The 6th Conference on Innovation and Application of Science and Technology (CIASTECH)

Website Ciastech 2023 : https://ciastech.net
Open Confrence Systems : https://ocs.ciastech.net
Proceeding homepage : https://publishing-widyagama.ac.id/ejournal-v2/index.php/ciastech/issue/view/236

P-ISSN : 2622-1276
E-ISSN: 2622-1284

IDENTIFIKASI PENYAKIT DAUN APEL MENGGUNAKAN GLCM DAN HSV DENGAN METODE KNN (*K-NEAREST NEIGHBORS*)

Fabian Safuddin Miqdad[1*], Istiadi[2], Aviv Yuniar Rahman[3]

[1,2,3] *Program Studi S1 Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Widyagama Malang*

INFORMASI ARTIKEL

Data Artikel :

Naskah masuk, 28 Oktober 2023
Direvisi, 18 Nnovember 2023
Diterima, 22 November 2023

Email Korespondensi :
fabiansm4@gmail.com

ABSTRAK

Peran teknologi informasi di segala bidang saat ini semakin meningkat, terutama dalam menunjang aktivitas inti pengguna. Sesuai dengan perkembangan teknologi, informasi seringkali menggunakan teknologi canggih, khususnya teknologi komputasi multimedia interaktif untuk mengolah data menjadi informasi yang lebih berguna dan efektif. Apel adalah sumber fitokimia yang banyak dikonsumsi dan kaya, dan studi epidemiologi telah menghubungkan konsumsi apel dengan penurunan risiko beberapa kanker, penyakit kardiovaskular, asma, dan diabetes. Penyakit tanaman merupakan ketidak normalan pada tanaman yang dapat mengganggu pertumbuhan tanaman Apel. Penyakit pada tanaman dapat mempengaruhi perekonomian dan mengurangi kuantitas serta kualitas produksi pada pertanian Apel. Identifikasi sering dilakukan secara manual yaitu melihat objek secara langsung. Untuk itu sering memakan waktu sangat lama kurang efektif ketika jumlah data cukup banyak dengan sumber daya tidak banyak. Namun diera sekarang ini perkembangan teknologi begitu cepat. Oleh karena itu akan melakukan penelitian dengan menggunakan HSV dan GLCM dengan metode KNN sebagai klasifikasi daun apel, identifikasi penyakit pada daun tanaman sejak dini dapat membantu untuk mencegah kerugian tanaman Apel. Pada penelitian ini menggunakan metode GLCM untuk ekstraksi ciri dan metode KNN untuk proses identifikasi penyakit daun apel menggunakan metode KNN. Tahapan identifikasi yaitu mengubah ukuran awal, konversi dari warna awal ke HSV, konversi warna HSV ke derajat keabuan, ekstraksi ciri metode GLCM dan diidentifikasi dengan metode KNN. Hasil pengujian yang dilakukan pada penelitian ini dengan nilai tertinggi untuk ekstraksi HSV mendapatkan nilai akurasi 75% dan untuk ekstraksi GLCM mendapatkan nilai akurasi 74%.

Kata Kunci : *Daun apel, KNN, Identifikasi daun apel, GLCM*

1. PENDAHULUAN

Pendahulu Peran teknologi informasi di segala bidang saat ini semakin meningkat, terutama dalam menunjang aktivitas inti pengguna. Sesuai dengan perkembangan teknologi, informasi seringkali menggunakan teknologi canggih, khususnya teknologi komputasi multimedia interaktif untuk mengolah data menjadi informasi yang lebih berguna dan efektif. Apel adalah sumber fitokimia yang kaya dan banyak dikonsumsi, dan studi epidemiologi telah menghubungkan konsumsi apel dengan penurunan risiko kanker tertentu, penyakit kardiovaskular, asma, dan diabetes. Salah satu flavonoid terpenting adalah quercetin[1]. Quercetin dianggap melindungi terhadap jenis penyakit degeneratif tertentu, termasuk stroke, dengan mencegah peroksidasi lemak. Beragamnya jenis bunga yang ada serta jenis dan persamaan dari masing-masing varietas membuat para pecinta tanaman maupun penanam bunga kesulitan dalam membedakan dan mengidentifikasi jenis bunganya. Perlu waktu yang tidak sebentar untuk menemukan jenis bunganya jika mengandalkan hanya pada panca indera Anda. Penerapan algoritma *K-Nearest Neighbor* serta ekstraksi fitur warna dan tekstur sangat berguna dalam pengolahan citra untuk membantu mengidentifikasi bunga dengan mudah dan mempersingkat waktu. Dengan akurasi tertinggi sebesar 71% menggunakan nilai K-7, identifikasi bunga berhasil. di luar [2]. Penelitian ini menggunakan metode GLCM untuk ekstraksi ciri dan metode KNN untuk proses identifikasi anggrek atau famili anggrek. Langkah-langkah identifikasi citra anggrek meliputi pengubahan ukuran citra asli, konversi skala abu-abu, filter median, ekstraksi ciri menggunakan metode GLCM, dan pengenalan menggunakan metode KNN. Tingkat keberhasilan dalam mengidentifikasi tanaman anggrek atau anggrek mencapai 80% dengan rata-rata 77%.[3]. Klasifikasi sering dilakukan secara manual yaitu melihat objek secara langsung. Untuk itu sering memakan waktu sangat lama kurang efektif ketika jumlah data cukup banyak dengan sumber daya tidak banyak. Namun di era sekarang ini perkembangan teknologi begitu cepat. Oleh karena itu akan melakukan penelitian dengan judul "Identifikasi Penyakit daun apel menggunakan GLCM dengan metode *K-Nearest Neighbor*" ekstraksi fitur GLCM sebagai tekstur, bentuk dengan tambahan ekstraksi warna yairu HSV yang akan diklasifikasikan menggunakan KNN.

