

Klasifikasi Penyakit Daun Anggur Menggunakan Metode GLCM, Color Moment dan K*Tree

Siskia S Simanjuntak¹, Hesty Sinaga², Kristian Telaumbanua³, Andri⁴

STMik Mikroskil, Jl. Thamrin No. 112, 124, 140, Telp. (061) 4573767, Fax. (061) 4567789
Program Studi Teknik Informatika, STMik Mikroskil, Medan

¹161113958@students.mikroskil.ac.id, ²161113486@students.mikroskil.ac.id, ³kristian@mikroskil.ac.id, ⁴andri@mikroskil.ac.id

Abstrak

Tanaman anggur rentan terhadap serangan penyakit dimana penyakit ini dapat diketahui dari bercak yang terdapat pada daun. Contoh penyakit pada tanaman anggur adalah bercak daun, campak hitam dan hawar daun. Penyakit pada daun anggur memiliki kemiripan sehingga sulit untuk dikenali secara visual dan berdampak pada kurang akuratnya penyakit yang diidentifikasi.

Tujuan dari penelitian adalah untuk membangun aplikasi klasifikasi penyakit pada citra daun anggur sehingga dapat memberikan informasi jenis penyakit. Klasifikasi menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM), Color Moment, dan K*Tree. Untuk dapat diklasifikasi, terlebih dahulu dilakukan proses pelatihan. Proses pelatihan diawali dengan input citra digital, kemudian ditransformasi dari Red Green Blue (RGB) ke Grayscale, ekstraksi fitur tekstur dengan GLCM dan ekstraksi fitur warna dengan Color Moment untuk mengetahui jenis penyakit daun anggur yang diklasifikasi. Hasil pelatihan disimpan ke basis data. Saat klasifikasi dengan K*Tree dilakukan pemrosesan citra input dengan cara yang sama saat pelatihan, kemudian dibandingkan dengan hasil pelatihan.

Pengujian menggunakan 250 citra daun anggur yang diperoleh dari Dataset Kaggle, dimana 150 citra digunakan sebagai data latih dan 100 citra sebagai data uji. Hasil pengujian menunjukkan rata-rata akurasi dari klasifikasi adalah 87.5%, rata-rata presisi adalah 74.8%, rata-rata recall adalah 75% dan rata-rata error adalah 12.5%.

Kata kunci—Color Moment, GLCM, K*Tree, Penyakit Daun Anggur

Abstract

Grapes are susceptible to disease attack where this disease can be identified from the spots on the leaves. Examples of diseases in grapes are leaf spot, black measles and leaf blight. The diseases are so similar that they are difficult to recognize visually and result in inaccurately being identified.

The aim of this research is to develop a disease classification application in the image of grape leaves. Classification using GLCM, Color Moment, and K*Tree. To be classified, a training process must first be carried out. The training process begins with digital image input, then transformed from RGB to Grayscale, texture feature extraction with GLCM and color feature extraction with Color Moment to determine the type of disease. The training results are saved to the database. When classified using a K*Tree, the input image is processed in the same way as during training, then compared with the training results.

The test used 250 images of grape leaves obtained from Kaggle Dataset, where 150 images were used as training data and 100 images as test data. The test results show that the accuracy of the classification is 87.5%, the precision is 74.8%, the recall is 75% and the error is 12.5%.

Keywords—GLCM, Color Moment, K*Tree, The diseases of the grape leaves

1. PENDAHULUAN

Ada banyak alasan mengapa manusia suka anggur. Selain cita rasa buah yang manis, bagian yang dapat dimakan pun tinggi. Cara konsumsi anggur pun mudah sebab tidak perlu dikupas. Buah

anggur juga mengandung senyawa penting yang berguna bagi kesehatan [1]. Salah satu masalah peningkatan mutu produksi anggur adalah penyakit yang disebabkan oleh jamur dan mikroorganisme. Pada umumnya ada 4 (empat) jenis penyakit pada tanaman anggur yaitu bercak daun (*black rot*), campak hitam (*black measles*), hawar daun (*leaf blight*) dan tungau (*mites*) [2]. Daun yang terinfeksi penyakit dapat dilihat secara kasat mata, tetapi hasilnya tidak akurat karena tingkat kemiripan penyakit pada daun anggur sulit dibedakan dari tekstur maupun warna pada daun.

