

KLASIFIKASI JENIS BUNGA MAWAR BERDASARKAN FITUR WARNA, TEKSTUR, BENTUK CITRA

Aditya Setiawan¹, Sapto Nisworo², Hery Teguh Setiawan³

¹⁾ Mahasiswa Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Tidar

²⁾ Tenaga Pengajar Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Tidar

³⁾ Tenaga Pengajar Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Tidar

Jl. Kapten Supratman 39 Potrobangsari, Magelang Utara, Magelang, Jawa Tengah 56116 Email:
1933.adityasetiawan@gmail.com¹, saptomisworo@untidar.ac.id²,
hery.teguh.s@untidar.ac.id³

ABSTRAK

Bunga mawar masuk kedalam genus dari Rosa sp. Mawar memiliki banyak varian yang tersebar diseluruh dunia. Banyaknya varian mawar ini mengakibatkan susahnya membedakan mawar yang satu dengan mawar yang lainnya. Tujuan penelitian ini adalah menghasilkan sistem yang dapat membantu mengenali bunga mawar dengan akurasi yang baik. Sistem klasifikasi bunga mawar dibuat dengan mengekstraksi fitur warna, bentuk dan tekstur dari citra mawar. Hasil ekstraksi ini akan diklasifikasi dengan menggunakan metode algoritma K-Nearest Neighbour. Sistem ini dibuat agar memudahkan masyarakat umum dapat dengan mudah mengetahui jenis bunga mawar. Penerapan algoritma pada sistem klasifikasi diharapkan dapat memberikan hasil yang baik. Prinsip kerja K-Nearest Neighbour adalah data uji akan diklasifikasi berdasarkan tetangga terdekatnya yang banyak dari data latih. Perhitungan jarak dengan menghitung kuadrat Euclidian masing-masing data uji terhadap data latih. Kemudian diurutkan dari jarak terpendek hingga jarak terjauh dengan nilai k sebagai hasil keputusan. Pengujian dilakukan dengan 20 citra data uji dengan nilai akurasi 85% dengan nilai k=3.

Kata Kunci: Bunga Mawar, Sistem Klasifikasi, K-Nearest Neighbour

ABSTRACT

Roses are a genus of Rosa sp. Roses have many variants all over the world. A large number of rose variants makes it difficult to distinguish one rose from another. The purpose of this study is to produce a system that can help recognize roses with good accuracy. The classification system of roses is created by extracting the features of color, shape, and texture from the image of the rose. The results of this extraction will be classified using the K-Nearest Neighbour algorithm method. This system was created to make it easier for the general public to easily find out the type of rose. The application of algorithms to the classification system is expected to provide good results. The working principle of K-Nearest Neighbour is that the test data will be classified based on its closest neighbors which are many of them trained. Distance calculation by calculating the Euclidian square of each test data against the training data. It is then sorted from the shortest distance to the farthest distance by the value of k as a result of the decision. The test was carried out with 20 test data images with an accuracy value of 85% with a value of k=3. Keywords: Roses, Classification System, K-Nearest Neighbor

PENDAHULUAN

Bunga merupakan salah satu jenis tumbuhan di muka bumi yang memiliki tingkat keanekaragaman jenis yang kompleks. Keragaman ini menghasilkan kumpulan data yang besar dan kompleks. Dengan tingkat variasi data yang tinggi, kemiripan setiap bunga dalam satu kelas akan semakin tinggi. Klasifikasi menggabungkan beberapa fitur untuk

menentukan jenis bunga berdasarkan bentuk dan warnanya.

Karakteristik bentuk menentukan perbedaan bentuk, sedangkan fitur warna mewakili perbedaan warna di setiap jenis bunga. [1]

Mengklasifikasi pada bunga seperti bunga mawar dapat menggunakan panduan pengolahan citra digital oleh (Marques, 2011), teknik klasifikasi bunga dapat dikenali dengan cara pengambilan citra bunga mawar kemudian dilakukan pengenalan pola bunga mawar dengan cara mengenali karakteristik struktural bunga

mawar seperti warna, bentuk dan tekstur bunga tersebut. Pola yang diolah adalah warna bunga, bentuk bunga, dan tepi bunga. Perbedaan pola dari sebuah bunga tersebut bisa digunakan sebagai pengklasifikasian jenis dari genus/species berdasarkan bentuk bunga tersebut.

