

KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN ANGGUR MENGUNAKAN METODE K-NEAREST NEIGHBOR BERDASARKAN GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX

Fuad Mahrus Fathoni ¹⁾, Chrystia Aji Putra ²⁾, Afina Lina Nurlaili ³⁾
^{1,2,3)} Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional
"Veteran" Jawa Timur

Email : fuadmahrusfathoni@gmail.com ¹⁾, ajiputra@upnjatim.com ²⁾, afina.lina.if@upnjatim.com ³⁾
Diterima : 22 Desember 2023 ; Disetujui : 26 Januari 2024 ; Dipublikasikan : 31 Januari 2024

ABSTRAK

Tanaman anggur memiliki nilai ekonomi dan medis yang signifikan. Namun, risiko penyakit pada tanaman ini dapat mengakibatkan penurunan pertumbuhan hingga 40%-70%. Penelitian ini bertujuan untuk mencegah penyebaran penyakit pada tanaman anggur dengan mengidentifikasi penyakit pada daun menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). *Dataset* yang digunakan berasal dari *PlantVillage Database*, terdapat 4063 data yang terbagi kedalam 4 kelas yang berbeda (*Healthy*, *Black Rot*, *Esca*, dan *Leaf Blight*). Nilai K sebagai parameter metode KNN dalam melakukan klasifikasi pada penelitian ini adalah K=1 hingga K=10, sedangkan parameter yang digunakan untuk ekstraksi fitur menggunakan GLCM adalah 4 nilai sudut derajat (0°, 45°, 90°, dan 135°) dan nilai jarak piksel tetangga = 1. Dalam melakukan klasifikasi terdapat nilai fitur GLCM yang digunakan sebagai dasar klasifikasi, ekstraksi fitur tersebut adalah *Contrast*, *Correlation*, *Homogeneity*, *Energy*, dan *Entropy*. Dari proses pengujian performa menggunakan metode *Confusion Matrix* diperoleh akurasi tertinggi sebesar 88,6%, dengan presisi 50,5%, dan *recall* 25,7%, serta waktu klasifikasi menggunakan nilai K = 10. Studi ini memberikan kontribusi dalam pemahaman penyakit pada tanaman anggur dan mengusulkan solusi berbasis teknologi untuk pencegahan penyakit lebih lanjut.

Kata Kunci : penyakit daun anggur, klasifikasi.

ABSTRACT

The grape plant has significant economic and medical value. However, the risk of diseases in these plants can lead to a decrease in growth by 40%-70%. This research aims to prevent the spread of diseases in grape plants by identifying leaf diseases using the K-Nearest Neighbor (KNN) method and extracting features through Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). The dataset used is from the PlantVillage Database, consisting of 4063 data divided into 4 different classes (Healthy, Black Rot, Esca, and Leaf Blight). The parameter K for the KNN method in this study ranges from K=1 to K=10. The parameters used for feature extraction using GLCM include 4 angle values (0°, 45°, 90°, and 135°) and the pixel distance value of 1. In the classification process, GLCM feature values such as Contrast, Correlation, Homogeneity, Energy, and Entropy are used as the basis for classification. From the performance testing using the Confusion Matrix method, the highest accuracy obtained is 88.6%, with precision of 50.5% and recall of 25.7%, using a K value of 10. This study contributes to understanding grape plant diseases and proposes technology-based solutions for further disease prevention.

Keywords : grape leaf diseases, classification.

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan sebuah negara yang dikenal sebagai penghasil rempah-rempah dan negara yang memiliki tana subur, salah satu tanaman yang dapat hidup mudah sampai dapat menambah pendapatan masyarakat adalah buah anggur [1]. Dalam dunia kesehatan buah anggur memiliki beragam manfaat, beberapa diantaranya dapat mencegah penyakit yang diakibatkan oleh radikal bebas seperti penyakit jantung dan kanker, lalu juga dapat memutihkan gigi yang telah mengalami diskolorisasi [2].

Meskipun dalam dunia kesehatan tanaman anggur memiliki beragam manfaat akan tetapi tanaman anggur sendiri juga dapat terkena sebuah penyakit. Tanaman anggur yang terkena serangan hama dapat mengalami gangguan pertumbuhan sebesar 40% - 70%, serta memiliki rasa buah tidak manis, jumlah buah yang tidak maksimal, dan buah kisut [3]. Selain dikarenakan adanya hama, peningkatan mutu produksi buah anggur juga dapat terganggu oleh mikroorganisme yang menyebabkan penyakit. Secara umum penyakit yang ada pada tanaman anggur terdiri dari 4 jenis penyakit yaitu bercak daun (*black rot*), campak hitam (*black measles*), hawar daun (*leaf blight*) dan tungau (*mites*) [4]. Oleh karena itu perlu dilakukan penelitian untuk mengidentifikasi penyakit buah anggur sebagai salah satu langkah penanganan penyebaran penyakit pada tanaman anggur.