Oleh karena itu penelitian ini membangun aplikasi klasifikasi penyakit pada citra daun anggur sehingga dapat memberikan informasi jenis penyakit. *Dataset* citra daun anggur didapat dari *Kaggle* dengan judul “*dataset-grape-disease*”. Identifikasi yang dilakukan berdasarkan fitur tekstur dan warna pada daun anggur. Klasifikasi dilakukan berdasarkan 4 (empat) kelas yaitu daun sehat, hawar daun, bercak daun dan campak hitam daun. Ukuran citra dataset minimal 256 x 256 pixel. Manfaat dari penelitian ini adalah memberikan kemudahan bagi petani untuk mengetahui jenis penyakit pada tanaman anggur sehingga dapat mencegah kerusakan pada tanaman anggur. Selain itu juga sebagai pembelajaran dan penelitian klasifikasi penyakit daun anggur dengan metode K*Tree.

Beberapa penelitian sejenis yang pernah dilakukan:

- a. “Klasifikasi Penyakit Noda Pada Citra Daun Tebu Berdasarkan Ciri Tekstur dan Warna Menggunakan *Segmentation-Based Gray Level Cooccurrence Matrix* (SGLCM) dan *Lab Color Moments*”[3]. Penelitian ini mengusulkan diagnosis penyakit noda tanaman tebu menggunakan metode pemrosesan citra berdasarkan fitur tekstur SGLCM dan LAB *color moments*. Metode yang diajukan terdiri dari ekstraksi ciri warna pada citra masukan yang menghasilkan 12 fitur warna dan ekstraksi ciri tekstur pada citra masukan yang tersegmentasi menghasilkan 24 fitur tekstur, kemudian gabungan fitur warna dan tekstur tersebut digunakan sebagai masukan klasifikasi *k-Nearest Neighbor* (kNN) untuk mengenali jenis penyakit noda pada citra daun tanaman tebu. Metode yang diajukan dapat mengenali citra non-noda dengan akurasi 100%, citra penyakit cincin dengan akurasi 96% dan citra noda penyakit karat dengan akurasi 70%.
- b. “Identifikasi Penyakit pada Daun Tomat Berdasarkan Fitur Warna dan Tekstur” [4]. Penelitian ini bertujuan untuk merancang sistem identifikasi penyakit pada daun tomat dengan menggunakan RGB sebagai fitur ekstraksi warna dan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) sebagai fitur ekstraksi tekstur. Hasil dari sistem identifikasi penyakit pada daun tomat adalah penentuan label sehat, bercak bakteri, dan busuk daun. Tingkat akurasi penelitian ini adalah 92,89% pada nilai $k=1$ dengan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN).

Berdasarkan uraian beberapa penelitian sejenis tersebut maka penelitian ini menggunakan beberapa metode penyelesaian yaitu ekstraksi tekstur menggunakan *Gray-Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan ekstraksi fitur warna menggunakan *Color Moments*. Beberapa penelitian sebelumnya menggunakan Metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN) untuk klasifikasi tetapi penelitian ini menggunakan metode K*Tree untuk klasifikasi. K*Tree merupakan bagian dari *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dimana K*Tree merupakan perbaikan dari *K-Nearest Neighbor* (K-NN) yang digunakan untuk meningkatkan kinerja klasifikasi [5].

2. METODE PENELITIAN

2.1 Kajian Pustaka

2.1.1 GLCM

Matriks *Grey Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) adalah matriks yang merepresentasikan hubungan ketetanggaan antarpiksel dalam citra pada berbagai arah orientasi 0 dan jarak spasial d . Pengukuran tekstur pada orde pertama menggunakan perhitungan statistik didasarkan pada nilai piksel citra asli semata, seperti varians dan tidak memperhatikan hubungan ketetanggaan piksel. Pada orde kedua, hubungan antar pasangan dua piksel citra asli diperhitungkan [6].

Robert Haralick telah mendefinisikan beberapa karakteristik/fitur tekstur citra yang dihitung dari *matrix co-occurrence* (CM) dengan menyatakan matriks probabilitas $P=(i, j) = CM(i,$

$j)/\sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} CM(i, j)$. Di antara fitur tersebut adalah *mean* (μ_x, μ_y), *variance* (σ_x^2, σ_y^2), *homogeneity*, *dissimilarity*, *contrast*, *entropy*, dan *energy* [7].