2. METODE PENELITIAN

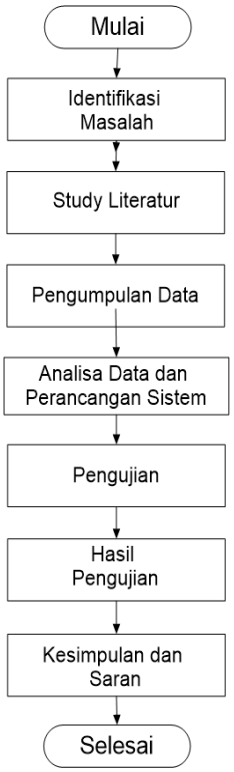
Metode penelitian menjelaskan prosedur yang digunakan untuk klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (K-NN). Berbagai tahapan metode penelitian yang digunakan antara lain melakukan tinjauan pustaka, pengumpulan data, melakukan proses klasifikasi, dan memperoleh hasil klasifikasi [5].

2.1. Study literatur

Tahap penelitian penelitian ini meliputi tinjauan literatur di berbagai bidang informasi dan terkait dengan pembuatan sistem klasifikasi. Literatur diperoleh dari esai, jurnal, penelitian terdahulu, dan bibliografi *online*. Literatur diperlukan untuk mengembangkan sistem klasifikasi.

2.2. Pengumpulan Data

Pada penelitian ini *Dataset* daun terdiri dari dua jenis gambar daun apel sehat dan sakit. Kumpulan data ini dikumpulkan dari sumber *online* seperti koleksi publik Kaggle. *Dataset* ini berisi total 891 gambar daun apel yang sakit, meliputi 310 gambar penyakit *scab*, 286 gambar penyakit *cedar rust*, 295 gambar penyakit *black rot*, dan 161 gambar daun sehat. *Dataset* daun ini berisi kombinasi sehat dan semua jenis penyakit.



Gambar 1 Alur metodologi penelitian

2.3. Pengolahan Data

Dataset yang telah diambil dari *website* kaggle, kemudian dilakukan pengolahan data tersebut dengan cara yaitu membagi *Dataset* menjadi data latih dan data uji. Data latih menggunakan 841 citra pada setiap Daun Apel, sedangkan data uji juga menggunakan 211 citra pada setiap Daun Apel. Kemudian dilakukan ekstraksi fitur pada data latih dan data uji yang menggunakan fitur setelah di ekstraksi menggunakan HSV tersebut kemudian diekstraksi lagi dengan menggunakan GLCM metode identifikasi yang digunakan yaitn metode K-NN. Algoritma ini digunakan untuk menghitung jarak antara fitur data latih dengan data uji. Data pelatihan diproyeksikan ke dalam ruang multidimensi, dimana setiap dimensi memiliki fitur di dalam datanya.

2.4. HSV (Hue, Saturation, Value)

HSV adalah model warna yang berasal dari model warna RGB. Oleh karena itu, untuk memperoleh warna HSV perlu dilakukan proses konversi warna RGB ke HSV. HSV adalah metode penentuan warna berdasarkan *hue*, yang merupakan ukuran panjang gelombang warna primer. Ukuran rona berkisar dari 0 hingga 255. 0 mewakili warna merah hingga kembali ke 256 atau kembali melalui spektrum menjadi merah. Saturasi adalah proses meningkatkan kecerahan suatu warna berdasarkan jumlah rona murni pada warna akhir. Nilai ini merupakan ukuran kecerahan warna. Warna 100% akan tampak sangat cerah, dan warna 0% akan tampak gelap.[2]

$$H = tan\left(\frac{3(G-B)}{(R-G)+(R-B)}\right) \quad (1)$$

$$S = 1 - \frac{min(R,G,B)}{V} \quad (2)$$

$$V = \frac{R+G+B}{3} \quad (3)$$

2.5. Gray-Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

Gray Level Occurrence Matrix (GLCM) adalah teknik untuk menganalisis tekstur pada gambar. GLCM mewakili hubungan antara dua piksel yang berdekatan dengan intensitas skala abu-abu, jarak, dan sudut. Arah sudut yang digunakan adalah 0°, 45°, 90°, 135°, 180°, dst. Sebaliknya, jarak antar piksel biasanya diatur ke 1 atau 2 piksel. [3]. Persamaan sifat ekstraksi GLCM dengan sifat yang digunakan untuk mengidentifikasi penyakit daun apel adalah sebagai berikut:

1. Energi
   Ini mewakili ukuran intensitas piksel antara piksel dan piksel tetangganya pada gambar. Kontras gambar konstan sama dengan nol. Ini dihitung sebagai

$$f_1 = \sum_{i,j=}^{n} \left(P_{ij}\right)^2 \quad (4)$$

2. Korelasi
   Mengembalikan ukuran seberapa berkorelasi suatu piksel adalah ke tetangganya di seluruh gambar

$$\sum_{i,j=1}^{n} P_{ij} \frac{(i-\mu)(j-\mu)}{a^2} \quad (5)$$

3. Homogenitas
   Mengembalikan nilai yang mengukur kedekatan distribusi elemen

$$\sum_{i,j=1}^{n} \frac{P_{\ddot{y}}}{1+(i-y)^2} \quad (6)$$

4. Kontras
   Mengembalikan ukuran kontras intensitas antara piksel dan piksel tetangganya pada suatu gambar

$$\sum_{i,j=1}^{n} P_{ij}(i-j)^2 \quad (7)$$

5. ASM
   ASM (momen kedua sudut) disebut juga keseragaman atau energi. Ini adalah jumlah entri kuadrat momen kedua sudut

$$\sum_{i=0}^{N=1} \sum_{j=0}^{N=1} P(i,j)^2 \quad (8)$$

6. *Dissimilarity*
   Dissimilarity adalah ukuran linier dari variasi lokal pada suatu gambar

$$\sum_{i=0}^{N=1} \sum_{j=0}^{N=1} P(i,j)\, x|i-j| \quad (9)$$

2.6. K-Nearest Neighbor

Algoritma KNN (*K-Nearest Neighbor*) merupakan metode pengklasifikasian objek berdasarkan data latih yang paling dekat dengannya. KNN adalah algoritma pembelajaran terawasi yang mengklasifikasikan hasil *instance* kueri baru berdasarkan sebagian besar kategori di KNN. Nantinya, kelas yang paling sering muncul menjadi kelas hasil klasifikasi. *K-Nearest Neighbor*s (kNN) termasuk dalam kelompok pembelajaran berbasis *instance*. Algoritma ini juga merupakan teknik belajar malas. kNN dilakukan dengan mencari kelompok k objek pada data latih yang terdekat (serupa) dengan objek pada data baru atau data uji. Tujuan dari algoritma ini adalah untuk mengklasifikasikan objek baru berdasarkan atribut dan contoh pelatihannya. Pengklasifikasi tidak menggunakan model untuk

pencocokan dan hanya didasarkan pada memori. Diberikan titik kueri, temukan k objek terdekat atau (titik pelatihan) ke titik kueri. Klasifikasi ini menggunakan suara terbanyak diantara klasifikasi algoritma k objek[3].

Algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut.KNN termasuk algoritma supervised learning dimana hasil dari query *instance* yang baru diklasifikan berdasarkan mayoritas dari kategori pada KNN. Nanti kelas yang paling banyak muncullah yang akan menjadi kelas hasil klasifikasi. *K-Nearest Neighbor* (kNN) termasuk kelompok *instance*-based learning. Algoritma ini juga merupakan salah satu teknik lazy learning. kNN dilakukan dengan mencari kelompok k objek dalam data *training* yang paling dekat (mirip) dengan objek pada data baru atau data testing.Tujuan dari algoritma ini adalah mengklasifikasikan objek baru berdasarkan atribut dan *Training* sample.Classifier tidak menggunakan model apapun untuk dicocokkan dan hanya berdasarkan pada memori. Diberikan titik query, akan ditemukan sejumlah k obyek atau (titik *training*) yang paling dekat dengan titik query. Klasifikasi menggunakan voting Terbanyak antara klasifikasi dari k objek algoritma. Untuk mendefinisikan jarak antara dua titik yaitu titik pada data *training* (x) & titik pada data testing (y) maka dipakai rumus Eucliden, seperti yang ditunjukkan pada persamaan:

$$d(x,y) = \sqrt{\sum_k^n (x_i - y_i)} \qquad (10)$$

Metode *K-Nearest Neighbor* dilakukan dengan cara mencari kelompok k objek dalam data *training* yang mendekati (mirip) dengan objek pada data testing atau data baru. Algoritma K-NN adalah metode yang digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap objek yang didasari oleh data pembelajaran yang jaraknya mendekati objek tersebut. Algoritma K-NN menentukan nilai jarak pada pengujian data baru dengan data *training* berdasarkan nilai paling kecil dari ketetanggaan terdekat. Menunjukkan proses uji citra Pada tahap yang pertama adalah pemilihan masukan berupa citra daging kelinci yang diambil dari kamera digital. Citra ini kemudian akan dijadikan citra awal pemprosesan sebagai citra *training*. Pada tahap pre-processing yaitu merubah citra asli menjadi *Grayscale*. Kemudian dilakukan proses ekstraksi fitur dengan menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix*. Pada proses ini citra berwarna yang telah diubah menjadi citra keabuan selanjutnya akan diekstraksi fitur menggunakan metode *gray level occurrence matriks*. Matriks kookurensi diperoleh dari 4 arah derajat keabuan yaitu 0o, 45o, 90o, 135o dari empat arah tersebut dihitung ciri statistik yang merepresentasikan citra yang diamati. Jenis yang diekstraksi dalam matrik kookurensi yaitu : *correlation, energy, entropy, homogeneity, Variance* dan *contrast*. Pengujian klasifikasi citra daging ayam dilakukan dengan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor*. Hasil ekstraksi fitur inputan citra kemudian dilakukan perhitungan jarak terdekat dengan nilai fitur yang telah disimpan didalam database dengan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor*.

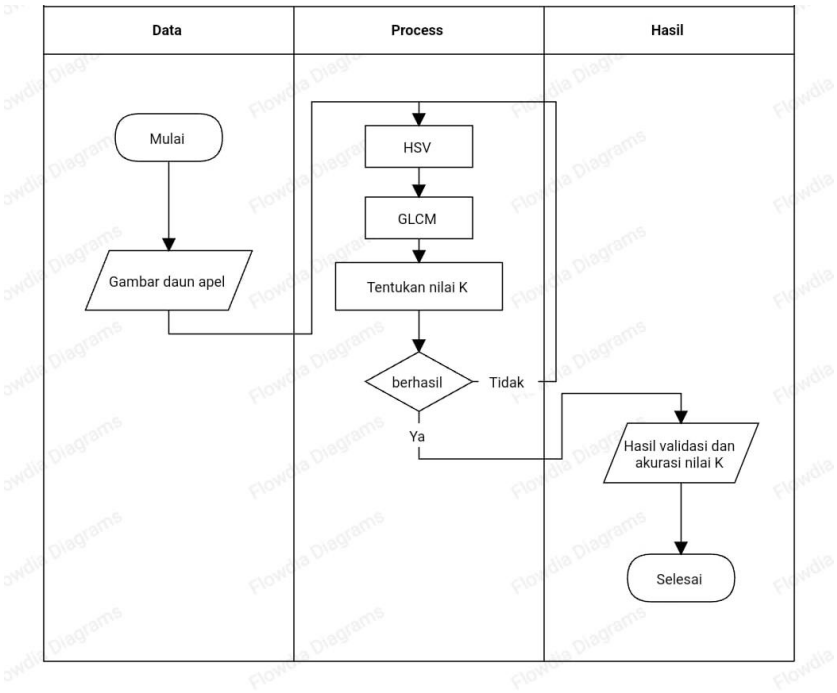
$$\sqrt{(a1+b1)^1 + (a1+b1)^2 \ldots + (an-bn)^2} \qquad (11)$$

Dimana a = a1,a2, …, an, dan b = b1, b2, …, bn mewakili n nilai atribut dari dua record. Untuk atribut dengan nilai kategori, pengukuran dengan *Euclidean* distance tidak cocok. Sebagai penggantinya, digunakan fungsi sebagai berikut: Dimana ai dan bi adalah nilai kategori. Jika nilai atribut antara dua record yang dibandingkan sama maka nilai jaraknya 0, artinya mirip, sebaliknya, jika berbeda maka nilai kedekatannya 1, artinya tidak mirip sama sekali. Misalkan atribut warna dengan nilai merah dan merah, maka nilai kedekatannya 0, jika merah dan biru maka nilai kedekatannya 1. Untuk mengukur jarak dari atribut yang mempunyai nilai besar, seperti atribut

pendapatan, maka dilakukan normalisasi Normalisasi bisa dilakukan dengan *min-max normalization* atau Z-*score* .Jika data *training* terdiri dari atribut campuran antara numerik dan kategori, lebih baik gunakan *min-max normalization*. Langkah-langkah untuk melakukan perhitungan metode *K-Nearest Neighbor* :

1. Menentukan Parameter K atau Jumlah tetangga paling dekat.
2. Menghitung kuadrat jarak query *instance* (*Euclidean*) masing-masing objek terhadap data sampel yang diperoleh.
3. Mengurutkan objek-objek tersebut kedalam kelompok yang memiliki jarak *Euclidean* terkecil.
4. Mengumpulkan kategori Y (Klasifikasi *Nearest neighbor*)