Iqbal[2] menjelaskan bunga adalah alat reproduksi seksual pada tumbuhan. Bunga mempunyai jenis dan ciri yang beragam. Terkadang bunga yang mempunyai kemiripan pun terdapat perbedaan. Keunikan bunga terletak pada warna dan bentuk. Maka dari itu untuk membedakan bunga adalah dari segi warna dan bentuk bunga, sehingga dapat digunakan sebagai identitas pengenalan dari masing-masing bunga tersebut. Klasifikasi bunga dilakukan menggunakan metode pengujian HSV, HOG dan KNN. Dalam penerapan tersebut diketahui dari 17 jenis bunga terdapat 4 jenis bunga yang memiliki akurasi 100% dan 1 jenis bunga memiliki akurasi 0%.

Sari[3] menjelaskan pada bunga anggrek memiliki banyak jenis yang mungkin banyak masyarakat hanya mengetahui jenisnya dari warnanya saja. Bunga anggrek terkadang memiliki 1 warna yang terdiri dari beberapa jenis yang sangat menonjol untuk membedakannya adalah dilihat dari kelopak bunga anggrek. Penelitian ini mengambil sampel 3 jenis bunga angrek, yaitu jenis *Phalaenopsis Amabilis*, *Dendrobium Phalaenopsis*, dan *Phalaenopsis Violacea*. Tahapan implementasi yang dilakukan adalah melakukan preprocessing yang meliputi grayscale dan deteksi tepi Kirsch, selanjutnya proses identifikasinya dengan menerapkan algoritma K-Nearest Neighbor. Hasil dari penelitian ini antara lain telah dihasilkan sebuah aplikasi untuk deteksi bunga anggrek berdasarkan kelopak bunga dan didapatkan akurasi sebesar 86,7%.

Peneliti sebelumnya mengatakan sistem identifikasi bunga otomatis dalam kategori yang masih menantang karena kesamaan di antara kelas dan variasi intrakelas, sehingga model deep learning membutuhkan data yang berlabel lebih tepat dan berkualitas tinggi. Dalam karyanya, menggunakan metode Faster-Recurrent Convolutional Neural Network (Faster-RCNN) dan Single Short Detector (SSD) untuk mendeteksi, melokalisasi, dan mengklasifikasikan objek bunga. 200 gambar, termasuk ResNet 50,

ResNet 101, dan Inception V2, serta Mobile Net V2. Pada penelitian ini, 70% citra digunakan untuk pelatihan, 25% untuk validasi, dan 5% untuk pengujian. Percobaan menunjukkan Model Faster-RCNN dengan pendekatan transfer learning memberikan nilai mAP optimum sebesar 83,3% dengan 300 dan 91,3% dengan 100 proposal pada sepuluh kelas bunga. Selain itu, model yang diusulkan dapat mengidentifikasi, menemukan, dan mengklasifikasikan bunga dan menyediakan esensial rincian yang mencakup nama bunga, klasifikasi kelas, dan teknik multilabeling.[4]

Mawar merupakan salah satu jenis bunga yang memiliki berbagai macam jenis dan kegunaan. Berdasarkan warnanya bunga mawar memiliki harga dan kegunaan yang berbeda-beda. Penyeleksian ini dapat diatasi dengan melakukan klasifikasi baik itu berdasarkan warna bunga, bentuk bunga, ataupun tekstur bunga.

Bunga Mawar merupakan family Rosaceae, yang memiliki bentuk, warna bunga, dan bau wangi khas. Mawar sering dibudidayakan secara besar-besaran, untuk dimanfaatkan bunganya sebagai bunga potong, bunga tabur, bunga hias, atau diambil minyak atsirinya sebagai bahan baku pewangi untuk produk obat-obatan, makanan, minuman, dan kosmetika. Mawar memiliki banyak jenis dari warna bunganya. Berdasarkan warnanya bunga mawar memiliki nilai yang berbeda-beda. Penyeleksian bunga mawar ini dapat diatasi dengan melakukan klasifikasi baik itu berdasarkan warna bunga, bentuk bunga, ataupun tekstur bunga. [5]

