

KLASIFIKASI IRIS SPECIES MENGGUNAKAN METODE K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)

Zunaida Sitorus¹, Nurliana², Septinur Selase³, Desi Patmala⁴, Sulhani Nuraini⁵,
Yusria Aritia⁶, Izwal Jamil Margolang⁷

Universitas Asahan, Asahan

e-mail: z_sitorus@yahoo.com, nsinaga420@gmail.com,
septinurselasesepti420@gmail.com, desipatmala557@gmail.com,
suhainuraini@gmail.com, yusriapanjaitan@gmail.com, izuwajamil129@gmail.com

Abstract : *Iris species classification is an important topic in the field of data mining and machine learning because it is commonly used as a benchmark dataset for classification methods. This study aims to design and implement an information system that can classify Iris flower species using the K-Nearest Neighbor (KNN) method. The dataset used in this research is the Iris dataset, which consists of 150 data records with four attributes: sepal length, sepal width, petal length, and petal width, and three classes, namely Iris Setosa, Iris Versicolor, and Iris Virginica. The KNN method works by calculating the distance between test data and training data using the Euclidean distance formula and determining the class based on the majority of the nearest neighbors. The results of the study show that the KNN method is able to classify Iris species accurately with a good level of performance. Based on the testing results, the developed system can assist users in identifying Iris species effectively and efficiently. In conclusion, the K-Nearest Neighbor method can be successfully applied in an information system for Iris species classification.*

Keywords: *Classification, Iris Dataset, K-Nearest Neighbor, Data Mining, Machine Learning*

Abstrak : Klasifikasi spesies Iris merupakan topik penting dalam bidang data mining dan machine learning karena sering digunakan sebagai dataset standar dalam pengujian metode klasifikasi. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sistem informasi yang dapat mengklasifikasikan spesies bunga Iris menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN). Dataset yang digunakan adalah dataset Iris yang terdiri dari 150 data dengan empat atribut, yaitu panjang sepal, lebar sepal, panjang petal, dan lebar petal, serta tiga kelas yaitu Iris Setosa, Iris Versicolor, dan Iris Virginica. Metode KNN bekerja dengan menghitung jarak antara data uji dan data latih menggunakan rumus Euclidean Distance, kemudian menentukan kelas berdasarkan mayoritas tetangga terdekat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode KNN mampu mengklasifikasikan spesies Iris dengan tingkat akurasi yang baik. Berdasarkan hasil pengujian, sistem yang dikembangkan dapat membantu pengguna dalam mengidentifikasi spesies Iris secara efektif dan efisien. Dengan demikian, metode K-Nearest Neighbor dapat diterapkan dengan baik dalam sistem informasi klasifikasi Iris Species.

Kata Kunci : *Klasifikasi, Dataset Iris, K-Nearest Neighbor, Data Mining, Machine Learning*

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi yang pesat telah mendorong lahirnya berbagai metode untuk mengolah dan

menganalisis data dalam jumlah besar. Salah satu cabang dari ilmu komputer yang banyak dimanfaatkan dalam proses pengolahan data adalah Data Mining, yaitu proses pencarian pola atau informasi

yang berguna dari kumpulan data yang besar. Data mining memberikan berbagai metode yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi, prediksi, asosiasi, dan clustering terhadap data.

Klasifikasi merupakan salah satu teknik yang sering digunakan dalam data mining, yaitu proses untuk memetakan data baru ke dalam kelas-kelas tertentu berdasarkan data yang telah ada sebelumnya. Salah satu metode yang cukup populer dan sederhana dalam proses klasifikasi adalah K-Nearest Neighbor (KNN). Metode KNN melakukan klasifikasi terhadap suatu data baru berdasarkan jarak terdekat dari data tersebut terhadap data lain yang telah memiliki label kelas. KNN dikenal sebagai metode berbasis instance (instance-based learning) karena tidak memerlukan proses training model yang kompleks, melainkan memanfaatkan seluruh data training sebagai dasar pengambilan keputusan.

