

IMPLEMENTASI METODE GLCM DAN KNN UNTUK MENDENTIFIKASI JENIS BUNGA ANGGREK (*ORCHIDACEAE*)

Rezeki Nurkhalizah, Didi Febrian, Sudianto Manullang, Said Iskandar Al Idrus, Debi Yandra Niska

Ilmu Komputer, Universitas Negeri Medan

Jalan Willem Iskandar, Pasar V Medan Estate, Percut Sei Tuan, Deli Serdang, Sumatera Utara, Indonesia

rezekinurkhalizah280802@gmail.com

ABSTRAK

Identifikasi jenis bunga anggrek (*Orchidaceae*) merupakan salah satu tantangan dalam bidang pengolahan citra digital, mengingat keberagaman bentuk dan warna pada setiap spesies. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode *Grey Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) dalam mengidentifikasi jenis bunga anggrek. GLCM digunakan untuk mengekstraksi fitur tekstur pada gambar bunga anggrek, seperti kontras, korelasi, energi, dan homogenitas, yang dapat menggambarkan pola tekstur spesifik pada setiap jenis bunga. Fitur-fitur yang diperoleh kemudian digunakan sebagai input dalam metode klasifikasi KNN untuk mengklasifikasikan gambar bunga anggrek ke dalam kategori spesies yang sesuai. Dataset yang digunakan terdiri dari citra berbagai jenis bunga anggrek, yang telah melalui proses pra-pemrosesan seperti konversi ke grayscale, normalisasi ukuran, dan segmentasi objek bunga dari latar belakang. Proses pelatihan dilakukan dengan membagi dataset menjadi 80% data training dan 20% data testing. Evaluasi performa dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi metode GLCM dan KNN dapat memberikan akurasi identifikasi yang tinggi, membuktikan efektivitasnya dalam mengenali variasi jenis bunga anggrek berdasarkan karakteristik tekstur citra. Dari hasil pengujian, sistem yang dikembangkan mencapai akurasi sebesar 78,95%, yang menunjukkan kinerja yang cukup baik untuk klasifikasi awal. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi kontribusi dalam pengembangan sistem identifikasi otomatis untuk tanaman anggrek, yang berguna bagi bidang botani, konservasi, serta mendukung digitalisasi data flora. Pengembangan lebih lanjut dapat dilakukan dengan memperluas jumlah data, menggabungkan fitur warna atau bentuk, serta menguji algoritma klasifikasi lain untuk meningkatkan akurasi dan keandalan sistem.

Kata kunci : GLCM, KNN, Identifikasi Bunga Anggrek, Tekstur Citra, Klasifikasi

1. PENDAHULUAN

Keanekaragaman jenis tumbuhan di Indonesia sangat melimpah. Tumbuh-tumbuhan tersebut tidak hanya dimanfaatkan dalam industri, tetapi juga sebagai tanaman hias untuk mempercantik lingkungan. Salah satu tanaman hias yang memiliki beragam jenis dan tersebar luas di seluruh dunia, termasuk di Indonesia adalah anggrek [1].

Anggrek adalah tanaman yang berasal dari keluarga *Orchidaceae* dan terkenal karena keindahan serta pesona bunganya [2]. Namun seringkali jenis-jenis bunga anggrek memiliki kesamaan dalam tekstur, warna, dan kelopaknya, sehingga mengenali jenisnya dapat menjadi sulit, terutama bagi mereka yang awam dalam mengidentifikasi ciri-ciri berbagai jenis anggrek.

Oleh karena itu, diperlukan proses identifikasi bunga anggrek secara otomatis dengan bantuan sistem komputer untuk mempermudah identifikasi jenis-jenis anggrek. Proses ini dapat menggunakan teknologi pengolahan citra digital sehingga diharapkan dapat memudahkan setiap orang dalam mengidentifikasi berbagai jenis anggrek.

Berdasarkan penelitian sebelumnya *Metode K-Nearest Neighbor dan Ekstraksi Fitur GLCM untuk Mengklasifikasikan Biji Kopi Robusta dan Arabika Lokal*, metode GLCM dan KNN telah terbukti memiliki tingkat keberhasilan sebesar 95% [3]. Oleh karena itu dalam penelitian ini, metode GLCM digunakan untuk ekstraksi fitur, sementara metode

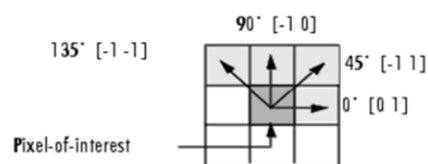
KNN digunakan untuk mengidentifikasi bunga anggrek.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Ekstraksi Ciri dengan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM)

Langkah awal dalam menghitung fitur-fitur GLCM adalah dengan membentuk matriks *Co-Occurrence*. Setelah itu, ditentukan hubungan spasial antara piksel tetangga dengan piksel frekuensi berdasarkan arah atau sudut 0° . GLCM dihitung berdasarkan frekuensi kemunculan piksel dengan tingkat keabuan (*Gray Level*) i yang berpasangan secara horizontal, vertikal, atau diagonal dengan piksel lain yang memiliki tingkat keabuan j [4].