Dengan berbagai tinjauan tersebut, klasifikasi sangat diperlukan dalam menentukan berbagai objek salah satunya menentukan jenis bunga mawar. Oleh karena itu penulis mengambil judul "Klasifikasi Jenis Mawar Berdasarkan Fitur Warna, Tekstur, Bentuk Citra". Metode yang digunakan untuk mengklasifikasi adalah KNearest Neighbor. Pemilihan berdasarkan warna, tekstur dan bentuk dikarenakan dataset yang digunakan memiliki warna yang hampir mendekati di lebih dari 1 jenis bunga sehingga kombinasi dengan bentuk dan tekstur akan membuat perbedaan pada jenis bunga serta penelitian mengatakan kombinasi warna dan tekstur telah dibuktikan berhasil dalam mencari kemiripan citra.

TINJAUAN PUSTAKA,
 LANDASAN TEORI

Klasifikasi berasal dari “classification” akar kata “to classify” (bahasa Inggris), yang memiliki arti menggolongkan dan menempatkan benda-benda yang sama di suatu tempat. Pengertian lain dari klasifikasi menurut istilah perpustakaan yaitu mengumpulkan bahan pustaka seperti buku atau lainnya dengan cara sistematis dalam sebuah golongan atau kelas dengan menggunakan ciri khusus untuk mempermudah pengguna dalam menemukan buku tersebut. (Hamakonda, 1982:1)

Jadi, klasifikasi adalah pengelompokan objek/data berdasarkan kesamaan ciri yang dimiliki oleh objek tersebut. Beberapa contoh algoritma yang digunakan dalam pengklasifikasian adalah K-Nearest neighbour, Support Vector Machine, Decision Trees dan Naïve Bayes. [6]

Citra adalah gambar pada bidang dua dimensi $f(x,y)$, dimana x dan y merupakan koordinat spasial, dan amplitudo dari f yang terdapat pada koordinat (x,y) merupakan intensitas citra pada titik tersebut. Citra digital terbentuk ketika x dan y serta nilai intensitas dari f seluruhnya terbatas (Prasetyo, 2011). Bentuk matriks citra digital adalah sebagai berikut: $f(x,y) =$

$$\begin{matrix} f(0,0) & \dots & f(0, N-1) \\ \dots & \dots & \dots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & f(M-1, N-1) \end{matrix}$$

Dengan :

M = Jumlah baris, nilai x mulai dari 0 sampai $M-1$

N = Jumlah baris, nilai y mulai dari 0 sampai $N-1$

Segmentasi citra adalah proses pengolahan citra untuk memisahkan objek yang dikehendaki dengan latar belakang (Destyningtias, dkk., 2010). Hasil yang diperoleh dari segmentasi citra merupakan citra biner di mana objek yang dikehendaki memiliki warna putih atau bernilai 1, sedangkan latar belakang yang ingin dihilangkan memiliki warna hitam atau bernilai 0. Metode segmentasi citra antara lain deteksi diskontinuitas, thresholding, segmentasi berbasis region, segmentasi berbasis algoritma watershed dan deteksi garis menggunakan transformasi hough

K-Nearest Neighbor atau disingkat KNN merupakan algoritma yang digunakan untuk mengklasifikasi suatu objek berdasarkan data latih yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. Bertujuan untuk mengklasifikasi objek baru berlandaskan pada atribut dan sampel data latih.

KNN menggunakan neighborhood classification sebagai nilai prediksi dari nilai instance yang baru berdasarkan atribut yang sudah dikehendaki terhadap masing-masing penelitian. Atribut yang sudah dipilih nantinya akan sebagai parameter untuk menentukan kelas. (Rahmadianto et al., 2019)