Klasifikasi merupakan teknik yang digunakan untuk mengelompokkan objek ke dalam kategori tertentu berdasarkan karakteristik yang dimilikinya. Dalam dunia botani, klasifikasi bunga menjadi tantangan tersendiri karena variasi warna serta kemiripan dengan latar belakang yang dapat menyebabkan kesalahan identifikasi (Farahdinna & Naufal Shofy, 2025)

Untuk menerapkan metode KNN, diperlukan dataset yang sesuai. Salah satu dataset yang umum digunakan dalam penelitian dan pembelajaran klasifikasi adalah Dataset Iris. Dataset ini terdiri dari data mengenai tiga spesies bunga Iris, yaitu Iris Setosa, Iris Versicolor, dan Iris Virginica, dengan masing-masing memiliki atribut panjang dan lebar sepal (kelopak bunga) serta panjang dan lebar petal (mahkota bunga). Dataset ini sangat populer karena memiliki struktur yang jelas dan sering dijadikan benchmark dalam evaluasi algoritma machine learning.

Berdasarkan latar belakang tersebut, pada proyek ini kelompok kami melakukan penerapan metode K-Nearest

Neighbor (KNN) untuk melakukan klasifikasi spesies bunga Iris berdasarkan atribut-atribut yang tersedia. Penelitian ini bertujuan untuk memahami lebih jauh bagaimana metode KNN bekerja dalam memecahkan permasalahan klasifikasi serta mengevaluasi akurasi dari metode tersebut terhadap dataset yang telah terstandarisasi.

K-Nearest Neighbor (KNN) diperkenalkan oleh Fix dan Hodges pada tahun 1951. Metode KNN merupakan suatu metode non parametrik untuk klasifikasi atas dasar kebutuhan untuk melakukan analisis diskriminan ketika nilai estimasi parametrik dari fungsi peluangnya tidak diketahui atau sulit untuk ditentukan. Selain itu, metode tersebut menjadi terkenal karena kesederhanaannya dan kekonvergenannya relatif tinggi, Metode KNN adalah satu yang paling banyak digunakan di dunia untuk persoalan pengklasifikasian (Rahman et al., 2023).

Pengelompokan spesies bunga berdasarkan karakteristik morfologis merupakan tantangan utama dalam penelitian biologi dan data science. Bunga Iris sering digunakan sebagai model karena memiliki tiga spesies utama—*Iris setosa*, *Iris versicolor*, dan *Iris virginica*—dengan karakteristik morfologi yang berbeda namun berdekatan, sehingga sulit untuk diidentifikasi secara manual. Permasalahan utama dalam klasifikasi spesies ini adalah rendahnya akurasi metode manual atau tradisional dalam mengelompokkan spesies berdasarkan fitur morfologis seperti panjang dan lebar kelopak bunga. Salah satu solusi yang menjanjikan adalah penerapan algoritma machine learning, seperti *K-Nearest Neighbor* (KNN), untuk mengotomatiskan dan meningkatkan akurasi proses klasifikasi (Zainur Rahman, Zaehol Fatah, 2024).

METODE

Metode penelitian yang digunakan

dalam penelitian ini termasuk metode analisis dengan pendekatan kuantitatif. Metode ini digunakan untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) sebagaimana telah diterapkan pada penelitian-penelitian sebelumnya. Metode-metode yang digunakan dalam penyelesaian penelitian dijelaskan pada bagian ini, sedangkan metode yang sudah umum tidak dijabarkan secara rinci dan dirujuk pada literatur terkait (Sulthoni Nabhan et al., 2025).

