	Nilai
1	Akurasi	84,21%
2	Algoritma	K-Nearest Neighbor (K=3)
3	Jumlah Data	38 baris
4	Jumlah Kategori	3 kelas
5	Fitur Digunakan	3 fitur
6	Rasio Data Latih	70%
7	Rasio Data Uji	30%

Confusion matrix hasil klasifikasi ditampilkan pada Gambar 1. Dari visualisasi tersebut, terlihat bahwa Sebagian besar data berhasil diklasifikasikan secara benar, khususnya pada kelas “Rendah” dan “Tinggi”. Terdapat sedikit kesalahan klasifikasi pada kelas “Sedang” yang terkadang diklasifikasikan sebagai “Tinggi”, yang menunjukkan adanya tumpang tindih nilai di sekitar batas 90-100 cm.



Gambar 1. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi Kategori Tinggi Tanaman

Selain confusion matrix, analisis presisi dan recall juga dapat dilakukan untuk memiliki kemampuan model pada masing-masing kelas. Namun dalam lingkup penelitian ini, fokus utama ditekankan pada akurasi keseluruhan karena klasifikasi hanya melibatkan tiga kelas utama. Pemilihan  $K = 3$  juga dilakukan berdasarkan uji coba bertahap yang menunjukkan bahwa nilai ini memberikan keseimbangan terbaik antara bias dan varians pada dataset berukuran kecil.

#### 4.2. Analisis Performa Model

Berdasarkan hasil klasifikasi, dapat disimpulkan bahwa model KNN cukup efektif dalam memproses data numerik bunga. Tingkat akurasi sebesar 84,21% termasuk tinggi untuk dataset kecil dan jumlah fitur yang terbatas. Keberhasilan klasifikasi terutama terlihat pada dua kelas ekstrem, yaitu “Rendah” dan “Tinggi”, yang memang memiliki rentang nilai yang cukup jauh. Sementara itu, kelas “Sedang” sedikit lebih sulit dibedakan karena berada di antara dua batas kelas yang berdekatan.

Performa model yang cukup baik ini dapat dikaitkan dengan beberapa faktor, antara lain:

- Data telah dinormalisasi dengan baik sehingga jarak antar fitur lebih proporsional
- Label klasifikasi (kategori tinggi tanaman) memiliki pola numerik yang logis
- Jumlah kelas tidak terlalu banyak sehingga meminimalkan ambiguitas klasifikasi

Namun demikian, terdapat beberapa keterbatasan yang mempengaruhi hasil pengujian:

- Jumlah data yang digunakan masih relatif kecil (38 baris)
- Distribusi data pada masing-masing kategori belum sepenuhnya merata
- Fitur yang digunakan masih terbatas pada tiga atribut fisik dasar

Dengan memperluas jumlah data dan menambahkan fitur yang lebih representative (misalnya warna, iklim tumbuh, atau musim berbunga), performa model KNN dapat ditingkatkan lebih lanjut. Selain itu, eksplorasi terhadap nilai  $K$  yang lebih bervariasi dapat menjadi alternatif pengujian di masa depan.

Jika diamati lebih dalam, kesalahan klasifikasi yang terjadi umumnya bersifat minor dan tidak menyimpang jauh dari kelas sebenarnya. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun data terbatas, fitur yang digunakan sudah cukup representatif. Normalisasi data juga terbukti efektif mengurangi dominasi nilai skala besar terhadap hasil prediksi.

Penelitian ini juga menguatkan bahwa KNN dapat ditetapkan secara efisien dalam kasus klasifikasi sederhana, khususnya ketika jumlah fitur terbatas namun informatif. Pendekatan berbasis jarak ini bekerja optimal ketika dimensi fitur tidak terlalu tinggi, seperti pada kasus klasifikasi berdasarkan tiga fitur numerik seperti dalam penelitian ini.