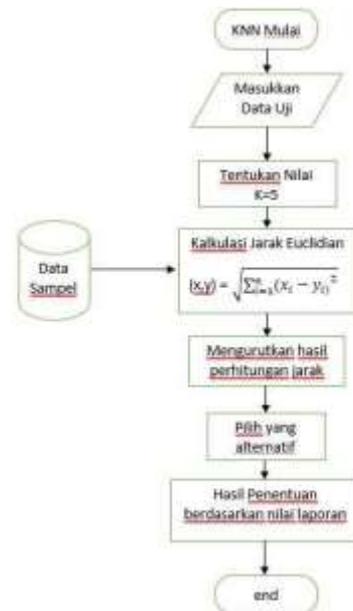
Cara menghitung jarak tersebut menggunakan persamaan euclidian distance pada rumus 2.2

$$d(x,y) = \sqrt{\sum (x - y)}$$

dimana d = jarak data baru (data uji) ke data latih x = fitur data uji

y = fitur data latih

k = jumlah tetangga terdekat yang akan di pilih



Gambar 2.1 Diagram Alir KNN

METODE PENELITIAN

Dalam penelitian klasifikasi bunga mawar menggunakan metode KNN berdasarkan warna, tekstur dan bentuk, penulis melakukan beberapa tahapan penelitian yaitu tahap studi literatur, tahap perancangan sistem, tahap pengujian sistem, pengambilan data, analisis, kesimpulan dan

4.1.

Tabel 4.1 Nilai RGB citra uji01.jpg

Red	Green	Blue	Kelas
137.0	16.9	30.5	???

Sedangkan Nilai RGB yang diperoleh dari citra yang digunakan sebagai dataset dapat dilihat pada Tabel 4.2

Tabel 4.2 Citra Dataset Warna

Citra ke-	Red	Green	Blue	Kelas
1	179.5	176.0	169.8	Putih
2	181.0	178.5	175.2	Putih
3	97.1	73.9	58.2	Maroon
4	181.0	181.3	174.6	Putih
5	216.3	211.1	206.4	Merah
6	238.3	229.3	225.3	Putih
7	189.9	183.4	178.1	Putih
8	213.4	84.7	115.5	Orange
9	240.1	134.7	165.7	Putih
10	219.4	215.4	210.5	Putih

Nilai Red, Green, dan Blue yang diperoleh pada citra uji akan dikalkulasi dengan seluruh dataset menggunakan persamaan 2.2 euclidian distance. Hasil perhitungan euclidian distance dapat dilihat

pada tabel 4.3.

Tabel 4.3 Euclidian distance berdasarkan warna pada Uji 01.jpg

Citra ke- n	Red	Green	Blue	Kelas	Hasil Euclidian distance
1	179.5	176.0	169.8	Putih	215.7
2	181.0	178.5	175.2	Putih	221.4
3	97.1	73.9	58.2	Maroon	74.9
4	181.0	181.3	174.6	Putih	223.0
5	216.3	211.1	206.4	Merah	273.7
6	238.3	229.3	225.3	Putih	305.7
7	189.9	183.4	178.1	Putih	228.8
8	213.4	84.7	115.5	Orange	133.0
9	240.1	134.7	165.7	Putih	206.9
10	219.4	215.4	210.5	Putih	280.4

Hasil Euclidian distance akan diklasifikasi menggunakan metode KNearest Neighbour (K-NN) dengan nilai k=3. Hasil mengurutkan Euclidian distance dapat

dilihat pada Tabel 4.4

Tabel 4.4 Mengurutkan Jarak

Citra ke-n	Kelas	Euclidian Distance
39	Merah	2,8
36	Merah	6,4
32	Merah	7,2
16	Putih	7,7
15	Putih	8,0
18	Putih	9,0
17	Putih	9,3
19	Putih	9,9
34	Merah	10,0
20	Merah	2,8

Karena nilai k = 3, maka dipilih 3 tertangga terdekat yaitu citra ke-33, ke-36, ke-32 dan semuanya berada pada kelas merah. Sehingga citra uji01.jpg masuk pada kelas merah. B. Ekstraksi Bentuk

Citra asli yang telah diekstraksi selanjutnya akan diubah menjadi citra grayscale. Grayscale merupakan proses untuk merubah citra berwarna menjadi citra yang keabuan. Citra Grayscale ditunjukkan pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 Citra Grayscale

Citra hasil grayscale selanjutnya akan diubah menjadi citra biner menggunakan proses binerisasi. Binerisasi merupakan proses mengkonversi citra gray level menjadi citra hitam putih atau citra biner. Citra biner ditunjukkan pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Citra Biner

Ekstraksi ciri bentuk akan dilakukan pada citra biner. Nilai-nilai yang diekstraksi berupa eccentricity dan metric. Nilai fitur bentuk data uji dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Nilai fitur citra uji01.jpg

Metric	Eccentricity	Kelas
0.4075	0.6609	???