Tahapan penelitian meliputi proses pengolahan data, penerapan algoritma KNN, serta analisis hasil klasifikasi. Pada tahap pengolahan data dilakukan penyesuaian data agar dapat diproses oleh algoritma klasifikasi. Proses klasifikasi dilakukan dengan menghitung kedekatan antar data menggunakan perhitungan jarak, kemudian menentukan hasil klasifikasi berdasarkan mayoritas tetangga terdekat sesuai dengan nilai K yang digunakan. Hasil klasifikasi selanjutnya dianalisis untuk mengetahui kinerja metode KNN dalam menyelesaikan permasalahan klasifikasi. Pengukuran hasil dilakukan dengan membandingkan keluaran sistem dengan

hasil yang diharapkan, sebagaimana dijelaskan pada penelitian terdahulu. Seluruh prosedur penelitian disusun dalam bentuk kalimat berita dan mengikuti alur penelitian yang telah digunakan pada referensi yang menjadi acuan (Zainur Rahman, Zaehol Fatah, 2024).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset (Data Latih)

Dataset terdiri dari 150 data dengan tiga kelas, yaitu *Iris-setosa*, *Iris-versicolor*, dan *Iris-virginica*. Setiap data memiliki empat atribut numerik yang digunakan sebagai variabel input, yaitu sepal length, sepal width, petal length, dan petal width.

Data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji dengan rasio 80% : 20%. Sebanyak 120 data digunakan sebagai data latih dan 30 data digunakan sebagai data uji. Pembagian data ini bertujuan untuk menguji kemampuan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dalam melakukan klasifikasi terhadap data yang belum pernah dikenali sebelumnya.

Tabel 1 Normalisasi Data Latih

No	Id	SepalLength Cm	SepalWidth Cm	PetalLength Cm	PetalWidth Cm	Species
1	27	0,632911392	0,80952381	0,231884058	0,16	Iris-setosa
2	57	0,797468354	0,785714286	0,68115942	0,64	Iris-versicolor
3	40	0,64556962	0,80952381	0,217391304	0,08	Iris-setosa
4	13	0,607594937	0,714285714	0,202898551	0,04	Iris-setosa
5	87	0,848101266	0,738095238	0,68115942	0,60	Iris-versicolor
.....						
119	84	0,759493671	0,642857143	0,739130435	0,64	Iris-versicolor
120	39	0,556962025	0,714285714	0,188405797	0,08	Iris-setosa

Pada tahap ini dilakukan proses normalisasi terhadap atribut data latih bunga Iris untuk menyeimbangkan nilai antar atribut seperti panjang dan lebar sepal maupun petal. Normalisasi diperlukan agar setiap atribut memiliki skala yang sama, sehingga tidak ada

atribut yang mendominasi dalam proses perhitungan jarak pada metode K-Nearest Neighbor. Proses ini dilakukan setelah data dipastikan bersih dari nilai kosong (missing value) agar hasil klasifikasi menjadi lebih akurat dan seimbang.

Dari tabel diatas merupakan hasil dari normalisasi data untuk memperkecil ukuran bobot dalam setiap kriteria menjadi bilangan desimal. Untuk mencari nilai normalisasi data peneliti menggunakan rumus:

Keterangan :

$$x^i = \frac{x_i}{|\max(x)|}$$

perhitungan untuk menormalisasikan nilai data id 27 dan id 57.