Selain itu, waktu pemrosesan yang cepat dan tidak adanya tahapan pelatihan model yang kompleks menjadikan KNN sebagai pilihan yang efisien untuk tugas klasifikasi awal. Dengan menggunakan pustaka Python seperti Scikit-learn, proses evaluasi dan visualisasi dapat

dilakukan secara cepat, sehingga cocok digunakan dalam pembelajaran maupun pengembangan sistem klasifikasi ringan.

#### **4.3. Kesesuaian dengan Hipotesis**

Penelitian ini diawali dengan hipotesis bahwa algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi jenis bunga berdasarkan fitur numerik. Berdasarkan hasil pengujian yang menunjukkan akurasi sebesar 84,21%, maka hipotesis alternatif (H1) dapat diterima, dan hipotesis nol (H0) ditolak.

Hipotesis Nol (H0): KNN tidak dapat mengklasifikasikan jenis bunga secara akurat → DITOLAK

Hipotesis Alternatif (H1): KNN dapat mengklasifikasikan jenis bunga secara akurat → DITERIMA

Dengan demikian, algoritma KNN terbukti dapat digunakan secara efektif dalam klasifikasi awal data bunga, khususnya bila menggunakan fitur numerik yang telah diproses dengan baik dan dilabelu secara logis.

Kesesuaian antara hasil klasifikasi dan hipotesis yang diajukan menunjukkan bahwa pendekatan kuantitatif berbasis machine learning dapat diterapkan secara nyata untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi sederhana di dunia nyata. Penerapan algoritma ini tidak hanya relevan untuk data bunga, tetapi juga dapat dikembangkan lebih lanjut untuk klasifikasi objek berbasis fitur numerik lain, seperti daun, buah, atau bahkan spesies hewan kecil dalam studi biodiversitas.

## **5. Kesimpulan dan Saran**

### **5.1 Kesimpulan**

Penelitian ini bertujuan untuk menguji efektivitas algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dalam mengklasifikasikan jenis bunga berdasarkan fitur numerik, yaitu tinggi tanaman, masa hidup, dan jumlah kelopak. Dataset yang digunakan berasal dari situs Kaggle dan telah melalui tahapan preprocessing, termasuk konversi nilai rentang menjadi angka rata-rata dan normalisasi fitur numerik.

Klasifikasi dilakukan terhadap tiga kategori tinggi tanaman: Rendah, Sedang, dan Tinggi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma KNN dengan nilai  $K = 3$  mampu melakukan klasifikasi dengan akurasi sebesar 84,21%. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa:

- Algoritma KNN efektif digunakan untuk klasifikasi data bunga berbasis fitur numerik sederhana.
- Proses preprocessing data sangat berperan penting dalam meningkatkan akurasi model.
- Pemilihan label target yang sesuai dan seimbang berdampak langsung terhadap performa model.

Dengan demikian, hipotesis alternatif (H1) yang menyatakan bahwa algoritma KNN dapat mengklasifikasikan jenis bunga berdasarkan fitur numerik secara akurat dapat diterima, sedangkan hipotesis nol (H0) ditolak.

### **5.2 Saran**

Berdasarkan hasil dan keterbatasan yang ditemukan dalam penelitian ini, penulis menyampaikan beberapa saran sebagai berikut:

- Jumlah data pada dataset sebaiknya ditambah agar model dapat belajar dari variasi yang lebih beragam dan hasil klasifikasi menjadi lebih stabil.

- Fitur yang digunakan dapat diperluas, misalnya dengan mempertimbangkan warna bunga, iklim tumbuh, atau jenis kelopak, untuk mendapatkan model yang lebih kaya informasi.
- Pengujian terhadap algoritma lain seperti Decision Tree, Random Forest, atau Support Vector Machine dapat dilakukan sebagai pembandingan untuk mengevaluasi performa masing-masing algoritma terhadap dataset yang sama.
- Penelitian lanjutan dapat dilakukan dengan klasifikasi multi-kelas berdasarkan jenis bunga spesifik jika jumlah data per kelas mencukupi.