2.7. Perancangan Sistem



Gambar 2. Diagram Alur metode KNN

Pada penelitian ini kami merancang sistem dengan menggunakan bahasa Python dan melakukan pemrosesan menggunakan Jupyter *Notebook* yang disediakan oleh Google. Klasifikasi citra pada sistem diawali dengan penginputan data citra daun apel ke dalam sistem. Selanjutnya data citra daun apel diekstraksi dari warna RGB ke HSV dimodifikasi dengan menerapkan efek skala abu-abu, dan kemudian diubah menjadi warna abu-abu atau keabu-abuan. Warna abu-abu digunakan untuk menyederhanakan piksel gambar daun apel. Selanjutnya, kita beralih ke tahap pembuatan matriks *co-occurrence*. Proses perhitungan GLCM diawali dengan proses perhitungan matriks *co-occurrence*, proses ekstraksi ciri dengan menghitung nilai entropi, kontras, ketidaksamaan, ASM (*angular second moment*), dan nilai korelasi pada citra.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

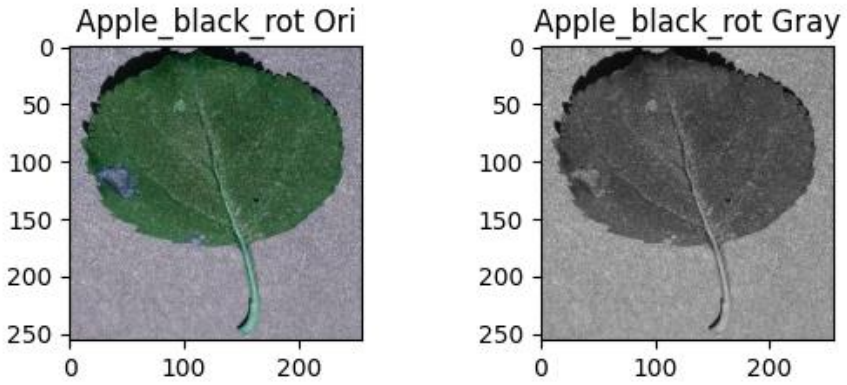
3.1. Hasil pengujian GLCM

Untuk pengujian ini menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor*, data akan diekstrak menggunakan fitur *Gray Level Occurrence Matrix* (GLCM) untuk mendapatkan nilai dari setiap hasil ekstraksi fitur, yaitu: *Dissimilarity, homogeneity, contrast, energy, ASM*, dan *correlation*. Berikut adalah dari pengujian penelitian ini

Tabel 1. Hasil pengujian GLCM

No	*Dissimilarity*	*homogeneity*	*contrast*	*energy*	*ASM*	*correlation*	*label*
1	16,34699	0,082358	698,369	0,017914	0,000321	0,787531	*Black rot*
2	24,35899	0,067725	1433,692	0,013002	0,000169	0,604127	*Black rot*
3	8,397866	0,156445	172,7508	0,026041	0,000678	0,819629	*Cedar rust*
4	11,32215	0,144025	448,8008	0,02272	0,000516	0,664037	*Cedar rust*
5	9,995935	0,140812	227,8263	0,021762	0,000474	0,752631	*Apple scab*
6	11,1076	0,136621	308,8641	0,019796	0,000392	0,852874	*Apple scab*
7	35,0303	0,039059	2389,482	0,009009	8,12E-05	0,53552	*healthy*
8	30,95903	0,037737	1719,818	0,010527	0,000111	0,345499	*healthy*
9	32,50368	0,038037	2010,051	0,009054	8,2E-05	0,653153	*healthy*
10	29,43464	0,055656	1888,438	0,009932	9,87E-05	0,730888	*healthy*

Tabel diatas adalah hasil dari ekstraksi fitur tektur dengan tingkat keabu-abuan dengan keluaran dari fitur GLCM yaitu *Dissimilarit, homogeneity,contrast,energy, ASM, correlation*. Hasil tersebut yang akan dikelompokkan menggunakan algoritma K-NN.



Gambar 3. Daun apel RGB dan *Grayscale*

Pada gambar diatas adalah hasil perubahan dari (RGB) menjadi *grayscale*. Yang bertujuan untuk mempermudah sistem untuk melakukan perhitungan matriks, nilai matriks tersebut akan dikelompokkan berdasarkan jenis penyakit. Berikut akurasi dan perhitngan *confusion matrix* untuk ekstrak *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM).

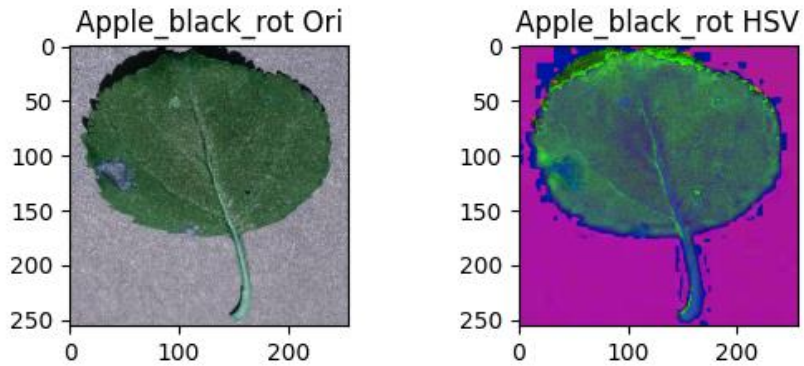
```
Classification report for -
KNeighborsClassifier(n_jobs=2, n_neighbors=1, weights='distance'):
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.68      1.00      0.81        60
           1       0.57      0.75      0.64        51
           2       0.68      0.37      0.48        62
           3       0.50      0.29      0.37        38

    accuracy                           0.63       211
   macro avg       0.61      0.60      0.58       211
weighted avg       0.62      0.63      0.59       211


Testing accuracy: 62.55924170616114
```