Beberapa fitur yang bisa diperoleh dari GLCM antara lain energi, kontras, homogenitas, dan korelasi. Masing-masing fitur ini dihitung dengan jarak satu piksel dari lima arah sudut, yaitu 0° , 45° , 90° , 135° , dan 180° [5].



Gambar 1. Pixel dengan berbagai sudut

2.2. *K-Nearest Neighbor* (KNN)

K-Nearest Neighbor (KNN) merupakan metode yang menggunakan algoritma *supervised*, di mana data

uji yang baru akan diklasifikasikan berdasarkan mayoritas kategori dari tetangga terdekatnya dalam KNN [6]. *K-Nearest Neighbor* digunakan untuk mengklasifikasikan suatu data berdasarkan data pelatihan, dengan mengacu pada k data terdekatnya [7].

Metode penghitungan jarak yang digunakan adalah Euclidean Distance, di mana d mewakili jarak Euclidean, x merupakan nilai citra dari data pelatihan, y adalah nilai citra dari data pengujian, i menunjukkan jumlah tetangga, dan n merupakan total jumlah citra yang digunakan.

$$d(x, y) = \sqrt{\sum n(x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

2.3. Pengolahan Citra Digital

Pengolahan Citra Digital (*Digital Image Processing*) adalah cabang ilmu yang mempelajari berbagai teknik untuk memproses citra, baik berupa gambar statis (seperti foto) maupun gambar bergerak (seperti rekaman video). Sementara itu, istilah digital merujuk pada proses pengolahan citra atau gambar yang dilakukan secara digital menggunakan bantuan komputer [8].

Salah satu teknologi dalam pengolahan citra adalah *computer vision* atau *machine vision*. Secara prinsip, *computer vision* berusaha meniru cara kerja sistem penglihatan manusia (*human vision*). Tujuan utamanya adalah mengubah proses visual manusia ke dalam bentuk digital, atau dengan kata lain, merepresentasikan citra nyata ke dalam citra digital sebagaimana yang dilihat oleh mata manusia [9].

2.4. Anggrek (*Orchidaceae*)

Anggrek adalah salah satu tanaman yang memiliki keunikan tersendiri, karena bunganya hadir dalam berbagai bentuk dan warna yang beragam, sehingga mampu menarik perhatian banyak orang. Dibandingkan dengan tanaman berbunga lainnya, anggrek memiliki jumlah spesies terbanyak di alam. Habitat anggrek dapat ditemukan mulai dari dataran rendah hingga dataran tinggi. Secara global, diperkirakan terdapat sekitar 20.000 hingga 30.000 spesies anggrek yang berasal dari kurang lebih 700 genus [10].

2.5. Penelitian Terdahulu

Berdasarkan penelitian sebelumnya teknik pengolahan citra digital dengan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) dengan ekstraksi fitur warna juga mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan buah jeruk nipis dengan euclidean distance menghasilkan akurasi sebesar 92% disbanding dengan menggunakan cityblock distance yang hanya menghasilkan akurasi sebesar 88% [11]. Penelitian Dedy Ikhsan dkk, menggunakan algoritma KNN untuk mengklasifikasikan mutu Greenbean Kopi Arabika Lanang ke dalam empat kelas berdasarkan bentuk. Dari 120 citra, diperoleh akurasi keseluruhan 63,5%, dengan akurasi tertinggi pada kelas Lanang Arabika utuh (97%) dan Arabika utuh (93%)[12]. Oleh karena itu dalam penelitian ini, metode GLCM

digunakan untuk ekstraksi fitur, sementara metode KNN digunakan untuk mengidentifikasi bunga anggrek.

3. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini, langkah pertama yang diperlukan adalah pengumpulan data, setelah itu dilakukan preprocessing data untuk mempersiapkan citra sebelum diimplementasikan menggunakan metode GLCM dan KNN. Selanjutnya merancang sistem, merancang input, dan merancang output.



Gambar 2. Alur penelitian

3.1. Pengumpulan Data

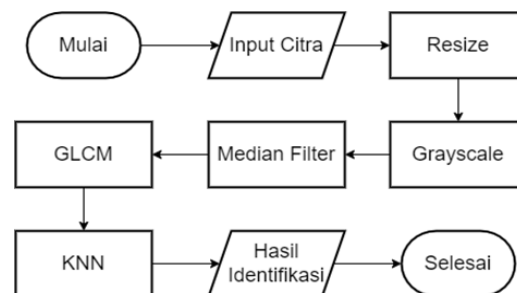
Pengumpulan data merupakan metode yang digunakan untuk mengumpulkan informasi yang diperlukan untuk mencapai tujuan penelitian. Hal ini membantu peneliti dalam memperoleh data yang sesuai dengan kebutuhan penelitian.