Terdapat sebuah ilmu yang mempelajari teknik dalam mengolah data citra yang bernama Pengolahan Citra Digital, kata citra dalam hal ini memiliki maksud berupa gambar, foto, ataupun video rekaman, sedangkan kata digital memiliki arti citra/gambar yang diolah pada komputer secara digital [5]. Pengolahan Citra merupakan sebuah proses untuk melakukan perbaikan kualitas citra supaya mesin (*computer*) dan manusia dapat mengidentifikasi atau merepresentasikan citra yang diolah [6]. Teknologi yang terdapat pada Pengolahan Citra digital dapat digunakan untuk klasifikasi berdasarkan tekstur dan warna dengan cara melakukan ekstraksi ciri supaya diperoleh pola yang terdapat pada suatu citra. Proses ekstraksi dapat dilakukan dengan mengukur tingkat kontras granularitas, kesamaan suatu nilai dari hunungan bertetangga antar piksel pada suatu citra [7]. dengan adanya nilai ciri dari suatu citra dapat dilakukan proses klasifikasi untuk

melakukan identifikasi penyakit pada tanaman anggur.

Proses untuk menemukan sekumpulan model atau fungsi kedalam kelas-kelas tertentu disebut dengan klaifikasi, proses klasifikasi memiliki tujuan untuk menggunakan model sebagai penentu kelas terhadap suatu objek yang belum diketahui kelasnya [8]. KNN merupakan salah satu metode untuk melakukan klasifikasi berdasarkan data pembelajaran yang memiliki jarak yang terdekat atau mempunyai persamaan ciri yang paling banyak terhadap objek yang diprediksi. Untuk menentukan kedekatan jarak antara tetangga biasanya dilakukan perhitungan menggunakan *Euclidean Distance*. Ekstraksi fitur atau Feature Extraction merupakan suatu proses untuk mengambil ciri/feature dari sebuah bentuk ataupun tekstur yang kemudian diari nilai tersebut dapat digunakan untuk analisis pada proses klasifikasi [9].

Gray Level Co-occurrence Matrix atau GLCM merupakan sebuah metode yang berguna untuk menganalisis ekstraksi tekstur/fitur, di dalam GLCM terdapat sebuah matrix yang menggambarkan frekuensi kemunculan dua pasangan piksel dalam intensitas tertentu pada gambar berdasarkan jarak dan arah yang telah ditentukan [10]. tekstur dan bentuk gambar yang berbeda pada bidang pengenalan pola dan komputer visi dapat diukur menggunakan GLCM, selain itu GLCM juga telah digunakan di berbagai bidang dan terbukti berhasil dalam melakukan banyak kegiatan klasifikasi [11].

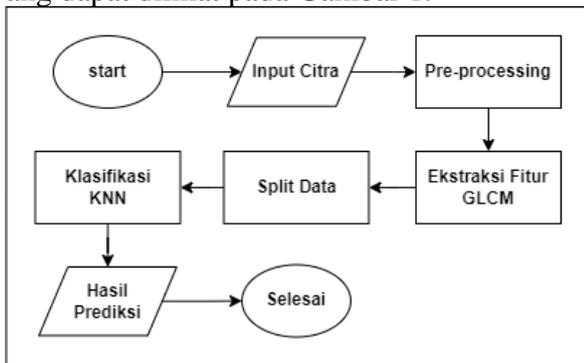
Pada beberapa penelitian menggunakan algoritma K-NN dengan ekstraksi fitur GLCM sebelumnya menunjukkan bahwa kedua metode tersebut dapat bekerja dengan baik dalam melakukan proses klasifikasi. Pada penelitian “implementasi gray level cooccurrence matrix (glcm) untuk klasifikasi penyakit daun padi” diperoleh akurasi tertinggi sebesar 93,3% waktu melakukan klasifikasi 3 kelas daun dengan jumlah data latih sebanyak 210 dan data uji sebanyak 30 [12]. Sedangkan pada penelitian “Klasifikasi Citra Daun dengan GLCM (Gray Level Co-Occurence) dan K-NN (K-Nearest Neighbor)” dilakukan klasifikasi terhadap 8 jenis citra daun menggunakan 400 data latih dan 80 data uji, pada proses klasifikasi diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 98% waktu melakukan klasifikasi menggunakan nilai

$k = 1$, sedangkan nilai akurasi paling kecil diperoleh dengan nilai sebesar 89% waktu menggunakan nilai $k = 7$ [13].