Gambar 4. Hasil perhitungan KNN dengan nilai k=1 untuk GLCM

Gambar diatas ialah hasil akurasi dari ekstraksi fitur tekstur dan metode KNN dengan nilai parameter K=1 mendapatkan presisi tertinggi 68% nilai terendah 50%, untuk persen nilai *recall* persen tertinggi 100% dan terendah 29%. Parameter K=1 mendapatkan nilai akurasi 63%.

3.2. Hasil pengujian HSV

Untuk pengujian ini data akan diekstraksi menggunakan fitur HSV (*Hue Saturation Value)* digunakan sebagai ekstraksi ciri dengan pemilihan warna berdasarkan nilai *hue*, *Saturation*, dan *valence*. Gamut warna HRV lebih intuitif, dengan mempertimbangkan perasaan pemirsa, dibandingkan dengan gamut warna RGB.



Gambar 5. Daun apel HSV dan *Grayscale*

Pada gambar diatas adalah gambar hasil ekstraksi fitur dari RGB dan HSV yang mendapati keluaran nilai dari *Hue*, *Saturation*, dan *Value*. Nilai tersebut yang akan diklasifiksikan menggunakan algoritma K-NN.

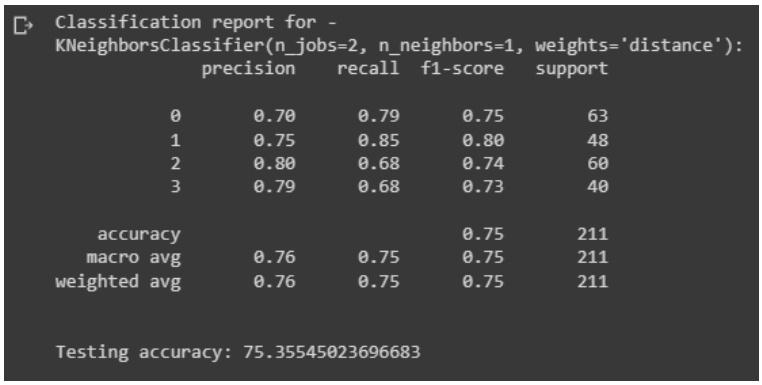
Tabel 2. Hasil pengujian HSV

No.	h	s	v	label
1	88,10834	180,3351	141,4615	*Black rot*
2	100,5717	187,4488	155,6344	*Black rot*
3	24,7066	214,4965	154,0598	*Cedar rust*
4	120,4418	213,3161	159,6323	*Cedar rust*
5	61,81586	201,1292	157,6106	*Apple scab*

Lanjutan Tabel 3. Hasil pengujian HSV

No.	h	s	v	label
6	98,18909	152,9553	137,6996	*Apple scab*
7	100,8061	184,2314	161,5768	*healthy*
8	32,58771	194,6639	169,1332	*healthy*
9	118,8698	197,0305	158,4035	*healthy*
10	74,14398	194,8441	157,6331	*healthy*

Tabel diatas yaitu hasil dari ekstraksi fitur HSV yang diurutkan berdasarkan kelompok atau jenis penyakit citra daun apel. Setelah itu akan diklasifikasi.



```
Classification report for -
KNeighborsClassifier(n_jobs=2, n_neighbors=1, weights='distance'):
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.70      0.79      0.75        63
           1       0.75      0.85      0.80        48
           2       0.80      0.68      0.74        60
           3       0.79      0.68      0.73        40

    accuracy                           0.75       211
   macro avg       0.76      0.75      0.75       211
weighted avg       0.76      0.75      0.75       211


Testing accuracy: 75.35545023696683
```

Gambar 6 Hasil perhitungan KNN dengan nilai k=1 untuk HSV

Gambar diatas adalah hasil akurasi dari ekstraksi fitur dan metode KNN dengan nilai parameter K=1 mendapatkan presisi tertinggi 80% nilai terendah 70%, untuk persen nilai *recall* persen tertinggi 79% dan terendah 68%. Parameter K=1 mendapatkan nilai akurasi 75%.