Dalam penelitian ini, metode yang digunakan pada pengumpulan data adalah metode observasi dengan mengumpulkan foto-foto jenis bunga anggrek dan studi literatur. Observasi dilakukan dengan mengambil foto berbagai jenis bunga anggrek yang didapat dari Rumah Bunga Tamora.

3.2. Preprocessing Data

Preprocessing data meliputi langkah-langkah seperti melakukan *resize*, *grayscale* dan ekstraksi fitur. Ini bertujuan untuk mempersiapkan citra sebelum digunakan untuk pengambilan keputusan menggunakan KNN.

3.3. Proses Identifikasi



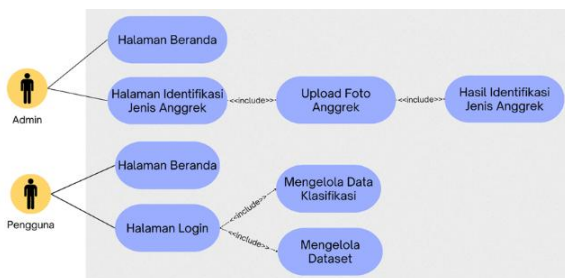
Gambar 3. Alur proses identifikasi

Langkah pertama yang diperlukan adalah menginput citra, setelah itu melakukan *resize* dan *grayscale*, kemudian dilakukan median filter dengan

tujuan mengurangi noise. Setelah itu, dilakukan ekstraksi fitur GLCM untuk mengekstrak nilai-nilai seperti energi, kontras, entropi, dan homogenitas dari citra. Nilai-nilai ini kemudian digunakan sebagai basis untuk pengambilan keputusan dengan menggunakan metode KNN.

3.4. Perancangan Sistem

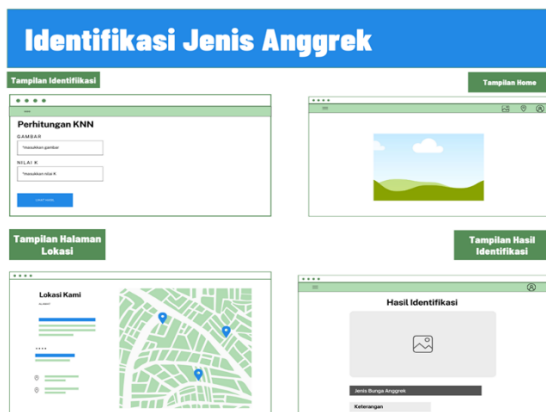
Pengguna yang dituju untuk perangkat lunak yang akan dikembangkan adalah seorang admin atau pecinta anggrek yang ingin mengenali anggrek secara otomatis. Oleh karena itu, fungsionalitas utama dari perangkat lunak yang akan dibangun terlihat dalam gambar 4.



Gambar 4. Aktor dan fungsionalitas sistem

3.5. Perancangan Tampilan Sistem

Desain tampilan sistem ini dirancang dengan tujuan untuk memberikan pemahaman yang lebih mendalam dan jelas mengenai struktur keseluruhan serta elemen-elemen utama dalam sistem yang akan dikembangkan, sehingga pengguna dapat dengan mudah memahami alur dan fungsionalitas sistem yang dimaksud.



Gambar 5. Desain tampilan sistem

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Data Penelitian

Data yang didapatkan dari Rumah Bunga Tanjung Morawa sebanyak 97 foto anggrek. Terdapat 3 jenis anggrek yang digunakan yaitu *Dendrobium*, *Cattleya*, dan *Vanda*. Data terbagi menjadi 56 foto anggrek jenis *Dendrobium*, 15 foto anggrek jenis *Cattleya*, dan 26 foto anggrek jenis *Vanda*. Berikut adalah Tabel 1. yang menunjukkan data pada setiap jenis nya.

Tabel 1. Data jenis anggrek

No	Foto Anggrek	Jenis
1		<i>Dendrobium</i>
2		<i>Cattleya</i>
3		<i>Vanda</i>

4.2. Preprocessing Data

Langkah pertama dalam *preprocessing* yaitu mengkonversi citra berwarna ke citra *grayscale*, karena GLCM hanya bekerja dengan intensitas piksel tunggal, bukan nilai RGB. Setelah itu, citra diubah ukurannya (*resizing*) untuk memastikan konsistensi ukuran input, terutama jika dataset citra memiliki dimensi yang bervariasi. Langkah ini membantu mengurangi beban komputasi dan menjaga efisiensi proses. Normalisasi intensitas piksel juga dilakukan untuk memastikan nilai-nilai piksel berada dalam rentang tertentu, seperti 0 hingga 255. Jika citra memiliki resolusi tingkat keabuan yang terlalu tinggi, dilakukan pengurangan tingkat keabuan (*gray level reduction*) untuk menyederhanakan perhitungan GLCM. Langkah ini bertujuan untuk memastikan bahwa data citra siap untuk analisis lebih lanjut dan mendukung perhitungan GLCM secara akurat.