Sebagai upaya dalam penanganan penyebaran penyakit pada tanaman anggur dilakukan penelitian untuk mengklasifikasikan jenis penyakit daun anggur menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor berdasarkan ekstraksi fitur Gray Level Co-occurrence Matrix. Pada penelitian ini dilakukan pengambilan data dari dataset plantVillage yang kemudian diolah sehingga diperoleh nilai ekstraksi fitur dari metode GLCM sehingga dapat dilakukan proses klasifikasi menggunakan KNN.

2. METODE

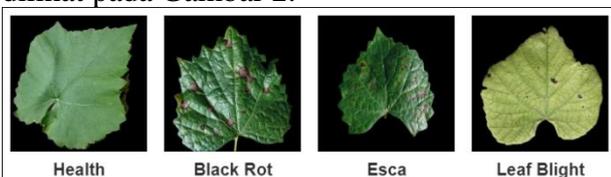
Metode yang diusulkan oleh peneliti memiliki urutan proses yang diawali dari langkah pra proses, ekstraksi fitur, split data, kemudian klasifikasi. Tampilan hasil klasifikasi akan terlihat pada sebuah terminal yang ada pada Code Editor Visual Studio Code yang dirancang menggunakan bahasa pemrograman python. Ada juga tahapan metode penelitian yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Desain Sistem

2.1. Dataset

Data yang digunakan pada penelitian ini diambil dari PlantVillage Database dengan total data yang digunakan sebagai bahan penelitian berjumlah 4063 data citra daun anggur yang terbagi kedalam 4 kelas. Masing masing data pada setiap kelas berjumlah 423 data citra pada kelas *Health* (daun sehat), 1180 data citra pada kelas *Black Rot*, 1384 data citra pada kelas *Esca* terdapat, dan pada kelas *Leaf Blight* terdapat 1076 data citra. Citra dari setiap kelas dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 1. Akuisisi Data

2.2. Pra proses

Pada penelitian ini terdapat pra proses yang digunakan untuk menghilangkan redundansi data dan pengolahan data supaya data citra dapat dilakukan ekstraksi fitur. Pra proses yang pertama adalah *Image Deduplication* langkah ini bertujuan untuk menghilangkan adanya redundansi data dikarenakan adanya data citra daun anggur yang kembar, setelah *Image Deduplication* terdapat pra - proses *Grayscale* [14] perhitungan untuk merubah citra RGB menjadi *Grayscale* dapat dilihat pada rumusan dibawah.

$$I(i, y) = R * \alpha + \beta * G + \gamma * B \quad (1)$$

Pada rumusan 1 terdapat variabel R, G, dan B yang mewakili nilai (merah, hijau, dan biru), serta terdapat pula nilai variabel bernilai konstanta α (0.2989), β (0.5870), γ (0.1140) yang digunakan untuk mencari citra keabuan pada koordinat tertentu [15].

2.3. K-Nearest Neighbor

Tujuan digunkannya proses tersebut adalah untuk mencari tahu kelas yang belum teridentifikasi. salah satu metode machine learning yang dapat digunakan dalam pengklasifikasian adalah metode KNN [16]. KNN merupakan salah satu metode klasifikasi berbasis *supervised learning*, dalam melakukan klasifikasi metode ini menggunakan pendekatan dengan menghitung jumlah tetangga paling dekat [17]. Terdapat beberapa pendekatan yang dapat digunakan untuk mencari jarak pada saat klasifikasi menggunakan metode KNN, salah diantaranya adalah pendekatan *euclidean distance* yang dapat dilihat pada rumusan dibawah [18].

$$d_i \sqrt{\sum_{i=1}^p (x_{2i} - x_{1i})} \quad (2)$$

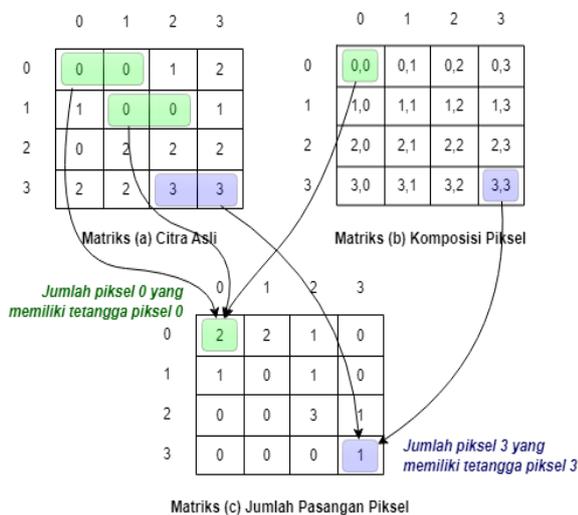
Variabel d menyimpan nilai jarak, variabel X_{2i} adalah data latih, variabel X_{1i} adalah data uji, variabel p adalah jumlah data yang digunakan.