Dengan adanya saran tersebut, diharapkan penelitian ini dapat menjadi dasar dan referensi bagi pengembangan system klasifikasi bunga maupun penerapan machine learning pada data numerik sederhana di bidang lainnya.

## Referensi

- [1] L. Farokhah, "Implementasi K-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Bunga Dengan Ekstraksi Fitur Warna RGB," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 6, pp. 1129–1136, 2020, doi: 10.25126/jtiik.2020722608.
- [2] N. Sari and R. Wulanningrum, "Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Identifikasi Citra Bunga Anggrek," *J. Sist. Telekomun. Elektron. Sist. Kontrol Power Sist. Komput.*, vol. 1, no. 2, pp. 177–184, 2021.
- [3] Z. Rahman, Z. Fatah, and J. Prasetyo Dwi, "Jurnal ilmiah multidisiplin ilmu," vol. 1, no. 2, pp. 99–105, 2024.
- [4] Salsabila, A., Yunita, R., & Rozikin, C. (2021). Identifikasi Citra Jenis Bunga menggunakan Algoritma KNN dengan Ekstraksi Warna HSV dan Tekstur GLCM. *Technomedia Journal*, 6(1), 124–137. <https://doi.org/10.33050/tmj.v6i1.1667ijc.ilearning.co>
- [5] Rahman, Z., Fatah, Z., & Prasetyo, J. D. (2024). Klasifikasi Spesies Bunga Iris Menggunakan Algoritma Klasifikasi KNN di RapidMiner. *Jurnal Ilmiah Multidisiplin Ilmu*, 1(6), 60–66. <https://doi.org/10.69714/0syd5n74>
- [6] Prayogo, S., Chamid, A. A., & Murti, A. C. (2023). Perancangan Sistem Klasifikasi Jenis Bunga Mawar Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN). *Indonesian Journal of Technology, Informatics and Science (IJTIS)*, 3(2), 405–408. <https://doi.org/10.24176/ijtis.v3i2.7881>
- [7] Sari, N., & Wulanningrum, R. (2021). Implementation of the K-Nearest Neighbor Algorithm for Identification of Orchid Flower Image. *Jurnal Sistem Telekomunikasi Elektronika Sistem Kontrol Power Sistem dan Komputer*, 1(2), 177–184. <https://doi.org/10.32503/jtecs.v1i2.1750>
- [8] R, S. N., Harsani, P., & Qurania, A. (2021). Penerapan K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Klasifikasi Anggrek Berdasarkan Karakter Morfologi Daun dan Bunga. *Komputasi: Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer dan Matematika*, 15(1), 51–56. <https://doi.org/10.33751/komputasi.v15i1.1267>
- [9] Gunawan, G., Andriani, W., & Santoso, A. A. (2023). Application of the Naïve Bayes and K-Nearest Neighbor Methods for Classifying Roses. *Jurnal Mantik*, 7(2), 799–809. <https://doi.org/10.35335/mantik.v7i2.3911>
- [10] Nasution, S. A., Lestari, D., Azzahra, D. P., & Kiswanto, D. (2025). Deteksi Jenis Tanaman Berdasarkan Bentuk Daun Menggunakan KNN. *Jurnal Sistem Informasi dan Sistem Komputer*, 10(1), 31–38. <https://doi.org/10.51717/simkom.v10i1.646>
- [11] Al-Fadillah, M. F. Y., & Mutawakkil, M. R. N. (2023). K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Jenis Buah Berdasarkan Berat, Tinggi, dan Lebar. *Jurnal Ilmiah Wahana*

- Pendidikan, 7(6), 1129–1136. <https://doi.org/10.5281/zenodo.7991141>
- [12] Putra, P., Pardede, A. M. H., & Syahputra, S. (2022). Analisis Metode K-Nearest Neighbour (KNN) dalam Klasifikasi Data Iris Bunga. *JTIK (Jurnal Teknik Informatika Kaputama)*, 6(1), 1–11. <https://garuda.kemdikbud.go.id/documents/detail/2458300>