4.3. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur menggunakan GLCM pada gambar dilakukan setelah melakukan *preprocessing* data. Kode program untuk ekstraksi fitur menggunakan metode GLCM dapat dilihat pada gambar 6.

```

function updateGlc(row)
{
    global $db;
    $gambar = getImage($row->gambar, 'dataset/');
    $glcm = new GLCM($gambar);
    $features = $glcm->getGLFeatures();
    $glcm_result = json_encode($features);
    $db->query("UPDATE tb_dataset SET glcm='$glcm_result', updated_at=NOW() WHERE id_dataset='".$row->id_dataset'");
    return $glcm->getGLFeatures();
}
  
```

Gambar 6. Kode ekstraksi fitur GLCM

Berikut adalah hasil nilai dari proses ekstraksi fitur menggunakan metode GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) untuk semua data gambar.

ID	Contrast	Dissimilarity	Homogeneity	ASM	Energy	Correlation	Hasil
0	0,4328	0,3388	0,8399	0,0953	0,3087	0,9059	Cattleya
1	0,4551	0,3398	0,8413	0,0838	0,2894	0,9269	Cattleya
2	0,4256	0,3218	0,8493	0,1031	0,3212	0,9323	Cattleya
3	0,6863	0,441	0,8033	0,0772	0,2779	0,8747	Cattleya
4	0,7116	0,4704	0,7884	0,0746	0,2731	0,8781	Cattleya
...	...	...	...	...	...	...	...
92	0,6446	0,4471	0,796	0,1173	0,3424	0,843	Vanda
93	0,514	0,3289	0,8535	0,1224	0,3499	0,937	Vanda
94	0,4648	0,3153	0,8569	0,1407	0,3751	0,9339	Vanda
95	0,7615	0,4747	0,7906	0,1036	0,3219	0,863	Vanda
96	0,5354	0,3762	0,8277	0,1466	0,3829	0,8683	Vanda

Gambar 7. Hasil ekstraksi fitur GLCM

4.4. Klasifikasi KNN

Dari hasil ekstraksi fitur GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) pada data sebelumnya dilakukan klasifikasi KNN dengan langkah sebagai berikut:

a. Menghitung Normalisasi

Untuk memastikan semua fitur memiliki skala yang sama, data dinormalisasi dengan rumus:

$$X_{normalisasi} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (2)$$

Dimana:

X = nilai fitur

X_{min} = nilai minimum fitur pada dataset

X_{max} = nilai maximum fitur pada dataset

Normalisasi dilakukan untuk setiap fitur sehingga hasil berada dalam rentang [0,1]. Hasil dari perhitungan normalisasi pada setiap fitur adalah sebagai berikut.

ID	Contrast	Dissimilarity	Homogeneity	ASM	Energy	Correlation	Hasil
0	0,2459	0,2551	0,7009	0,1964	0,2401	0,6702	Cattleya
1	0,2963	0,2589	0,7122	0,0986	0,1246	0,8185	Cattleya
2	0,2297	0,1917	0,7769	0,2628	0,3150	0,8566	Cattleya
3	0,8184	0,6363	0,4050	0,0425	0,0557	0,4499	Cattleya
4	0,8756	0,7460	0,2846	0,0204	0,0269	0,4739	Cattleya
...	...	...	...	...	...	...	...
92	0,7243	0,6591	0,3450	0,3035	0,4419	0,2260	Vanda
93	0,4293	0,2182	0,8198	0,4269	0,4868	0,8898	Vanda
94	0,3182	0,1675	0,8383	0,5825	0,6377	0,8679	Vanda
95	0,9883	0,7620	0,3023	0,2670	0,3192	0,3672	Vanda
96	0,4776	0,3946	0,6023	0,6327	0,6844	0,4847	Vanda

Gambar 8. Hasil perhitungan normalisasi

b. Menghitung Jarak Euclidean

Setelah data di normalisasikan, langkah berikutnya adalah menghitung jarak antara data uji dan setiap data pada dataset. Jarak ini dihitung menggunakan rumus jarak *Euclidean*. Jarak *Euclidean* adalah salah satu metode yang digunakan untuk mengukur kedekatan antara dua titik dalam ruang multidimensi. Rumus matematisnya adalah sebagai berikut:

$$Jarak = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (3)$$

Dimana:

x_i = nilai fitur i dari data uji

y_i = nilai fitur i dari data pada dataset

n = jumlah fitur dalam dataset

Perhitungan ini dilakukan untuk setiap pasangan fitur antara data uji dan data pada dataset. Setiap perbedaan nilai $(x_i - y_i)$ dikuadratkan agar hasilnya selalu bernilai positif. Kemudian, hasil-hasil kuadrat dari semua fitur dijumlahkan, dan akar kuadrat dari total jumlah tersebut diambil untuk mendapatkan jarak Euclidean antara dua titik data. Hasil dari perhitungan jarak pada setiap fitur adalah sebagai berikut.