- a. *Correlation*. Ukuran keterhubungan linear tingkat keabuan satu piksel relatif terhadap piksel lainnya pada posisi tertentu.

$$Correlation = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{(i - \mu_x)(j - \mu_y)P(i, j)}{\sigma_x^2 \sigma_y^2} \quad (1)$$

Atau untuk sudut ganda $\mu_x = \mu_y = \mu$ dan $\sigma_x = \sigma_y = \sigma$ maka :

$$co = \frac{1}{\sigma^2} \left(\left(\sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i * j) P(i, j) \right) - \mu^2 \right)$$

- b. *Energi*. Ukuran konsentrasi pasangan dengan intensitas keabuan tertentu pada matriks. Nilai energi dapat dihitung dengan persamaan berikut:

$$Energi = \sum_{i,j} p(i, j)^2 \quad (2)$$

- c. *Homogeneity*. Ukuran tingkat homogenitas perulangan struktur tekstur, di mana bobot nilainya merupakan invers dari kontras (*contrast*). Tingkat *homogeneity* tekstur sangat tinggi bila nilai matriks *co-occurrence* terkonsentrasi sepanjang diagonal matriks. Ini menunjukkan bahwa ada banyak piksel dengan perulangan pasangan nilai intensitas yang sama sebagai pembentuk struktur tekstur. *Homogeneity* memiliki kisaran nilai [0, 1]. Untuk nilai *homogeneity* sama dengan 1 menunjukkan bahwa tekstur memiliki struktur perulangan yang ideal, sedang bila nilainya rendah menunjukkan bahwa elemen tekstur memiliki variasi yang tinggi dan tersebar secara merata dalam area tekstur.

$$Homogeneity = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{P(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (3)$$

$$Homogeneity = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{P(i, j)}{1 + |i - j|}$$

- d. *Contrast*. Perbedaan intensitas antara nilai tertinggi (terang) dan nilai terendah (gelap) dari sepasang piksel yang saling berdekatan. Nilai kontras dapat dihitung dengan persamaan berikut:

$$Kontras = \sum_{i,j} (i - j^2) p_{i,j} \quad (4)$$

2.1.2 Color Moment

Color moment adalah metode pengukuran yang dapat digunakan untuk membedakan citra berdasarkan fitur warna. Dasar *color moment* adalah bahwa distribusi warna pada citra dapat diinterpretasikan sebagai probabilitas distribusi. *Color moment* memberikan pengukuran untuk kesamaan warna antara gambar. Nilai-nilai kesamaan ini kemudian dibandingkan dengan nilai gambar. Oleh karena itu gambar ditandai dengan 9 *moment* (3 *moment* untuk setiap warna saluran). Tiga warna *moment* kemudian dapat didefinisikan sebagai berikut [8]:

Moment 1-Mean: merupakan rata-rata nilai piksel (P_{ij}) pada masing-masing *channel* warna. P_{ij} merupakan piksel j pada *channel* warna i dan N adalah penjumlahan dari seluruh piksel pada citra, maka *moment* pertama dapat dihitung:

$$E_i = \sum_{j=1}^N \frac{1}{N} P_{ij} \quad (5)$$

Moment 2-Standard Deviation: *Color moment 2* adalah akar dari *variance*. *Variance* menyatakan luas sebaran distribusi yang dapat dihitung:

$$\sigma_i = \sqrt{\left(\frac{1}{N} \left(\sum_{j=1}^N (P_{ij} - E_i)\right)^2\right)} \quad (6)$$

Moment 3-Skewness:

$$s_i = \sqrt[3]{\left(\frac{1}{N} \left(\sum_{j=1}^N (P_{ij} - E_i)\right)^3\right)} \quad (7)$$

2.1.3 K*Tree

Metode KTree memungkinkan untuk mendapatkan nilai optimal untuk sampel uji, masih perlu melakukan kNN klasifikasi pada semua sampel pelatihan. Untuk lebih mengurangi waktu kompleksitas, metode KTree ditingkatkan (yaitu metode K*Tree) dengan kompleksitas waktu tahap uji $O(\log(d) + s)$, di mana s adalah kardinalitas subset sampel pelatihan, mis., $s \ll n$ [5].

Algoritma K*Tree:

Input: sampel pelatihan X , sampel uji Y

Output: label kelas Y

Tahap Pelatihan

1. Mempelajari nilai-koptimal dari semua sampel pelatihan dengan persamaan (20);
2. Menggunakan metode ID3 untuk membangun kTree dengan sampel pelatihan dan nilai k optimal yang sesuai
3. Menyimpan nilai k -optimal dari sampel pelatihan, X' , $\{X', \dots, X'_m\}$, dan $\{X'', \dots, X''_m\}$, dalam node daun;

Tahap Tes

1. Memperoleh nilai k -optimal dari sampel uji (yaitu, k) menggunakan KTree;
2. Memprediksi label uji menggunakan metode kNN tradisional dengan pelajari nilai k yang optimal pada X' , $\{X', \dots, X'_m\}$, dan $\{X'', \dots, X''_m\}$;