Proses perhitungan jarak antara data latih dan data uji dilakukan berdasarkan nilai ekstraksi fitur pada masing masing data citra, dimana pada penelitian ini proses pengambilan nilai fitur dilakukan menggunakan metode GLCM. Setelah diperoleh jarak antara data uji dengan setiap data latih maka dilakukan proses penentuan kelas dengan cara menghitung jumlah kelas terbanyak dalam rentang nilai K terdekat. Jumlah kelas yang terbanyak akan

digunakan sebagai kelas hasil prediksi untuk data yang diprediksi.

2.4. Gray Level Co-occurrence Matrix

GLCM adalah metode ekstraksi fitur yang melakukan pendekatan berupa perhitungan statistik untuk mempertimbangkan sebuah hubungan spasial piksel pada suatu citra [19]. Pada bidang pengenalan pola dan komputer visi, metode GLCM digunakan untuk mengukur tekstur dan bentuk gambar berdasarkan matriks yang dibuat berdasarkan nilai probabilitas antara 2 pada jarak dan orientasi sudut yang telah ditentukan [11]. Pada proses pembentukan matriks co-occurrence pada penelitian ini digunakan nilai jarak = 1 dan nilai sudut 0°, 45°, 90° dan 135°. Contoh pembentukan matriks co-occurrence pada dapat dilihat pada Gambar 3 dibawah.



Gambar 3. Matriks Co-occurrence

Proses pengambilan fitur menggunakan GLCM dilakukan dengan melakukan perhitungan terhadap matriks co-occurrence, dari perhitungan tersebut dapat menghasilkan 4 buah fitur berupa kontras, korelasi, homogenitas, dan energi. Nilai contrast mewakili banyaknya tekstur yang seragam pada citra, pada nilai korelasi memberitahu seberapa besar ukuran ketergantungan derajat liner, lalu homogen memberitahu seberapa banyak tingkat piksel dengan nilai serupa yang ada pada citra, sedangkan energi digunakan untuk mengukur konsentrasi intensitas pasangan.

$$kontras = \sum_{x,y} (x - y)^2 p(x - y) \quad (2)$$

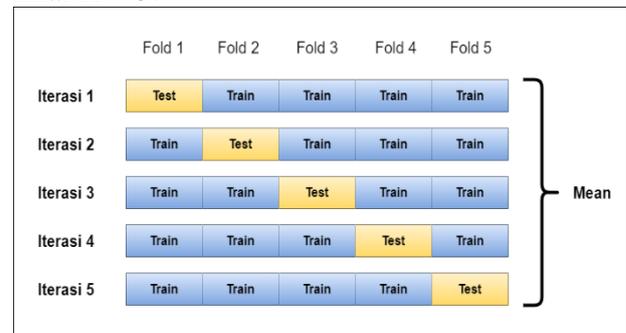
$$korelasi = \sum_{x,y} \frac{(x - \mu_x)(y - \mu_y)p(x,y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3)$$

$$homogenitas = \sum_{x,y} \frac{p(x,y)}{1 + |x-y|} \quad (4)$$

$$energi = \sum_{x,y} p(x,y)^2 \quad (5)$$

2.5. K fold Cross Validation

Cross validation merupakan suatu metode pembagian data menjadi data uji dan data latih untuk mendapatkan nilai akurasi paling baik dalam data mining. performa pada suatu proses pada dalam algoritma dapat dievaluasi menggunakan K-fold Cross Validation dengan cara membagi sampel data secara acak yang kemudian akan dikelompokkan lagi sebanyak nilai K yang digunakan [20]. K-fold Cross Validation dapat memberikan solusi terhadap masalah akurasi yang berbeda saat menggunakan set tes yang berbeda pada waktu evaluasi kinerja model. Dengan menggunakan K-fold Cross Validation data akan dibagi kedalam K bagian / fold dan dari setiap fold yang ada akan digunakan sebagai set pengujian [21]. Gambar 4 merupakan ilustrasi skenario validasi K-fold Cross Validation menggunakan nilai K = 5.