$$0001 (SepalLengthCm) = \frac{5}{7,9} = 0,632911392$$

$$0001 (SepalWidthCm) = \frac{3,4}{4,2} = 0,80952381$$

$$0001 (PetalLengthCm) = \frac{1,6}{6,9} = 0,231884058$$

$$0001 (PetalWidthCm) = \frac{0,4}{2,5} = 0,16$$

$$0002 (SepalLengthCm) = \frac{6,3}{7,9} = 0,797468354$$

$$0002 (SepalWidthCm) = \frac{3,3}{4,2} = 0,78571428$$

$$0002 (PetalLengthCm) = \frac{4,7}{6,9} = 0,68115942$$

$$0002 (PetalWidthCm) = \frac{1,6}{2,5} = 0,64$$

$$0003 (SepalLengthCm) = \frac{5,1}{7,9} = 0,645569620$$

$$0003 (SepalWidthCm) = \frac{3,4}{4,2} = 0,809523809$$

$$0003 (PetalLengthCm) = \frac{1,5}{6,9} = 0,21739130$$

$$0003 (PetalWidthCm) = \frac{0,2}{2,5} = 0,08$$

$$0004 (SepalLengthCm) = \frac{4,8}{7,9} = 0,60759493670$$

$$0004 (SepalWidthCm) = \frac{3}{4,2} = 0,71428571428$$

$$0004 (PetalLengthCm) = \frac{1,4}{6,9} = 0,20289855072$$

$$0004 (PetalWidthCm) = \frac{0,1}{2,5} = 0,04$$

$$0005 (SepalLengthCm) = \frac{6,7}{7,9} = 0,84810126582$$

$$0005 (SepalWidthCm) = \frac{3,1}{4,2} = 0,73809523809$$

$$0005 (PetalLengthCm) = \frac{4,7}{6,9} = 0,68115942028$$

$$0005 (PetalWidthCm) = \frac{1,5}{2,5} = 0,6$$

$$0006 (SepalLengthCm) = \frac{4,9}{7,9} = 0,62025316455$$

$$0006 (SepalWidthCm) = \frac{2,5}{4,2} = 0,59523809523$$

$$0006 (PetalLengthCm) = \frac{4,5}{6,9} = 0,65217391304$$

$$0006 (PetalWidthCm) = \frac{1,7}{2,5} = 0,68$$

$$0007 (SepalLengthCm) = \frac{7,6}{7,9} = 0,96202531645$$

$$0007 (SepalWidthCm) = \frac{3}{4,2} = 0,71428571428$$

$$0007 (PetalLengthCm) = \frac{6,6}{6,9} = 0,95652173913$$

$$0007 (PetalWidthCm) = \frac{2,1}{2,5} = 0,84$$

$$0008 (SepalLengthCm) = \frac{6,8}{7,9} = 0,86075949367$$

$$0008 (SepalWidthCm) = \frac{3,2}{4,2} = 0,76190476190$$

$$0008 (PetalLengthCm) = \frac{5,9}{6,9} = 0,85507246376$$

$$0008 (PetalWidthCm) = \frac{2,3}{2,5} = 0,92$$

$$0009 (SepalLengthCm) = \frac{6,8}{7,9} = 0,86075949367$$

$$0009 (SepalWidthCm) = \frac{2,8}{4,2} = 0,66666666666$$

$$0009 (PetalLengthCm) = \frac{4,8}{6,9} = 0,69565217391$$

$$0009 (PetalWidthCm) = \frac{1,4}{2,5} = 0,56$$

$$0010 (SepalLengthCm) = \frac{6,7}{7,9} = 0,84810126582$$

$$0010 (SepalWidthCm) = \frac{3,1}{4,2} = 0,73809523809$$

$$0010 (PetalLengthCm) = \frac{4,4}{6,9} = 0,63768115942$$

$$0010 (PetalWidthCm) = \frac{1,4}{2,5} = 0,56$$

Tabel 2 Normalisasi Data Testing

No	Id	SepalLength	SepalWidth	PetalLength	PetalWidth
1	102	0.734177215	0.642857143	0.739130435	0.76
2	56	0.721518987	0.666666667	0.652173913	0.52
3	80	0.721518987	0.619047619	0.507246377	0.4
4	6	0.683544304	0.928571429	0.246376812	0.16
5	149	0.784810127	0.80952381	0.782608696	0.92
.....					
30	23	0.582278481	0.857142857	0.144927536	0.08

Data testing diatas menjelaskan proses klasifikasi data berdasarkan *Sepal Length*, *Sepal Width*, *PetalLength*, dan

Petal Width. Contoh perhitungan untuk menormalisasikan dari fitur *Sepal Length*, *Sepal Width*, *PetalLength*, dan *Petal*

Width. Id 102

Menghitung Jarak Dengan Distance

Untuk menghitung jarak antara data testing dengan data latih (Euclidean Distance) dapat menggunakan rumus dibawah ini. Untuk pada contoh dibawah ini peneliti menggunakan kasus data uji pertama.