2.2 Metodologi Pengembangan Sistem

Metodologi pengembangan sistem yang digunakan adalah *waterfall* sebagai berikut:

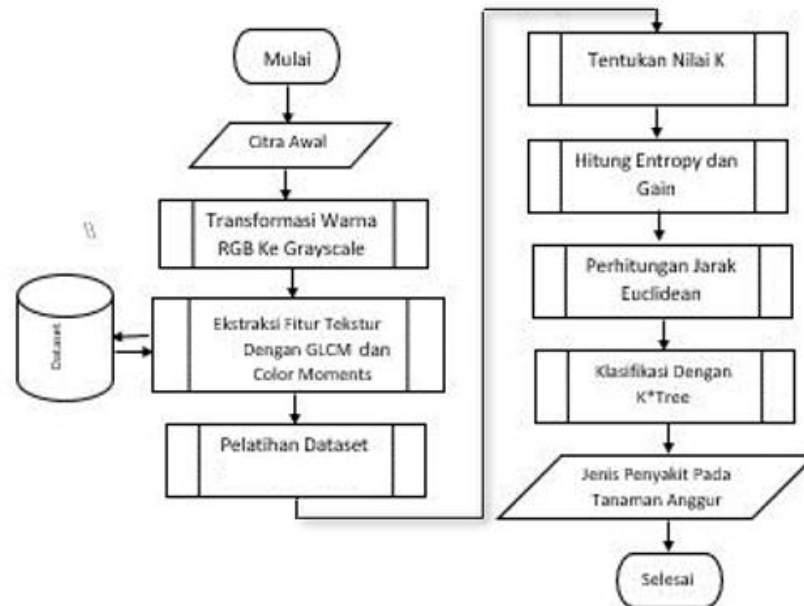
1. Analisis
 - a. Pada tahapan ini, dilakukan analisis proses memanfaatkan *flowchart* untuk menjelaskan tahapan dari ekstraksi tekstur dengan GLCM, ekstraksi warna dengan *Color Moment*, kemudian tahapan klasifikasi menggunakan K*Tree yaitu pencarian tetangga terdekat dengan nilai K yang optimal.
 - b. Mengidentifikasi kebutuhan fungsional sistem menggunakan diagram *usecase*.
2. Perancangan Sistem
 - a. Melakukan perancangan tampilan *user interface* menggunakan aplikasi *Balsamiq*.
 - b. Melakukan perancangan tabel dari basis data menggunakan *Microsoft Access*.
3. Pengkodean

Pada tahap ini dilakukan penulisan kode program dengan bahasa C#.
4. Pengujian Hasil

Pada tahap ini dilakukan proses pengujian dimana *dataset* diperoleh dari website <https://www.kaggle.com/sohaibalam67/grape-disease> yang terbagi ke dalam 4 (empat) jenis daun anggur. Kemudian diambil 250 citra *dataset* dan dibagi menjadi 150 citra untuk pelatihan (daun sehat sebanyak 36, hawar daun sebanyak 38, bercak daun sebanyak 38 dan campak hitam sebanyak 38). Sisa 100 citra lagi digunakan untuk pengujian (daun sehat sebanyak 25, hawar daun sebanyak 25, campak hitam sebanyak 25 dan bercak daun sebanyak 25). Hasil pengujian (klasifikasi) tersebut dianalisis dengan menggunakan metode *Confusion matrix*.