Dataset bentuk dapat dilihat pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Dataset Bentuk

Citra ke-n	Metric	Eccentricity	Kelas
1	0.2917	0.5641	Mekar
2	0.3777	0.6467	Mekar
3	0.2629	0.8744	Mekar
4	0.2526	0.5362	Mekar
5	0.3266	0.5323	Mekar
6	0.4786	0.5451	Mekar
7	0.3192	0.4826	Mekar
8	0.6640	0.4762	Kuncup
9	0.1244	0.9450	Kuncup
10	0.3111	0.6868	Kuncup

Nilai metric dan eccentricity yang diperoleh pada citra uji akan dikalkulasi dengan seluruh dataset menggunakan persamaan 2.2 euclidian distance. Hasil perhitungan euclidian distance dapat dilihat pada tabel 4.7

Tabel 4.1 Euclidian distance berdasarkan bentuk pada citra uji01.jpg

Citra ke-n	Metric	Eccentricity	Kelas	Euclidian Distance
1	0.2917	0.5641	Mekar	0.1599
2	0.3777	0.6467	Mekar	0.0350
3	0.2629	0.8744	Mekar	0.2378
4	0.2526	0.5362	Mekar	0.1889
5	0.3266	0.5323	Mekar	0.1519
6	0.4786	0.5451	Mekar	0.1359
7	0.3192	0.4826	Mekar	0.1990
8	0.6640	0.4762	Kuncup	0.3160
9	0.1244	0.9450	Kuncup	0.4010
10	0.3111	0.6868	Kuncup	0.6988

Hasil Euclidian distance akan diklasifikasi menggunakan metode KNearest Neighbour (K-NN) dengan nilai k=3. Hasil mengurutkan Euclidian distance dapat dilihat pada Tabel 4.8

Tabel 4.8 Mengurutkan Jarak

Citra ke-n	Kelas	Euclidian Distance
59	Mekar	0.0234
39	Mekar	0.0249
2	Mekar	0.0330
44	Mekar	0.0630
42	Mekar	0.0660
74	Kuncup	0.0671
67	Kuncup	0.0729
65	Kuncup	0.0778
31	Kuncup	0.0866
27	Kuncup	0.0891

Karena nilai k = 3, maka dipilih 3 tertangga terdekat yaitu citra ke-59, ke-39, ke-2 dan semuanya berada pada kelas Mekar. Sehingga citra uji01.jpg masuk pada kelas Mekar.

C. Ekstraksi Tekstur

Dalam ekstraksi tekstur yang digunakan adalah citra kelopak mawar dengan nama file

kelopak01.jpg. citra kelopak dapat dilihat pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4 Citra kelopak01.jpg

Citra kelopak01.jpg merupakan citra berwarna yang selanjutnya akan dikonversi menjadi citra grayscale. Citra grayscale kelopak01.jpg dapat dilihat pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Citra grayscale kelopak01.jpg

Citra grayscale atau citra keabuan akan diekstraksi fitur teksturnya. Nilai yang diekstraksi berupa nilai Contrast, Correlation, Energy, dan Homogeneity. Ekstraksi pada data uji dapat dilihat pada tabel 4.9.

Tabel 4.9 Ekstraksi bentuk citra uji01.jpg

Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity	Kelas
0.0513	0.9900	0.7822	0.9842	Mekar

Dataset tekstur dapat dilihat pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10 Dataset Tekstur

Citra ke-n	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity	Kelas
1	0.0268	0.9931	0.1570	0.9918	Peta
2	0.0123	0.9883	0.9277	0.9968	Peta
3	0.2894	0.9381	0.3144	0.8784	Peta
4	0.2023	0.9668	0.3191	0.9136	Coak
5	0.2843	0.9438	0.2282	0.8952	Peta
6	0.1886	0.9743	0.3451	0.9285	Coak
7	0.0440	0.9942	0.6849	0.9853	Peta
8	0.1465	0.9783	0.3081	0.9748	Coak
9	0.1894	0.9727	0.3101	0.9172	Coak
10	0.1987	0.9732	0.3275	0.9174	Coak