ID	Contrast	Dissimilarity	Homogeneity	ASM	Energy	Correlation	Jarak
0	0,0017	0,0001	0,0000	0,0074	0,0102	0,0231	0,2062
1	0,0005	0,0002	0,0001	0,0002	0,0002	0,0000	0,0060
2	0,0007	0,0030	0,0063	0,0232	0,0310	0,0012	0,2554
3	0,3773	0,1522	0,0856	0,0046	0,0069	0,1385	0,8748
4	0,4508	0,2498	0,1706	0,0081	0,0125	0,1212	1,0065
...	...	...	...	...	...	...	...
92	0,2705	0,1705	0,1237	0,0745	0,0918	0,3553	1,0422
93	0,0507	0,0008	0,0128	0,1001	0,1210	0,0046	0,5385
94	0,0130	0,0062	0,0198	0,2227	0,2488	0,0021	0,7160
95	0,6148	0,2661	0,1563	0,0245	0,0325	0,2068	1,1406
96	0,0748	0,0220	0,0091	0,2726	0,2976	0,1742	0,9221

Gambar 9. Hasil perhitungan jarak

c. Menentukan Nilai K

Nilai K adalah bilangan bulat positif yang biasanya lebih besar dari nol. Dalam konteks KNN, K merepresentasikan jumlah data terdekat (tetangga) yang dipertimbangkan untuk menentukan label kelas data uji. Proses ini melibatkan pengurutan jarak dari data uji ke data dalam dataset, di mana nilai K menentukan seberapa banyak data dengan jarak terkecil yang akan digunakan dalam pengambilan keputusan.

Dalam penelitian ini, peneliti memutuskan untuk menggunakan nilai parameter K sebesar 5, yang dipilih berdasarkan pertimbangan untuk mendukung analisis data secara optimal dan memastikan hasil penelitian yang lebih akurat serta relevan dengan tujuan yang ingin dicapai.

d. Menentukan Identifikasi Kelas

Setelah nilai K dipilih dan jarak antara data uji dengan semua data dalam dataset dihitung, langkah selanjutnya adalah menentukan kelas atau label yang akan diberikan kepada data uji tersebut. Proses ini disebut sebagai identifikasi kelas. Identifikasi kelas dilakukan dengan melihat K tetangga terdekat dari data uji berdasarkan nilai jarak yang telah dihitung. Kelas data uji ditentukan berdasarkan mayoritas kelas dari K tetangga tersebut.

Setelah kelas mayoritas diidentifikasi, kelas tersebut kemudian ditetapkan sebagai prediksi untuk data uji. Dengan kata lain, kelas mayoritas dari tetangga terdekat menjadi label yang diprediksi untuk data uji.

Tabel 2. Data Uji

ID	Contrast	Dissimilarity	Homogeneity	ASM	Energy	Correlation	Hasil
1	0,4143	0,3364	0,8395	0,0852	0,2918	0,9274	?
Normal	0,3607	0,5033	0,4683	0,0622	0,0926	0,7419	

Tabel yang diberikan berisi data mengenai beberapa fitur tekstur objek yang akan digunakan untuk klasifikasi, seperti Contrast, Dissimilarity, Homogeneity, ASM, Energy, dan Correlation. Fitur-

fitur ini diukur untuk berbagai objek yang termasuk dalam kategori Cattleya, Dendrobium, dan Vanda. Di dalam tabel, terdapat data untuk ID 1 yang belum terklasifikasi, serta data referensi untuk objek Normal.

Tabel 3. Hasil identifikasi

Jenis Klasifikasi	Total
Cattleya	4
Dendrobium	1
Vanda	0

Hasil identifikasi menunjukkan bahwa klasifikasi paling banyak ditemukan pada jenis Cattleya, dengan total 4 objek, diikuti oleh Dendrobium dengan 1 objek, sementara Vanda tidak memiliki objek yang terklasifikasi.

4.5. Pengujian Confusion Matrix

Dataset dibagi menjadi dua bagian yaitu data training dan data testing. Pembagian dataset dilakukan secara acak dengan persentase 80% untuk training dan 20% untuk testing. Dataset terdiri dari beberapa fitur (Contrast, Dissimilarity, Homogeneity, ASM, Energy, Correlation) dan label (Cattleya, Dendrobium, Vanda). Berikut hasil perbandingan data testing yang diprediksi dengan data sebenarnya.