2.3 Analisis Proses

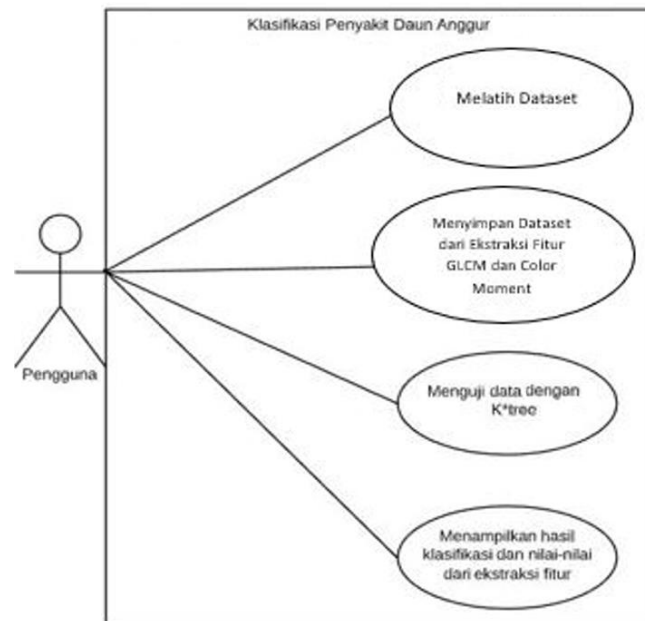
Sistem identifikasi jenis penyakit pada daun anggur dimodelkan dengan *flowchart* yang terdapat pada Gambar 1. Citra input diproses dengan transformasi warna dari RGB ke *grayscale*. Pada proses selanjutnya melakukan ekstraksi fitur tekstur dengan menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Ekstraksi fitur warna dilakukan dengan transformasi warna RGB ke L^*a^*b menggunakan *color moment*. Hasil dari ekstraksi fitur tekstur dan warna disimpan sebagai data latih atau digunakan sebagai data uji untuk proses klasifikasi dengan K^* Tree. Sebelum dilakukan proses klasifikasi, *dataset* harus dilatih terlebih dahulu untuk menghasilkan variabel-variabel pengetahuan baru bagi sistem dimana variabel ini sebagai penentu jenis penyakit daun anggur yang diinput.



Gambar 1. Diagram Proses Klasifikasi Penyakit Daun Anggur

2.4 Analisis Kebutuhan Fungsional

Kebutuhan fungsional dari aplikasi klasifikasi penyakit daun anggur dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Kebutuhan Fungsional dari aplikasi klasifikasi jenis penyakit pada daun Anggur

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil

1. Tampilan Ekstraksi Fitur Dataset

Gambar 3 menunjukkan tampilan untuk proses ekstraksi fitur tekstur dengan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) pada citra grayscale, fitur tekstur warna oleh Color Moment pada citra CIELab, dan tombol Simpan Data untuk pelatihan jenis penyakit.

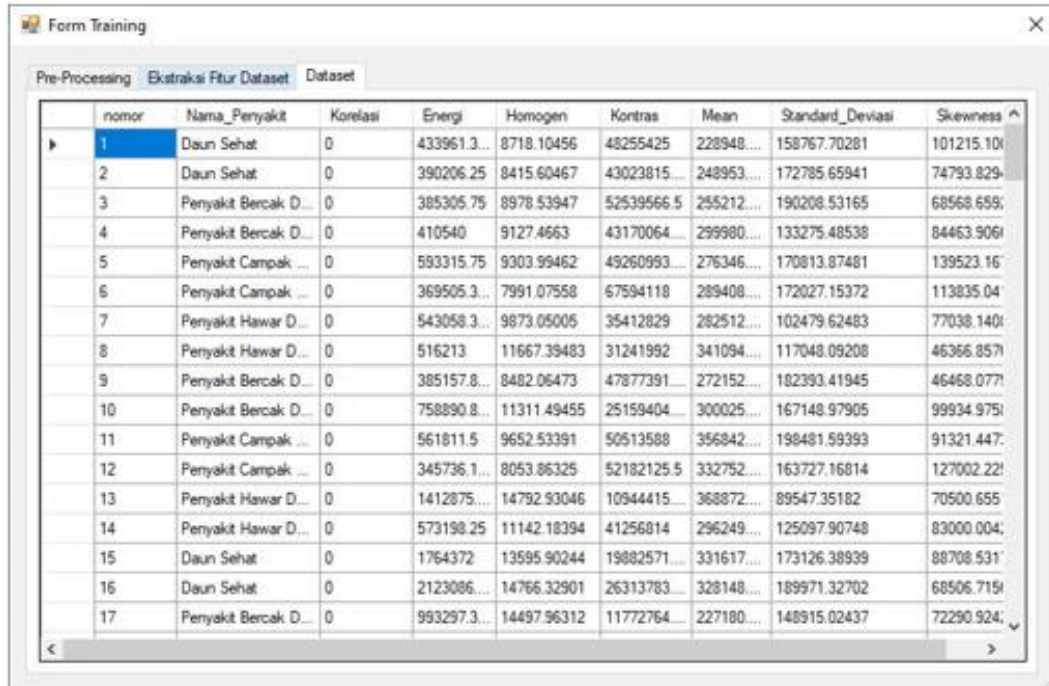
The screenshot shows the 'Form Training' application window. It has three tabs: 'Pre-Processing', 'Ekstraksi Fitur Dataset', and 'Dataset'. The 'Ekstraksi Fitur Dataset' tab is active. On the left, there is a grayscale image of a leaf labeled 'Gambar Grayscale'. On the right, there is a CIELab image of the same leaf labeled 'Gambar CIELab'. In the center, there is a dropdown menu for 'Jenis Penyakit' with 'Bercak Daun' selected, and a 'Simpan Data' button below it. At the bottom, there are two sections for feature extraction results:

Proses Ekstraksi Fitur GLCM		Proses Ekstraksi Warna Color Moment	
Korelasi	0	Mean	272152.91731
Energi	385157.875	Standar Deviasi	182393.41945
Homogenitas	8482.06473	Skewness	46468.07755
Kontras	47877391.25		

Gambar 3. Tampilan Ekstraksi Fitur Dataset

2. Tampilan *Dataset* Pelatihan

Gambar 4 menunjukkan tampilan dari tabel hasil pelatihan.



nomor	Nama_Penyakit	Korelasi	Energi	Homogen	Kontras	Mean	Standard_Deviasi	Skewness
1	Daun Sehat	0	433961.3...	8718.10456	48255425	228948....	158767.70281	101215.101
2	Daun Sehat	0	390206.25	8415.60467	43023815...	248953....	172785.65941	74793.829
3	Penyakit Bercak D...	0	385305.75	8978.53947	52539566.5	255212....	190208.53165	68568.659
4	Penyakit Bercak D...	0	410540	9127.4663	43170064...	299980....	133275.48538	84463.906
5	Penyakit Campak ...	0	593315.75	9303.99462	49260993...	276346....	170813.87481	139523.16
6	Penyakit Campak ...	0	369505.3...	7991.07558	67594118	289408....	172027.15372	113835.04
7	Penyakit Hawar D...	0	543058.3...	9873.05005	35412829	282512....	102479.62483	77038.140
8	Penyakit Hawar D...	0	516213	11667.39483	31241992	341094....	117048.09208	46366.857
9	Penyakit Bercak D...	0	385157.8...	8482.06473	47877391...	272152....	182393.41945	46468.077
10	Penyakit Bercak D...	0	758890.8...	11311.49455	25159404...	300025....	167148.97905	99934.975
11	Penyakit Campak ...	0	561811.5	9652.53391	50513588	356842....	198481.59393	91321.447
12	Penyakit Campak ...	0	345736.1...	8053.86325	52182125.5	332752....	163727.16814	127002.22
13	Penyakit Hawar D...	0	1412875....	14792.93046	10944415...	368872....	89547.35182	70500.655
14	Penyakit Hawar D...	0	573198.25	11142.18394	41256814	296249....	125097.90748	83000.004
15	Daun Sehat	0	1764372	13595.90244	19882571...	331617....	173126.38939	88708.531
16	Daun Sehat	0	2123086....	14766.32901	26313783...	328148....	189971.32702	68506.719
17	Penyakit Bercak D...	0	993297.3...	14497.96312	11772764...	227180....	148915.02437	72290.924

Gambar 4. Tampilan Hasil Pelatihan

3. Tampilan Proses Klasifikasi

Gambar 5 menunjukkan proses klasifikasi dengan K*Tree.



GLCM		Color Moment	
Korelasi	0	Mean	299726.95612
Energi	389358.75	Standar Deviasi	157656.92758
Homogenitas	7886.5451	Skewness	117526.54067
Kontras	59948644.75		

Klasifikasi

Klasifikasi Daun





Penyakit Campak Hitam

Gambar 5. Tampilan Proses Klasifikasi

3.2 PEMBAHASAN

Pada penelitian ini digunakan 250 citra dari 4 jenis daun anggur yaitu 3 penyakit daun yaitu bercak daun, hawar daun, campak hitam dan 1 daun sehat. Dimana masing-masing jenis daun anggur terdiri dari 150 citra sebagai data latih dan 100 citra sebagai data uji. Pengujian ini untuk menentukan akurasi, presisi, *recall*, dan *error* dari hasil klasifikasi. Cara pengujian klasifikasi dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Cara Pengujian

Citra Masukan	Penyakit Yang Dikenali Oleh Sistem				Perbandingan Dengan Penyakit Sebenarnya (Benar/Salah)
	Daun Sehat	Hawar Daun	Campak Hitam	Bercak Daun	
	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Benar
	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Benar
	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Benar
	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Benar

1. Daun Sehat

Hasil pengujian dari daun sehat pada dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. *Confusion Matrix* dari Daun Sehat

Nilai Prediksi	Nilai Sebenarnya	
	True	False
	True	16 (TP)
False	9 (FN)	71 (TN)

$$\text{Akurasi} = \frac{(TP + TN)}{(TP + FP + TN + FN)} = \frac{(16+71)}{(16+4+71+9)} = \frac{87}{100} = 87\%$$

Akurasi sebesar 87% artinya hasil prediksi yang benar dari daun sehat (16 data) dan selain daun sehat (71 data) adalah mencapai 87 dari 100 data.