Nilai yang diperoleh pada citra uji akan dikalkulasi dengan seluruh dataset menggunakan persamaan 2.2 euclidian distance. Hasil perhitungan euclidian distance dapat dilihat pada tabel 4.11

Tabel 4.2 Euclidian distance berdasarkan tekstur pada citra uji01.jpg

Citra ke-n	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity	Kelas	Euclidian Distance
1	0.8288	0.9917	0.8178	0.9910	Polos	0.0977
2	0.9125	0.9895	0.9217	0.9966	Polos	0.1795
3	0.2894	0.9367	0.3144	0.8784	Polos	0.5208
4	0.2025	0.9856	0.3185	0.9130	Corak	0.4740
5	0.2843	0.9436	0.2282	0.8852	Polos	0.5835
6	0.1686	0.9741	0.5655	0.9285	Corak	0.4185
7	0.8440	0.9942	0.6848	0.9825	Polos	0.0778
8	0.1465	0.9782	0.3085	0.9548	Corak	0.4887
9	0.1894	0.9727	0.3101	0.9172	Corak	0.4777
10	0.1987	0.9711	0.3273	0.9174	Corak	0.4844

Ciri data uji yang diperoleh akan dilakukan dikalkulasi terhadap dataset untuk menentukan euclidian distance. Hasil Euclidian distance akan diklasifikasi menggunakan metode K-Nearest Neighbour (K-NN). Nilai k yang digunakan pada penelitian ini adalah k= 3. Jarak yang telah diurutkan dapat dilihat pada Tabel 4.12

Tabel 4.3 Mengurutkan Jarak

Citra ke-n	Kelas	Euclidian Distance
16	Polos	0,0128
12	Polos	0,0330
7	Polos	0,0778
19	Polos	0,0793
1	Polos	0,0977
17	Polos	0,1002
14	Polos	0,1083
20	Polos	0,1189
18	Polos	0,1272
15	Polos	0,1532

Karena nilai k = 3, maka dipilih 3 tertangga terdekat yaitu citra ke-16, ke-12, ke-7 dan semuanya berada pada kelas Polos. Sehingga citra uji01.jpg masuk pada kelas Polos.

D. Klasifikasi

Keluaran dari klasifikasi ini memiliki 20 kemungkinan karena memiliki 5 masukan fitur warna, 2 masukan tekstur, dan 2 masukan bentuk. Kemungkinan keluaran klasifikasi dapat dilihat pada Tabel 4.13 .

Nomor	Warna	Bentuk	Tekstur	Nama Mawar
1	Merah	Mekar	Polos	Rosemary Rose
2	Merah	Mekar	Corak	Rosemary Rose
3	Merah	Kuncup	Polos	Rosemary Rose
4	Merah	Kuncup	Corak	Rosemary Rose
5	Putih	Mekar	Polos	New Dawn
6	Putih	Mekar	Corak	New Dawn
7	Putih	Kuncup	Polos	New Dawn
8	Putih	Kuncup	Corak	New Dawn
9	Orange	Mekar	Polos	Fortune's Double Yellow
10	Orange	Mekar	Corak	Fortune's Double Yellow
11	Orange	Kuncup	Polos	Fortune's Double Yellow
12	Orange	Kuncup	Corak	Fortune's Double Yellow
13	Pink	Mekar	Polos	Pink Peace
14	Pink	Mekar	Corak	Pink Peace
15	Pink	Kuncup	Polos	Pink Peace
16	Pink	Kuncup	Corak	Pink Peace
17	Maroon	Mekar	Polos	Loving Memory
18	Maroon	Mekar	Corak	Loving Memory
19	Maroon	Kuncup	Polos	Loving Memory
20	Maroon	Kuncup	Corak	Loving Memory

Keluaran dari .berbagai fitur ekstraksi pada data uji ke-1 akan dijadikan masukan untuk menentukan jenis mawar pada citra uji01. Ekstraksi fitur warna menghasilkan warna merah, ekstraksi fitur bentuk menghasilkan keluaran mekar, dan ekstraksi tekstur menghasilkan keluaran polos maka jenis mawar tersebut adalah Rosemary Rose. E. Akurasi

Akurasi diperoleh dari hasil klasifikasi menggunakan algoritma K-NN dibagi oleh target keluaran dikalikan 100% tinjukkan pada persamaan 4.1. Target keluaran berupa kelas klasifikasi yang kita tetapkan.