Gambar 4. Matriks Co-occurrence

Pada Gambar 4 sebuah set data dibagi menjadi K=5 bagian, pada iterasi pertama fold 1 digunakan sebagai data testing untuk menghitung evaluasi model dan fold yang lain digunakan sebagai pelatihan, pada iterasi ke-dua fold ke-dua digunakan untuk testing dan fold yang lain digunakan sebagai pelatihan, begitu seterusnya hingga iterasi ke-lima. Setelah diperoleh hasil evaluasi dari ke-5 iterasi diambil nilai rata-rata sehingga di-peroleh nilai evaluasi secara keseluruhan.

2.6. Confusion Matrix

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja proses klasifikasi adalah metode Confusion Matrix. metode ini dapat mengukur kinerja klasifikasi dengan cara membandingkan hasil klasifikasi yang sebenarnya dengan hasil klasifikasi yang diprediksi oleh sistem. Ada 4 istilah nilai yang digunakan untuk melakukan pengukuran kinerja klasifikasi, istilah tersebut adalah *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *Flase Positive* (FP),

dan *Flase Negative* (FN) [22]. Gambar 5 merupakan ilustrasi tabel confusion matrix.

Kelas SEBENARNYA		PREDIKSI Kelas		Kelas SEBENARNYA		PREDIKSI Kelas			
		a	b			a	b	c	d
a	TP	FP	b	TN	FN	TN	TN	TN	
b	FN	TN	a	FN	TP	FN	FN	FN	
		c	TN	FP	TN	TN	TN	TN	
		d	TN	FP	TN	TN	TN	TN	

Gambar 5. Matriks Co-occurency

Nilai Accuracy adalah nilai yang mencerminkan tingkat kedekatan antara nilai sebenarnya dengan nilai yang diprediksi, Nilai Precision adalah nilai yang mencerminkan tingkat ketepatan terhadap informasi yang terprediksi dengan jawaban yang sebenarnya, Sedangkan nilai Recall merupakan nilai yang mencerminkan seberapa tinggi sistem dapat menemukan kembali sebuah informasi. Perhitungan untuk memperoleh nilai accuracy, precision, dan recall dapat dilihat pada persamaan berikut [23].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini menjelaskan bagaimana peneliti melakukan serangkaian proses uji coba dan perhitungan performa. Selama proses uji coba berlangsung terdapat bahasa pemrograman yang digunakan yaitu bahasa pemrograman python.

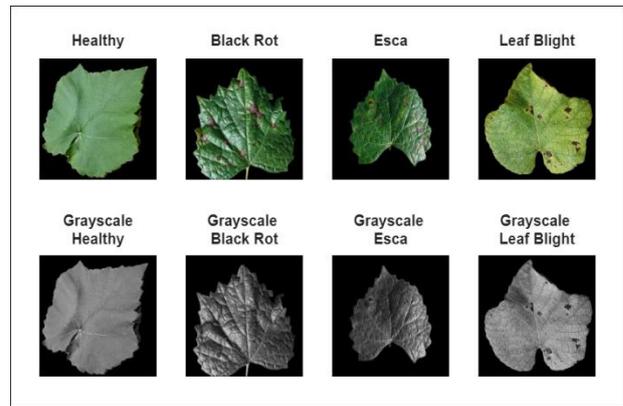
3.1. Pre-processing

Langkah pre-processing yang pertama pada penelitian ini adalah *Image Deduplication*, langkah ini berfungsi untuk menghilangkan redundansi data yang disebabkan karena adanya data yang kembar. Hasil dari *pre-processing image deduplication* dapat dilihat pada Tabel 1.

Table 1. Hasil Image Deduplication

Kelas	Jumlah Awal	Setelah Deduplikasi
Healthy	423	413
Black Rot	1180	1024
Esca	1384	1146
Leaf Blight	1076	1043
Total	4063	3626

Setelah dilakukan *pre-processing Image Deduplication* maka dilakukan langkah *grayscaleing*. Pada langkah ini citra yang telah melalui *pre-processing grayscaleing* akan berubah menjadi citra keabuan yang dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Akuisisi Data

3.2. Ekstraksi Fitur GLCM

Pada langkah ekstraksi fitur, dilakukan pembentukan matriks *co-occurency* dari citra hasil *pre-processing* dengan menggunakan nilai jarak = 1 dan nilai sudut 0°, 45°, 90° dan 135°. Karena menggunakan 4 sudut yang berbeda, maka akan terbentuk 4 matriks *co-occurency* yang berbeda. Dari setiap matriks *co-occurency* dapat dilakukan ekstraksi fitur untuk mendapatkan nilai *Contrast*, *Correlation*, *Homogeniety*, *Energy*, dan *Entropy*. Sehingga hasil akhir dari proses ekstraksi fitur ini akan ada 16 nilai ekstraksi fitur. Gambar 7 merupakan contoh hasil ekstraksi fitur terhadap salah satu daun kelas *Healthy*.