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{(TP + FP)} = \frac{16}{(16+4)} = \frac{16}{20} = 80\%$$

Presisi sebesar 80% artinya terdapat aktual 16 data yang merupakan daun sehat dari 20 data yang diprediksi adalah daun sehat.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP+FN)} = \frac{16}{(16+9)} = \frac{16}{25} = 64\%$$

Recall sebesar 64% artinya terdapat 16 data yang diprediksi benar adalah daun sehat dari aktual 25 data daun sehat.

$$Error = \frac{(FP + FN)}{(TP + FP + TN + FN)} = \frac{(4+9)}{(16+4+71+9)} = \frac{13}{100} = 13\%$$

Error sebesar 13% artinya terdapat kesalahan prediksi sebanyak 13 dari 100 data.

2. Hawar Daun

Hasil pengujian dari penyakit hawar daun pada dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. *Confusion Matrix* dari Penyakit Hawar Daun

		Nilai Sebenarnya	
		True	False
Nilai Prediksi	True	13 (TP)	7 (FP)
	False	12 (FN)	68 (TN)

$$Akurasi = \frac{(TP + TN)}{(TP + FP + TN + FN)} = \frac{(13+68)}{(13+7+68+12)} = \frac{81}{100} = 81\%$$

Akurasi sebesar 81% artinya hasil prediksi yang benar dari penyakit hawar daun (13 data) dan selain hawar daun (68 data) adalah mencapai 81 dari 100 data.

$$Presisi = \frac{TP}{(TP + FP)} = \frac{13}{(13+7)} = \frac{13}{20} = 65\%$$

Presisi sebesar 65% artinya terdapat aktual 13 data yang merupakan penyakit hawar daun dari 20 data yang diprediksi adalah hawar daun.

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} = \frac{13}{(13+12)} = \frac{13}{25} = 52\%$$

Recall sebesar 52% artinya terdapat 13 data yang diprediksi benar adalah penyakit hawar daun dari aktual 25 data hawar daun.

$$Error = \frac{(FP + FN)}{(TP + FP + TN + FN)} = \frac{(7+12)}{(13+7+68+12)} = \frac{19}{100} = 19\%$$

Error sebesar 19% artinya terdapat kesalahan prediksi sebanyak 19 dari 100 data.

3. Campak Hitam

Hasil pengujian dari penyakit campak hitam pada dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. *Confusion Matrix* dari Penyakit Campak Hitam

		Nilai Sebenarnya	
		True	False
Nilai Prediksi	True	24 (TP)	9 (FP)
	False	1 (FN)	66 (TN)

$$Akurasi = \frac{(TP + TN)}{(TP + FP + TN + FN)} = \frac{(24+66)}{(24+9+66+1)} = \frac{90}{100} = 90\%$$

Akurasi sebesar 90% artinya hasil prediksi yang benar dari penyakit campak hitam (24 data) dan selain campak hitam (66 data) adalah mencapai 90 dari 100 data.

$$Presisi = \frac{TP}{(TP + FP)} = \frac{24}{(24+9)} = \frac{24}{33} = 72.73\%$$

Presisi sebesar 72.73% artinya terdapat aktual 24 data yang merupakan penyakit campak hitam dari 33 data yang diprediksi adalah campak hitam.

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} = \frac{24}{(24+1)} = \frac{24}{25} = 96\%$$

Recall sebesar 96% artinya terdapat 24 data yang diprediksi benar adalah penyakit campak hitam dari aktual 25 data campak hitam.

$$Error = \frac{(FP + FN)}{(TP + FP + TN + FN)} = \frac{(9+1)}{(24+9+66+1)} = \frac{10}{100} = 10\%$$

Error sebesar 10% artinya terdapat kesalahan prediksi sebanyak 10 dari 100 data.