Rumus :

$$\text{dis} = \sqrt{(\sum_{i=0}^n (X_{1i}-X_{2i})^2 + (Y_{1i}-Y_{2i})^2 + \dots)}$$

Keterangan:

Dis : Jarak antara objek

N : Banyaknya variabel bebas

X_{1i}, Y_{1i} : Nilai objek data training pada variabelX_{2i}, Y_{2i} : Nilai objek data testing pada variabel

$$\begin{aligned} D_1 &= \sqrt{((0,734177215-0,632911392)^2 + (0,6428571429-0,80952381)^2 + (0,73913043478-0,231884058)^2) + (0,76-0,16)^2} \\ D_1 &= \sqrt{((0,101265823)^2 + (-0,166666667)^2 + (0,507246377)^2) + (0,6)^2} \\ D_1 &= 0,65533 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} D_2 &= \sqrt{((0,734177215-0,797468354)^2 + (0,6428571429-0,785714286)^2 + (0,73913043478-0,68115942)^2) + (0,76-0,64)^2} \\ D_2 &= 0,04217 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} D_3 &= \sqrt{((0,734177215-0,64556962)^2 + (0,6428571429-0,80952381)^2 + (0,73913043478-0,217391304)^2) + (0,76-0,08)^2} \\ D_3 &= 0,77044 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} D_4 &= \sqrt{((0,734177215-0,607594937)^2 + (0,6428571429-0,714285714)^2 + (0,73913043478-0,202898551)^2) + (0,76-0,04)^2} \end{aligned}$$

$$D_4 = 0,82707$$

$$\begin{aligned} D_5 &= \sqrt{((0,734177215-0,848101266)^2 + (0,6428571429-0,738095238)^2 + (0,73913043478-0,68115942)^2) + (0,76-0,60)^2} \\ D_5 &= 0,05000955 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} D_6 &= \sqrt{((0,734177215-0,620253165)^2 + (0,6428571429-0,595238095)^2 + (0,73913043478-0,652173913)^2) + (0,76-0,68)^2} \\ D_6 &= 0,029208 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} D_7 &= \sqrt{((0,734177215-0,962025316)^2 + (0,6428571429-0,714285714)^2 + (0,73913043478-0,956521739)^2) + (0,76-0,84)^2} \\ D_7 &= 0,110689 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} D_8 &= \sqrt{((0,734177215-0,860759494)^2 + (0,6428571429-0,761904762)^2 + (0,73913043478-0,855072464)^2) + (0,76-0,92)^2} \\ D_8 &= 0,069232 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} D_9 &= \sqrt{((0,734177215-0,860759494)^2 + (0,6428571429-0,666666667)^2 + (0,73913043478-0,695652174)^2) + (0,76-0,56)^2} \\ D_9 &= 0,05848 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} D_{10} &= \sqrt{((0,734177215-0,848101266)^2 + (0,6428571429-0,738095238)^2 + (0,73913043478-0,637681159)^2) + (0,76-0,56)^2} \\ D_{10} &= 0,072339 \end{aligned}$$

$$D_{10} = 0,072339$$

Perhitungan jarak menggunakan Euclidean Distance menunjukkan seberapa dekat setiap data uji dengan data latih. Nilai jarak ini kemudian disusun dalam tabel untuk mempermudah analisis, sekaligus digunakan dalam menentukan k-nearest neighbors yang menjadi dasar klasifikasi KNN. Tabel lengkapnya ditampilkan pada Tabel 5.