fitur	degree 0	degree 45	degree 90	degree 135
contrast	313.3847565889527	468.51881175572566	342.0204878952479	688.7188598972562
correlation	8.194744958811335e-06	7.598838651764588e-06	8.238934592627314e-06	7.511691995784176e-06
energy	1.08835619212739	1.0871522577173735	1.0877138272641392	1.087124389438417
homogenity	3.317410881392154	3.381786637241021	3.3132811415436864	3.392195814856322
entropy	21.889178818251386	23.053885837368584	22.019521942276796	23.271219456897576

Gambar 7. Ekstraksi Fitur metode GLCM

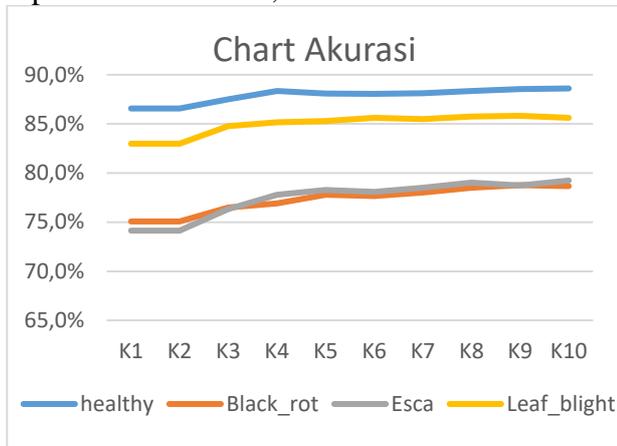
3.3. Uji Coba

Dari data hasil ekstarksi fitur dilakukan proses *split data* atau pembagian data set menjadi data latih dan data uji menggunakan metode *K-fold cross validation*, pada langkah ini dilakukan pembagian data terhadap seluruh jenis kelas menjadi k bagian atau *fold*. Dengan menggunakan nilai k = 5 maka dataset dibagi menjadi 5 bagian, 4 bagian digunakan sebagai data latih sedangkan 1 bagian sisahnya digunakan sebagai data uji untuk dilakukan evaluasi. Proses ini diklakukan sebanyak jumlah pembagian fold sehingga seluruh bagian data akan mendapatkan bagian sebagai data uji. Setelah diperoleh hasil evaluasi pada seluruh bagian maka dilakukan pengambilan nilai rata – rata dari evaluasi iterasi 1 sampai iterasi terakhir yang mencerminkan nilai evaluasi keseluruhan pada penelitian ini. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan metode KNN dengan nilai komponen K = 1 hingga K = 10, dari proses

klasifikasi dilakukan evaluasi menggunakan *confusion matrix* sehingga diperoleh hasil akurasi presisi dan *recall*.

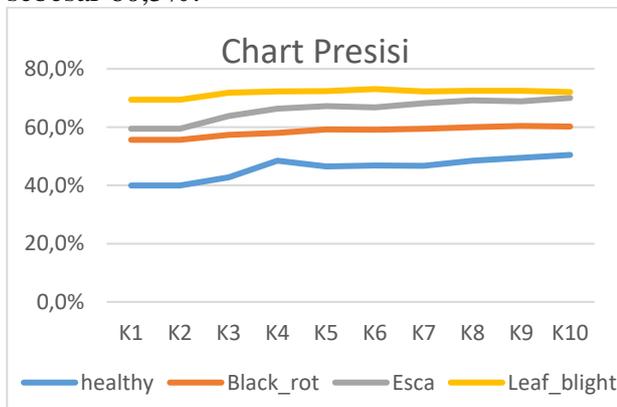
3.4. Hasil Pengujian

Dari uji coba yang telah dilakukan diperoleh nilai akurasi prediksi seperti yang terlihat pada Gambar 8. Nilai akurasi tertinggi diperoleh waktu melakukan prediksi kelas healthy dengan nilai sebesar 88,6% dengan menggunakan nilai K = 10. Untuk nilai akurasi paling kecil diperoleh waktu klasifikasi kelas Esca dengan nilai sebesar 74,1% dengan menggunakan nilai K = 1 dan K = 2. Jika dilakukan rata – rata maka nilai akurasi diperoleh sebesar 81,9%.