3.3. Hasil Pengujian HSV dan GLCM

Untuk pengujian ini menggabungkan antara ekstrak fitur warna dan ekstrak fitur tekstur bentuk. Proses ini akan dilakukan ekstrak fitur warna terlebih dahulu, ekstrak warna yang digunakan ekstrak HSV hasil dari ekstraksi tersebut dirubah dengan efek *grayscale* yang selanjutnya akan dihitung matriks *Co-Occurrence.*

Tabel 4 Hasil pengujian HSV dan GLCM

No.	*Dissimilarity*	*homogeneity*	*contrast*	*energy*	*ASM*	*correlation*	h	s	v
1	0,466653	0,526434	0,292268	0,687915	0,473451	0,923385	88,10834	180,3351	141,4615
2	0,695369	0,4329	0,600001	0,49929	0,249263	0,708343	100,5717	187,4488	155,6344
3	0,239731	1	0,072296	1	1	0,96102	24,7066	214,4965	154,0598
4	0,32321	0,920611	0,187823	0,87247	0,761062	0,778587	120,4418	213,3161	159,6323
5	0,285351	0,900074	0,095345	0,835682	0,699115	0,882464	61,81586	201,1292	157,6106
6	0,317085	0,873285	0,12926	0,760186	0,578171	1	98,18909	152,9553	137,6996
7	1	0,249666	1	0,345954	0,119764	0,6279	100,8061	184,2314	161,5768
8	0,883779	0,241216	0,719745	0,404247	0,163717	0,4051	32,58771	194,6639	169,1332
9	0,927873	0,243133	0,841208	0,347683	0,120944	0,765826	118,8698	197,0305	158,4035
10	0,840262	0,355754	0,790313	0,381399	0,145575	0,856971	74,14398	194,8441	157,6331

Tabel diatas yaitu hasil dari ekstraksi fitur HSV yang diurutkan berdasarkan kelompok atau jenis penyakit citra daun apel. Setelah itu akan diklasifikasi

```
Classification report for -
KNeighborsClassifier(n_jobs=2, n_neighbors=1, weights='distance'):
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.73      0.67      0.70        60
           1       0.57      0.49      0.53        51
           2       0.41      0.40      0.41        67
           3       0.41      0.58      0.48        33

    accuracy                           0.53       211
   macro avg       0.53      0.53      0.53       211
weighted avg       0.54      0.53      0.53       211


Testing accuracy: 52.60663507109005
```

Gambar 7 Hasil perhitungan KNN dengan nilai k=1 untuk HSV dan GLCM

Gambar diatas adalah hasil akurasi dari kedua ekstraksi fitur dengan metode KNN dengan nilai parameter K=1 mendapatkan presisi tertinggi 73% nilai terendah 41%, untuk persen nilai *recall* persen tertinggi 67% dan terendah 40%. Parameter K=1 mendapatkan nilai akurasi 52%

3.4. Hasil validasi algoritma K-Nearest Neighbor

Uji algoritma menggunakan metode validasi silang *K-Fold*. Validasi silang *K-Fold* adalah metode validasi yang membagi data menjadi beberapa bagian, biasanya 10 bagian. Kemudian dari masing-masing lipatan, untuk menguji algoritmanya, gunakan rasio 8:2, artinya 841 gambar daun apel yang sesuai menjadi data pelatihan dan 211 gambar daun apel yang sesuai menjadi data pengujian. Untuk validasi, hasil klasifikasi melalui aplikasi disesuaikan dengan klasifikasi manusia. Untuk autentikasi, hasil klasifikasi melalui aplikasi disesuaikan oleh para ahli menjadi klasifikasi manual menjadi 4 kategori, yaitu Apel busuk hitam yang sehat, karat dan keropeng apel. Nilai K digunakan sebanyak 6 kali untuk mencari hasil terbaik dari data eksperimen. Hasil tes berikut dikonfirmasi dengan validasi silang.

Tabel 1. Hasil validasi untuk ekstraksi HSV

No.	Nilai K	Akurasi %
1	1	76
2	3	72
3	5	70
4	7	70

Tabel diatas adalah hasil akurasi yang sudah divalidasi untuk ekstraksi fitur HSV. Dari hasil tabel diatas nilai parameter k=1 mendapatkan nilai akurasi terbaik.

Tabel 2 Tabel hasil validasi untuk ekstraksi GLCM

No.	Nilai K	Akurasi %
1	1	67
2	3	72
3	5	74
4	7	75

Tabel diatas adalah hasil akurasi yang sudah divalidasi untuk ekstraksi fitur GLCM. Dari hasil tabel diatas nilai parameter k=7 mendapatkan nilai akurasi terbaik.

Tabel 3. Hasil validasi untuk HSV dan GLCM

No.	Nilai K	Akurasi %
1	1	53
2	3	50
3	5	54
4	7	55

Tabel diatas adalah hasil akurasi yang sudah divalidasi untuk ekstraksi fitur HSV. Dari hasil tabel diatas nilai parameter k=1 mendapatkan nilai akurasi terbaik.