Tabel 3 Perhitungan Jarak

No	Kode	Distance	Klasifikasi	Rank
1	27	0,809525436	Iris-setosa	85
2	57	0,205364481	Iris-versicolor	30
.....				
11	122	0,060398477	Iris-virginica	2
.....				
28	143	0	Iris-virginica	1

29	11	0,890990883	Iris-setosa	107
30	124	0,080286536	Iris-virginica	4
.....				
51	127	0,081369185	Iris-virginica	7
52	110	0,394876666	Iris-virginica	74
53	147	0,080519451	Iris-virginica	5
54	112	0,081292472	Iris-virginica	6
.....				
60	114	0,065098728	Iris-virginica	3
.....				
119	84	0,122641441	Iris-versicolor	12
120	39	0,895658914	Iris-setosa	111

Setelah perhitungan jarak Euclidean, klasifikasi data uji dilakukan menggunakan metode K-Nearest Neighbors (KNN). Tabel berikut menampilkan kelas yang diprediksi, kelas

asli, dan status kecocokan prediksi, di mana seluruh data uji berstatus “Benar”, menunjukkan prediksi model sesuai dengan kelas asli. seperti yang ditunjukkan pada tabel 4.

Tabel 4 Hasil dan Status

No	Id	SepalLen gthCm	Sepal Width Cm	Petal Length Cm	Petal Width Cm	Species Prediksi	Data Sebenarnya	Status
1	102	5,8	2,7	5,1	1,9	Iris-virginica	Iris-virginica	Benar
2	56	5,7	2,8	4,5	1,3	Iris-versicolor	Iris-versicolor	Benar
3	80	5,7	2,6	3,5	1	Iris-versicolor	Iris-versicolor	Benar
4	6	5,4	3,9	1,7	0,4	Iris-setosa	Iris-setosa	Benar
5	149	6,2	3,4	5,4	2,3	Iris-virginica	Iris-virginica	Benar
....								
30	23	4,6	3,6	1	0,2	iris-setosa	iris-setosa	benar

PEMBAHASAN

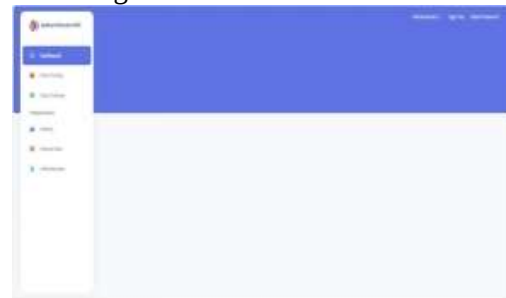
Login:

Menu login merupakan menu yang akan muncul saat admin menjalankan aplikasi, selanjutnya input username dan password, berikut tampilan menu login saat menu login dipilih.



Gambar 1 Halaman Tampilan Login

berfungsi untuk melakukan pengolahan data yang ada di sistem. Berikut tampilan dari menu utama dari aplikasi yang dirancang.



Gambar 2 Halaman Dashboard

Dashboard

Menu utama berisikan menu data training, data testing, kriteria, kriteria nilai dan administrator, menu-menu tersebut

Menu Data Training

Menu data training digunakan untuk melakukan uji pertama agar mendapatkan nilai normalisasi, nilai

normalisasi untuk memperkecil perhitungan jarak terdekat. Berikut tampilan dari menu data training dari aplikasi yang dirancang.

No	Nama	Sepeda	Sepeda	Sepeda	Sepeda	Sepeda	Status
1	Andi	1	1	1	1	1	Benar
2	Budi	1	1	1	1	1	Benar
3	Cici	1	1	1	1	1	Benar
4	Dani	1	1	1	1	1	Benar
5	Evi	1	1	1	1	1	Benar
6	Fani	1	1	1	1	1	Benar
7	Gani	1	1	1	1	1	Benar
8	Hani	1	1	1	1	1	Benar
9	Iani	1	1	1	1	1	Benar
10	Jani	1	1	1	1	1	Benar

Gambar 3 Halaman Menu Data Training

untuk membuat bobot nilai klasifikasi. Berikut tampilan dari menu kriteria nilai dari aplikasi yang dirancang.