Gambar 8. Grafik akurasi hasil uji coba

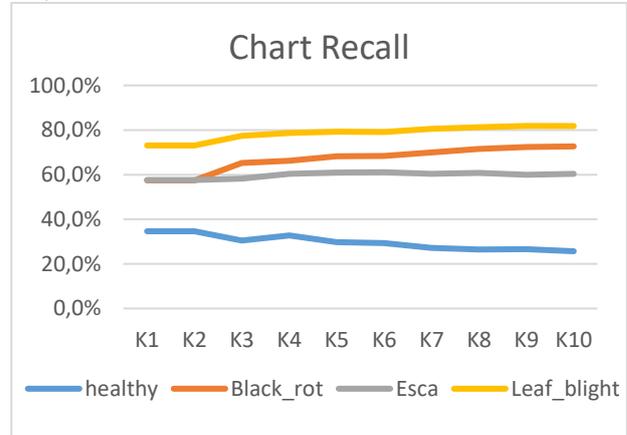
Gambar 9 merupakan grafik nilai presisi dari hasil uji coba. Nilai presisi tertinggi diperoleh waktu melakukan prediksi kelas Leaf_blight dengan nilai sebesar 73,1% dengan menggunakan nilai K = 6. Untuk nilai akurasi paling kecil diperoleh waktu klasifikasi kelas healthy dengan nilai sebesar 40% dengan menggunakan nilai K = 1 dan K = 2. Jika dilakukan rata – rata maka nilai presisi diperoleh sebesar 60,5%.



Gambar 9. Grafik presisi hasil uji coba

Gambar 10 Nilai presisi tertinggi diperoleh waktu melakukan prediksi kelas

leaf_blight dengan nilai sebesar 81,8% dengan menggunakan nilai K = 10. Untuk nilai presisi paling kecil diperoleh waktu klasifikasi kelas healthy dengan nilai sebesar 25,7% dengan menggunakan nilai K = 10. Jika dilakukan rata – rata maka nilai akurasi diperoleh sebesar 58,7%.



Gambar 10. Grafik presisi hasil uji coba

4. PENUTUP

4.1. Kesimpulan

Dari hasil uji coba klasifikasi citra penyakit daun anggur menggunakan metode K-Nearest Neighbor dan Gray Level Co-occurrence Matrix didapatkan kesimpulan seperti.

Dari hasil uji coba diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 88,6% waktu melakukan klasifikasi pada kelas Healthy dengan menggunakan nilai K = 10 dengan nilai presisi sebesar 50,5% dan recall sebesar 25,7%, sedangkan nilai akurasi paling rendah pada penelitian ini diperoleh dengan nilai 75,1% waktu melakukan klasifikasi kelas Esca dengan menggunakan nilai K = 1 dan K = 2, dengan nilai presisi sebesar 59,4%, dan nilai recall sebesar 57,6%.

4.2. Saran

Dari penelitian yang telah dilakukan terdapat saran yang dapat diberikan berupa penambahan pra proses citra berupa segmentasi untuk mengambil data citra penyakit dari objek penelitian itu sendiri, dibandingkan mengambil data objek secara keseluruhan dapat memungkinkan data dapat terklasifikasi berdasarkan bentuk objek itu sendiri.

5. DAFTAR PUSTAKA

[1] A. Kahar, Jamaluddin and Mustamin, "KAJIAN PENETAPAN HARGA JUAL BIBIT, BUAH ANGGUR PADA