Tabel 4. Hasil perbandingan data testing

	Actual	Predicted	True/False
0	Dendrobium	Dendrobium	TRUE
1	Dendrobium	Dendrobium	TRUE
2	Vanda	Vanda	TRUE
3	Dendrobium	Dendrobium	TRUE
4	Vanda	Dendrobium	FALSE
5	Dendrobium	Cattleya	FALSE
6	Dendrobium	Dendrobium	TRUE
7	Dendrobium	Dendrobium	TRUE
8	Dendrobium	Dendrobium	TRUE
9	Dendrobium	Cattleya	FALSE
10	Cattleya	Dendrobium	FALSE
11	Dendrobium	Dendrobium	TRUE
12	Cattleya	Cattleya	TRUE
13	Dendrobium	Dendrobium	TRUE
14	Dendrobium	Dendrobium	TRUE
15	Dendrobium	Dendrobium	TRUE
16	Dendrobium	Dendrobium	TRUE
17	Dendrobium	Dendrobium	TRUE
18	Dendrobium	Dendrobium	TRUE

Akurasi dihitung sebagai persentase dari jumlah prediksi yang benar dibandingkan dengan total jumlah prediksi.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah prediksi benar}}{\text{Total prediksi}} \times 100\% \quad (4)$$

$$\text{Akurasi} = \frac{15}{19} \times 100\%$$

$$\text{Akurasi} = 78,95\%$$

Untuk menunjukkan perbandingan antara prediksi model dan lebel yang sebenarnya dalam bentuk tabel per klasifikasi menggunakan tabel *Confusion Matrix*. Setiap baris dalam matriks ini mewakili kelas actual, sementara setiap kolom mewakili kelas prediksi.

Tabel 5. Confusion matrix

	Cattleya	Dendrobium	Vanda
Cattleya	1	2	0
Dendrobium	1	13	1
Vanda	0	0	1

Hasil dari menghitung *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1 Score* dapat dilihat pada Tabel 6.

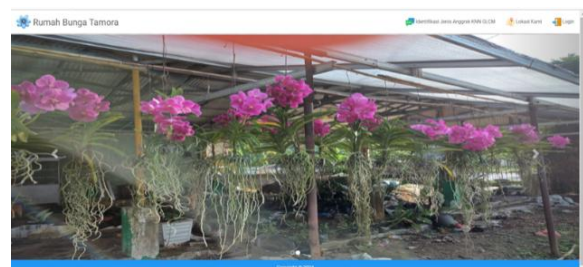
Tabel 6. Classification report

	T P	F P	T N	Accur acy	Preci sion	Re call	F1 Score
Dendr obium	13	2	2	0,7894 73684	0,86 667	0,8 67	0,8666 66667
Vanda	1	0	17	0,9473 68421	1	0,5	0,6666 66667
Cattle ya	1	2	15	0,8421 05263	0,33 333	0,5	0,4

Dari tabel *classification report*, dapat disimpulkan bahwa model memiliki performa terbaik pada kelas *Dendrobium* dengan keseimbangan *Precision* (86,67%) dan *Recall* (86,7%) yang tinggi, menghasilkan *F1 Score* sebesar 86,67%. Untuk kelas *Vanda*, *Precision* sempurna (100%) dicapai, namun *Recall* rendah (50%), menunjukkan bahwa model sering gagal mendeteksi semua kasus *Vanda* yang sebenarnya. Pada kelas *Cattleya*, performa model rendah dengan *Precision* hanya 33,33% dan *Recall* 50%, menghasilkan *F1 Score* sebesar 40%, yang menunjukkan banyak prediksi salah pada kelas ini. Secara keseluruhan, model masih memerlukan perbaikan terutama dalam meningkatkan *Recall* untuk kelas *Vanda* dan keseimbangan *Precision* serta *Recall* pada kelas *Cattleya*.

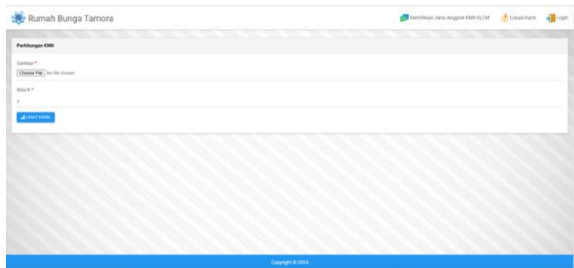
4.6. Tampilan Pengguna

Halaman beranda merupakan tampilan awal saat membuka website sistem Identifikasi Jenis Bunga Anggrek. Pengguna dapat mengakses menu Identifikasi Jenis Anggrek KNN GLCM untuk memulai identifikasi jenis anggrek. Halaman beranda dapat dilihat pada Gambar 12.



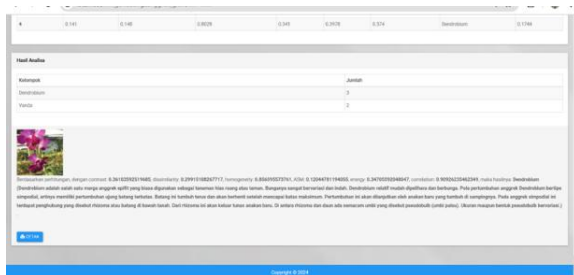
Gambar 12. Halaman beranda

Selanjutnya halaman upload foto bunga anggrek yang terdapat pada menu Identifikasi Jenis Anggrek KNN GLCM. Halaman upload foto wajah dapat dilihat pada Gambar 13.