Citra Uji ke-n	Hasil Klasifikasi	Keluaran	Kesah
1	Rosemary Rose	Rosemary Rose	Benar
2	New Dawn	New Dawn	Benar
3	New Dawn	Rosemary Rose	Salah
4	Pink Peace	Pink Peace	Benar
5	Loving Memory	Loving Memory	Benar
6	Fortune's Double Yellow	Fortune's Double Yellow	Benar
7	Rosemary Rose	Rosemary Rose	Benar
8	New Dawn	New Dawn	Benar
9	Pink Peace	Pink Peace	Benar
10	Loving Memory	Loving Memory	Benar
11	Fortune's Double Yellow	Fortune's Double Yellow	Benar
12	Rosemary Rose	New Dawn	Salah
13	New Dawn	Rosemary Rose	Salah
14	Pink Peace	Pink Peace	Benar
15	Loving Memory	Loving Memory	Benar
16	Fortune's Double Yellow	Fortune's Double Yellow	Benar
17	New Dawn	New Dawn	Benar
18	Pink Peace	Pink Peace	Benar
19	Loving Memory	Loving Memory	Benar
20	Fortune's Double Yellow	Fortune's Double Yellow	Benar

Hasil penelitian ini diperoleh dari 20 data uji menghasilkan 17 data uji yang bernilai

benar. Sehingga akurasi yang diperoleh sebesar 85%.

F. Sistem Klasifikasi dengan GUI Matlab

Sistem dimulai dengan memasukkan citra uji bunga mawar yaitu citra uji01.jpg dan kelopak01.jpg. Kemudian sistem akan memproses mengubah citra warna menjadi biner pada citra bunga mawar dan mengekstraksi fitur warna dan fitur bentuk. Citra kelopak akan dikonversi menjadi citra grayscale kemudian di ekstraksi fitur teksturnya. Tampilan GUI dapat dilihat pada gambar 4.6

Gambar 4.6 Klasifikasi pada GUI Matlab



Hasil klasifikasi yang diperoleh akan ditampilkan pada kolom Hasil Klasifikasi dengan keluaran yaitu Rosemary Rose.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil perancangan, pembuatan, dan pengujian terhadap sistem klasifikasi bunga mawar berdasarkan warna, bentuk, dan tekstur bahwa sistem dapat mengenali jenis mawar dengan memiliki akurasi 85% dari 20 data uji yang dicobakan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Siregar, Faisal Ridwan. 2021. Metode Hybrid untuk Klasifikasi Bunga dalam Variansi Intra-Kelas Tinggi. Bandung: Universitas Telkom
- [2] Iqbal, Muhammad. 2019. Klasifikasi Jenis Bunga Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN) Berdasarkan Fitur Hue Saturation Value (HSV) Dan Histogram Of Oriented Gradient (HOG). Palembang: STMIK Global Informatika MDP
- [3] Sari, Nofita. Resty Wulaningrum. 2021. Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Identifikasi Citra Bunga

Anggrek. Kediri: Universitas Nusantara PGRI Kediri

- [4] Abbas, Touqeer. Rozzaq, Abdul. Akhtar, Gulzar. 2021. Deep Neural Networks for Automatic Flower Species Localization and Recognition. 1-9.
<https://doi.org/10.1155/2022/9359353>
- [5] Septiarli, Ela Difa. 2017. Analisis Minyak Atsiri Hasil Ekstraksi Dengan Metode Enfleurasi Dan Maserasi Dari Bunga Mawar (Rosa Santana) Menggunakan GC-MS. Padang: Universitas Andalas
- [6] Moody, Marry. (1997). The Illustrated Encyclopedia of Roses. Lansdowne: Australia