4. Bercak Daun

Hasil pengujian dari penyakit bercak daun pada dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. *Confusion Matrix* dari Penyakit Bercak Daun

		Nilai Sebenarnya	
		True	False
Nilai Prediksi	True	22 (TP)	5 (FP)
	False	3 (FN)	70 (TN)

$$Akurasi = \frac{(TP + TN)}{(TP + FP + TN + FN)} = \frac{(22+70)}{(22+5+70+3)} = \frac{92}{100} = 92\%$$

Akurasi sebesar 92% artinya hasil prediksi yang benar dari penyakit bercak daun (22 data) dan selain bercak daun (70 data) adalah mencapai 92 dari 100 data.

$$Presisi = \frac{TP}{(TP + FP)} = \frac{22}{(22+5)} = \frac{22}{27} = 81.48\%$$

Presisi sebesar 81.48% artinya terdapat aktual 22 data yang merupakan penyakit bercak daun dari 27 data yang diprediksi adalah bercak daun.

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} = \frac{22}{(22 + 3)} = \frac{22}{25} = 88\%$$

Recall sebesar 88% artinya terdapat 22 data yang diprediksi benar adalah penyakit bercak daun dari aktual 25 data bercak daun.

$$Error = \frac{(FP + FN)}{(TP + FP + TN + FN)} = \frac{(5+3)}{(22+5+70+3)} = \frac{8}{100} = 8\%$$

Error sebesar 8% artinya terdapat kesalahan prediksi sebanyak 8 dari 100 data.

Setelah selesai dilakukan perhitungan akurasi, presisi, *recall* dan *error* dari keempat jenis daun anggur, maka dilakukan pencarian rata-rata dari keempat pengujian tersebut, sehingga diperoleh:

$$\text{Rata-rata akurasi} = \frac{87 + 81 + 90 + 92}{4} = \frac{350}{4} = 87.5\%$$

$$\text{Rata-rata presisi} = \frac{80 + 65 + 72.73 + 81.48}{4} = \frac{299.21}{4} = 74.8\%$$

$$\text{Rata-rata recall} = \frac{64 + 52 + 96 + 88}{4} = \frac{300}{4} = 75\%$$

$$\text{Rata-rata error} = \frac{13 + 19 + 10 + 8}{4} = \frac{50}{4} = 12.5\%$$

Hasil klasifikasi cukup baik tetapi tingkat akurasi masih lebih kecil dari hasil penelitian [3] dan [4].

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dari pengujian yang telah dilakukan maka dapat disimpulkan bahwa penelitian ini dapat mengidentifikasi daun sehat, penyakit bercak daun, campak hitam dan hawar daun dengan rata-rata akurasi adalah 87.5%, rata-rata presisi adalah 74.8%, rata-rata *recall* adalah 75% dan rata-rata *error* adalah 12.5%.

5. SARAN

Adapun saran yang dapat disampaikan untuk penelitian lebih lanjut adalah mengembangkan aplikasi dengan menggunakan algoritma lain yang lebih baik lagi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Titisari, A., 2018, *Buahkan Anggur Tropis di Teras*, Cetakan I, Trubus Swadaya, Jakarta.
- [2] Xie, X., Ma, Y., Liu, B., He, J., Li, S., Wang, H., 2020, A Deep-Learning-Based Real-Time Detector for Grape Leaf Diseases Using Improved Convolutional Neural Networks, *Frontiers in Plant Science*, Vol. 11, pp 1-14.
- [3] Ratnasari, E.K. dkk, 2017, Klasifikasi Penyakit Noda pada Citra Daun Tebu Berdasarkan Ciri Tekstur dan Warna Menggunakan Segmentation-Based Gray Level Cooccurrence Matrix dan Lab Color Moments, *Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, No. 3, Vol. 1, hal 1-10.
- [4] Astiningrum, M. dkk, 2020, Identifikasi Penyakit pada Daun Tomat Berdasarkan Fitur Warna dan Tekstur, *Seminar Informatika Aplikatif 2019*, hal 227-230.
- [5] Zhang, S., Li, X., Zong, M., Zhu, X., & Wang, R., 2018. Efficient kNN Classification With Different Numbers of Nearest Neighbors, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, Vol. 29, Issue. 5.
- [6] Restu, W. dkk, 2018, Pemanfaatan Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Citra Buah Jeruk Keprok (*Citrus reticulata* Blanco) untuk Klasifikasi Mutu, *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, No. 11, Vol. 2, November 2018, hal 5769-5776.
- [7] Madenda, S., 2015, *Pengolahan Citra & Video Digital*, Erlangga, Jakarta.
- [8] Weng, T., Yuan, Y., Shen, L., & Zhao, Y., 2013, Clothing Image Retrieval Using Color Moment, *IEEE: Proceedings of 2013 3rd International Conference on Computer Science and Network Technology*, 12-13 Oct 2013, Dalian China.