No	Nama	Kriteria	Status
1	Andi	1	Benar
2	Budi	1	Benar
3	Cici	1	Benar
4	Dani	1	Benar
5	Evi	1	Benar
6	Fani	1	Benar
7	Gani	1	Benar
8	Hani	1	Benar
9	Iani	1	Benar
10	Jani	1	Benar

Gambar 6 Menu Kriteria nilai

Menu data testing

Menu data testing digunakan untuk memproses klasifikasi terhadap data yang diuji. Berikut tampilan dari menu data testing yang dirancang

No	Nama	Sepeda	Sepeda	Sepeda	Sepeda	Sepeda	Status
1	Andi	1	1	1	1	1	Benar
2	Budi	1	1	1	1	1	Benar
3	Cici	1	1	1	1	1	Benar
4	Dani	1	1	1	1	1	Benar
5	Evi	1	1	1	1	1	Benar
6	Fani	1	1	1	1	1	Benar
7	Gani	1	1	1	1	1	Benar
8	Hani	1	1	1	1	1	Benar
9	Iani	1	1	1	1	1	Benar
10	Jani	1	1	1	1	1	Benar

Gambar 4 Halaman Menu Data Testing

Menu kriteria

Menu kriteria digunakan untuk menginputkan data kriteria dalam klasifikasi, menu ini berfungsi sebagai penentu dalam melakukan klasifikasi. Berikut tampilan dari menu yang dirancang.

No	Nama	Kriteria	Status
1	Andi	1	Benar
2	Budi	1	Benar
3	Cici	1	Benar
4	Dani	1	Benar
5	Evi	1	Benar
6	Fani	1	Benar
7	Gani	1	Benar
8	Hani	1	Benar
9	Iani	1	Benar
10	Jani	1	Benar

Gambar 5 Menu Kriteria

Menu kriteria nilai

Menu kriteria nilai digunakan

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) mampu digunakan secara efektif dalam melakukan klasifikasi spesies bunga Iris berdasarkan atribut morfologi bunga. Tujuan penelitian untuk mengimplementasikan dan mengevaluasi kinerja metode KNN dalam proses klasifikasi data berhasil dicapai, yang ditunjukkan oleh kemampuan sistem dalam mengelompokkan data uji ke dalam kelas yang sesuai.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode KNN memiliki tingkat kinerja yang baik dalam mengenali pola kemiripan data, sehingga dapat dijadikan sebagai salah satu pendekatan yang tepat untuk permasalahan klasifikasi berbasis jarak. Temuan ini memperkuat hipotesis bahwa algoritma KNN mampu memberikan hasil klasifikasi yang akurat pada dataset dengan karakteristik atribut numerik dan jumlah kelas yang jelas.

Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki keterbatasan, terutama terkait sensitivitas metode KNN terhadap pemilihan nilai parameter K dan kemiripan karakteristik antar kelas tertentu. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat dikembangkan dengan melakukan optimasi nilai K, membandingkan KNN dengan metode klasifikasi lain, atau menerapkan teknik

seleksi fitur untuk meningkatkan performa sistem secara keseluruhan.

DAFTAR PUSTAKA

- Farahdinna, F., & Naufal Shofy, M. (2025). Implementasi K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Bunga Iris. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(2), 3510–3514. <https://doi.org/10.36040/jati.v9i2.13510>
- Neighbors, M. A. K. (n.d.). *Analisis Klasifikasi Spesies Bunga Iris. I*, 1798–1804.
- Rahman, B., Fauzi, F., & Amri, S. (2023). Perbandingan Hasil Klasifikasi Data Iris menggunakan Algoritma K-

Nearest Neighbor dan Random Forest. *Journal Of Data Insights*, 1(1), 19–26. <https://doi.org/10.26714/jodi.v1i1.135>

- Sulthoni Nabhan, F., Farhan, M., Syamputra, R. A., & Fahira, S. N. (2025). Perbandingan Dan Penerapan Penggunaan Dataset IRIS. *BIIKMA : Buletin Ilmiah Ilmu Komputer Dan Multimedia*, 2(5), 899–192903. <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/biikma>
- Zainur Rahman, Zaehol Fatah, J. D. P. (2024). Klasifikasi Spesies Bunga Iris Menggunakan Algoritma Klasifikasi Knn Di Rapidminer Zainur. *Fakultas Sains & Teknologi*, 1(2), 99–105.