Gambar 13. Halaman upload foto bunga anggrek

Setelah mengupload foto bunga anggrek, sistem akan memproses untuk menentukan jenis bunga anggrek dan deskripsi dari bunga anggrek tersebut. Hasil identifikasi jenis bunga anggrek dapat dilihat pada Gambar 14.



Gambar 14. Halaman hasil identifikasi jenis bunga anggrek

1. Tampilan Admin

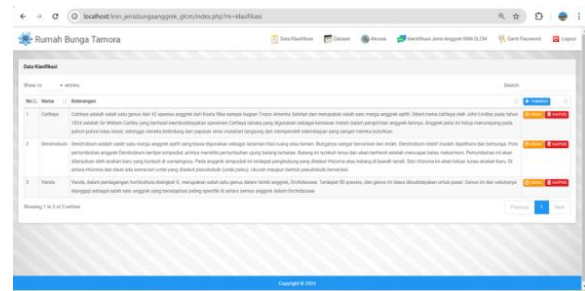
Gambar 15 menunjukkan halaman login untuk admin. Sebelum masuk ke sistem, admin harus terlebih dahulu memasukkan username dan password, lalu menekan tombol masuk.



Gambar 15. Halaman login untuk admin

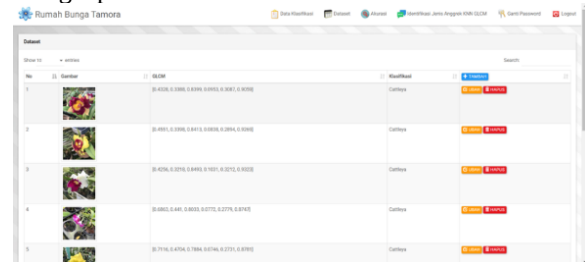
Selanjutnya terdapat menu Data Klasifikasi, Dataset, Akurasi, Ganti Password dan Logout Ketika admin berhasil melakukan login. Admin dapat menambah, menghapus dan mengubah data klasifikasi

pada menu Data Klasifikasi. Halaman menu Data Klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 16.



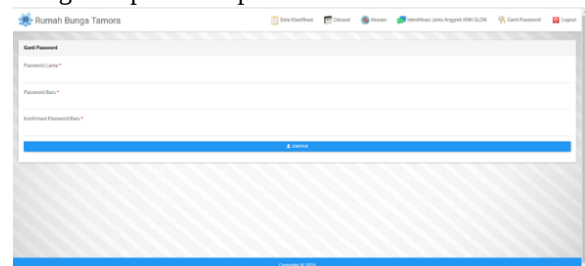
Gambar 16. Halaman data klasifikasi

Pada Gambar 17. merupakan halaman Dataset, dimana admin dapat menambah, mengubah dan menghapus data.



Gambar 17. Halaman dataset

Admin juga dapat menambah profil dan mengubah password pada halaman berikut.



Gambar 18. Halaman edit password

4.7. Pengujian Black Box Testing

Pengujian ini focus pada validasi keluaran fungsionalitas (*output*) pada sistem. Berikut hasil pengujian *black box testing* pada sistem dapat dilihat pada tabel 7.

Tabel 7. Pengujian Black Box Testing

No	Pengujian	Test Case	Hasil yang Diharapkan	Hasil Aktual	Status
1	Halaman Beranda (pengguna)	Memastikan halaman beranda pengguna dapat diakses.	Halaman beranda pengguna ditampilkan dengan elemen-elemen yang sesuai (navigasi, profil instansi, dll.)	Sesuai	Valid
2	Halaman Identifikasi Bunga Anggrek	Memastikan halaman identifikasi bunga anggrek dapat diakses dan digunakan	Pengguna dapat mengunggah foto, dan proses identifikasi bunga anggrek dimulai tanpa eror.	Sesuai	Valid

No	Pengujian	Test Case	Hasil yang Diharapkan	Hasil Aktual	Status
3	Upload Foto Bunga Anggrek	Memastikan proses <i>upload</i> foto bunga anggrek berhasil dan divalidasi format file dilakukan	Foto berhasil diunggah, dan format file yang tidak valid menghasilkan pesan kesalahan yang jelas.	Sesuai	Valid
4	Hasil Identifikasi Bunga Anggrek	Memastikan hasil identifikasi bunga anggrek ditampilkan dengan benar	Hasil identifikasi bunga anggrek ditampilkan sesuai data input dan tidak ada eror.	Sesuai	Valid
5	Halaman Beranda (Admin)	Memastikan halaman beranda admin dapat diakses	Halaman beranda admin ditampilkan dengan elemen-elemen yang sesuai (menu, edit dataset, dll).	Sesuai	Valid
6	Halaman Login	Memastikan halaman <i>login</i> dapat digunakan oleh admin	Admin berhasil <i>login</i> ke sistem, dan <i>password</i> yang salah akan menghasilkan pesan kesalahan.	Sesuai	Valid
7	Mengelola Dataset	Memastikan admin dapat mengelola dataset (menambah, menghapus, memperbarui data)	Dataset berhasil diperbaharui sesuai perubahan yang dilakukan admin, tanpa ada <i>bug</i> atau kesalahan.	Sesuai	Valid