4. KESIMPULAN

Kesalahan klasifikasi terjadi karena nilai fitur pada gambar uji mendominasi nilai fitur pada gambar pelatihan pada kelas yang berbeda dari yang diperlukan dan memiliki data pengujian yang tidak sempurna. Sistem dapat mengidentifikasi daun apel dengan nilai akurasi yang cukup tinggi berdasarkan warna dan bentuk. Metode ekstraksi fitur tekstur *grey level co-occurrence* matriks (GLCM) menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) berhasil melakukan proses pengenalan bentuk daun apel dengan akurasi tertinggi sebesar 74 dengan nilai k = 7, nilai saturasi *hue* . (HSV) dan KNN menunjukkan akurasi tertinggi yaitu 75 dengan nilai k=3.

5. UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur saya panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa, karena atas berkat dan rahmatnya, saya telah menyelesaikan karya tulis ilmiah ini. Penulisan karya ilmiah ini dilakukan dalam rangka memenuhi salah satu syarat kelulusan Universitas Widyagama Malang dengan program studi Teknik Informatika. Saya ucapkan terima kasih kepada Bapak Dr. Istiadi ST, MT dan Bapak Aviv Yuniar Rahman ST, MT sebagai pembimbing saya dalam penulisan karya ilmiah ini.

6. REFERENSI

[1] B. FEBRIANA, "IDENTIFIKASI PENYAKIT DAUN APEL MENGGUNAKAN RESNET 50 DILATED CONVOLUTION NEURAL NETWORK," *Inst. Teknol. Nas. Bandung*, no. 465, 2020.

[2] A. Salsabila, R. Yunita, and C. Rozikin, "Identifikasi Citra Jenis Bunga menggunakan Algoritma KNN dengan Ekstrasi Warna HSV dan Tekstur GLCM," *Technomedia J.*, vol. 6, no. 1, pp. 124–137, 2021, doi: 10.33050/tmj.v6i1.1667.

[3] D. P. Pamungkas, "Ekstraksi Citra menggunakan Metode GLCM dan KNN untuk Identifikasi Jenis Anggrek (Orchidaceae)," *Innov. Res. Informatics*, vol. 1, no. 2, 2019, doi: 10.37058/innovatics.v1i2.872.

[4] P. Aprilian Prastianing Huda, A. Akbar Riadi, and Evanita, "KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN PADA DAUN APEL DAN ANGGUR MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS," *JUMIKA*, vol. 8, no. 1, 2021.

[5] Mungki Astiningrum, Putra Prima Arhandi, and Nabilla Aqmarina Ariditya, "IDENTIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN TOMAT BERDASARKAN FITUR WARNA DAN TEKSTUR," *J. Inform. Polinema*, vol. 6, no. 2, 2020, doi: 10.33795/jip.v6i2.320.

[6] F. D. Putri, K. N. Ramadhani, and P. E. Yunanto, "Identifikasi Penyakit pada Daun Tanaman Apel Menggunakan Local Binary Pattern (LBP) dan Color Histogram," vol. 8, no. 1, pp. 679–690,

2021.

[7] F. G. Febrinanto, C. Dewi, and A. T. Wiratno, "Implementasi Algoritme K-Means Sebagai Metode Segmentasi Citra Dalam Identifikasi Penyakit Daun Jeruk," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 2, no. 11, 2018.

[8] L. Amatullah, I. Ein, and M. M. Santoni, "Identifikasi Penyakit Daun Kentang Berdasarkan Fitur Tekstur dan Warna Dengan Menggunakan Metode *K-Nearest Neighbor*," *Semin. Nas. Mhs. Ilmu Komput. dan Apl.*, no. April, 2021.

[9] A. Y. P. Putri and A. Sodik, "Identifikasi Penyakit Tanaman Kopi Arabika dengan Metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN)," *Semin. Nas. Sains dan Teknol. Terap. VII 2019*, p. 759, 2019.

[10] F. S. Ni'mah, T. Sutojo, and D. R. I. M. Setiadi, "Identifikasi Tumbuhan Obat Herbal Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Algoritma Gray Level Co-occurence Matrix dan *K-Nearest Neighbor*," *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 6, no. 2, 2018.

[11] E. A. Ompusunggu, D. E. Ratnawati, and L. Muflikhah, "Identifikasi Penyakit Tanaman Jarak Pagar Menggunakan Metode Fuzzy *K-Nearest Neighbor* (FK-NN)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 1, no. Vol 1 No 5 (2017), pp. 368–377, 2017, [*Online*]. Available: http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/114

[12] R. M. Asri *et al.*, "PEMODELAN SISTEM PAKAR UNTUK IDENTIFIKASI PENYAKIT PADA TANAMAN KEDELAI MENGGUNAKAN METODE FUZZY *K-NEAREST NEIGHBOR*," pp. 1–9, 2015.

[13] B. K. Hatuwal, A. Shakya, and B. Joshi, "Plant Leaf Disease Recognition Using Random Forest, KNN, SVM and CNN," *Polibits*, vol. 62, no. May, pp. 13–19, 2020, doi: 10.17562/PB-62-2.