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode GLCM efektif dalam mengekstraksi fitur tekstur citra bunga anggrek, sementara algoritma KNN mampu mengklasifikasikan jenis anggrek dengan baik berdasarkan fitur tersebut. Kombinasi keduanya menghasilkan sistem identifikasi yang cepat, sederhana, dan akurat. Sistem ini bermanfaat secara praktis dalam membantu identifikasi anggrek tanpa keahlian khusus dan mendukung pelestarian spesies. Saran untuk penelitian selanjutnya menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam, menggabungkan GLCM dengan metode ekstraksi fitur lain (seperti LBP atau HOG), serta mengoptimalkan parameter KNN termasuk eksplorasi metrik jarak lain.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Lalla and I. M. Sudiarta, "Pengembangan Tanaman Anggrek di Kawasan Wisata Hutan Pinus Motilango Kecamatan Tibawa Kabupaten Gorontalo," pp. 87–91, Aug. 2022.
- [2] S. F. Risdiana, S. A. Azharia, and A. Supriyatna, "Inventarisasi Dan Analisis Jenis Anggrek (Orchidaceae) Di Kampung Nambo, Desa Batukarut, Kecamatan Arjasari, Kabupaten Bandung," *Jurnal Ilmu Pertanian dan Perkebunan*, vol. 5, pp. 41–50, Jul. 2023.
- [3] C. Jatmoko and D. Sinaga, "Metode K-Nearest Neighbor dan Ekstraksi Fitur GLCM untuk Mengklasifikasikan Biji Kopi Robusta dan Arabika Lokal," 2022, [Online]. Available: https://prosiding.stekom.ac.id/index.php/semnas_tekmu
- [4] Z. Y. Lamasigi, "DCT Untuk Ekstraksi Fitur Berbasis GLCM Pada Identifikasi Batik Menggunakan K-NN," *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, vol. 3, 2021.
- [5] Z. Y. Lamasgi, Serwin, Y. Lasena, and Husdi, "Identifikasi Tingkat Kesegaran Ikan Tuna Menggunakan Metode GLCM dan KNN," *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, Jan. 2022.
- [6] F. M. Sarimole and R. R. Diadi, "Klasifikasi Jenis Jamur Menggunakan Ekstraksi Fitur Glcm Dan K-Nearest Neighbor (KNN)," *JINTEKS (Jurnal Informatika Teknologi dan Sains)*, vol. 4, Aug. 2022.
- [7] Z. Y. Lamasigi, M. Hasan, and Y. Lasena, "Local Binary Pattern untuk Pengenalan Jenis Daun Tanaman Obat menggunakan K-Nearest Neighbor," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 12, no. 3, pp. 208–218, Dec. 2020, doi: 10.33096/ilkom.v12i3.667.208-218.
- [8] S. Ratna, "Pengolahan Citra Digital Dan Histogram Dengan Phytion Dan Text Editor Phycharm," 2020.
- [9] M. Astiningrum, P. Prima Arhandi, N. Aqmarina Ariditya, J. Teknologi Informasi, and P. Negeri Malang, "Identifikasi Penyakit Pada Daun Tomat Berdasarkan Fitur Warna Dan Tekstur," *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, vol. 6, 2020.
- [10] B. Prapitasari, A. P. Kurniawan, and D. H. Muharam, "Keanekaragaman dan Kemelimpahan Jenis Anggrek (Orchidaceae) di Resort Selabintana Taman Nasional Gunung Gede Pangrango (TNGGP) Jawa Barat," *BIOSFER, J.Bio. & Pend.Bio.*, vol. 5, Jun. 2020.
- [11] D. Ikhsan, E. Utami, and F. W. Wibowo, "Metode Klasifikasi Mutu Greenbean Kopi Arabika Lanang Dan Biasa Menggunakan K-Nearest Neighbor Berdasarkan Bentuk," *J. Ilm. SINUS*, vol. 18, no.2,p.1,2020.
- [12] C. Paramita, E. Hari Rachmawanto, C. Atika Sari, and D. R. Ignatius Moses Setiadi, "Klasifikasi Jeruk Nipis Terhadap Tingkat Kematangan Buah Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan K-Nearest Neighbor," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 4, no. 1, pp. 1-6, 2019, doi:10.30591/jpit.v4i1.1267