- KOMUNITAS PETANI," *Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, vol. 2, no. 7, p. 5489, 2022.
- [2] M. Y. Malindra, E. Erlangga, N. P. Widiastini, S. D. Putri, A. Alfian, S. Hadi, I. S. Jiwandono, I. Oktaviyanti and K. Nisa, "Pengolahan Buah Anggur dan Mangga Sebagai Upaya Meningkatkan Jiwa Wirausaha Masyarakat Desa Sokong Kecamatan Tanjung Lombok Utara," *JURNAL INTERAKTIF: Warta Pengabdian Pendidikan*, vol. 2, no. 1, pp. 21-27, 2022.
- [3] R. Apriyanto and M. Ahsan, "SISTEM ANALISIS DIAGNOSA PENYAKIT TANAMAN ANGGUR DENGAN PENDEKATAN CERTAINTY FACTOR BERBASIS ANDROID," *KURAWAL Jurnal Teknologi, Informasi dan Industri*, vol. 2, no. 1, pp. 64-78, 2019.
- [4] S. S. Simanjuntak, H. Sinaga, K. Telaumbanua and Andri, "Klasifikasi Penyakit Daun Anggur Menggunakan Metode GLCM, Color Moment dan K*Tree," *Jurnal SIFO Mikroskil*, vol. 21, no. 2, pp. 93-104, 2020.
- [5] S. Ratna, "PENGOLAHAN CITRA DIGITAL DAN HISTOGRAM DENGAN PHYTON DAN TEXT EDITOR PHYCHARM," *Jurnal Ilmiah "Technologia"*, vol. 11, no. 3, pp. 181-186, 2020.
- [6] A. Fadjeri, B. A. Saputra, D. K. A. Ariyanto and L. Kurniatin, "Karakteristik Morfologi Tanaman Selada Menggunakan Pengolahan Citra Digital," *Jurnal Ilmiah SINUS (JIS)*, vol. 20, no. 2, pp. 1-12, 2022.
- [7] H. P. Hadi and E. H. Rachmawanto, "EKSTRAKSI FITUR WARNA DAN GLCM PADA ALGORITMA KNN UNTUK KLASIFIKASI KEMATANGAN RAMBUTAN," *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, vol. 8, no. 3, pp. 63-68, 2022.
- [8] S. Raysyah, V. Arinal and D. I. Mulyana, "KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH KOPI BERDASARKAN DETEKSI WARNA MENGGUNAKAN METODE KNN DAN PCA," *Jurnal Sistem Informasi*, vol. 8, no. 2, p. 2021, 88-95.
- [9] J. A. Widiyans, H. S. Pakpahan, E. Budiman, Haviluddin and M. Soleha, "Klasifikasi Jenis Bawang Menggunakan Metode KNearest Neighbor Berdasarkan Ekstraksi Fitur Bentuk dan Tekstur," *JURTI*, vol. 3, no. 2, pp. 139-146, 2019.
- [10] R. A. Saputra, D. Puspitasari and T. Baidawi, "Deteksi Kematangan Buah Melon dengan Algoritma Support Vector Machine Berbasis Ekstraksi Fitur GLCM," *Jurnal Infortech*, vol. 4, no. 2, pp. 200-206, 2022.
- [11] Muhathir, M. H. Santoso and D. A. Larasati, "Wayang Image Classification Using SVM Method and GLCM Feature Extraction," *JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering)*, vol. 4, no. 2, pp. 373-382, 2021.
- [12] A. A. Huda, B. Setiaji and F. R. Hidayat, "IMPLEMENTASI GRAY LEVEL COOCCURRENCE MATRIX (GLCM) UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN PADI," *Jurnal Pseudocode*, vol. 9, no. 1, pp. 33-38, 2022.
- [13] S. A. R. Srg, M. Zarlis and Wanayumini, "Klasifikasi Citra Daun dengan GLCM (Gray Level Co-Occurrence) dan," *Matrik: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika,*

- dan Rekayasa Komputer*, vol. 21, no. 2, pp. 477-488, 2022.
- [14] M. R. Adrian, M. P. Putra, M. H. Rafialdy and N. A. Rakhmawati, "Perbandingan Metode Klasifikasi Random Forest dan SVM Pada Analisis Sentimen PSBB," *JURNAL INFORMATIKA UPGRIS*, vol. 7, no. 1, pp. 36-40, 2021.
- [15] I. M. A. Mahawan and P. A. E. D. Udayana, "IMPLEMENTASI OPTICAL CHARACTER RECOGNITION (OCR) DAN PENDEKATAN THESAURUS UNTUK MENEMUKAN INFORMASI PADA SURAT MASUK DI STMIK STIKOM INDONESIA," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer*, vol. 6, no. 1, pp. 39-44, 2020.
- [16] R. K. Dinata, Fajriana, Zulfa and N. Hasdyna, "KLASIFIKASI SEKOLAH MENENGAH PERTAMA/SEDERAJAT WILAYAH BIREUEN MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBORS BERBASIS WEB," *CESS (Journal of Computer Engineering System and Science)*, vol. 5, no. 1, pp. 33-37, 2020.
- [17] E. Retnoningsih and R. Pramudita, "Mengenal Machine Learning Dengan Teknik Supervised dan Unsupervised Learning Menggunakan Python," *BINA INSANI ICT JOURNAL*, vol. 7, no. 2, pp. 156-165, 2020.
- [18] P. R. Sihombing and A. M. Arsani, "COMPARISON OF MACHINE LEARNING METHODS IN CLASSIFYING POVERTY IN INDONESIA IN 2018," *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 2, no. 1, pp. 51-56, 2021.
- [19] J. Wahyudi and I. Maulida, "Pengenalan Pola Citra Kain Tradisional Menggunakan GLCM dan KNN," *JTIULM*, vol. 4, no. 2, p. 43 – 48, 2019.
- [20] Nurainun, E. Haerani, F. Syafrina and L. Oktavia, "Penerapan Algoritma Naïve Bayes Classifier Dalam Klasifikasi Status Gizi Balita dengan Pengujian K-Fold Cross Validation," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 4, no. 3, p. 578–586, 2023.
- [21] A. Peryanto, A. Yudhana and R. Umar, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation," *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, vol. 4, no. 1, p. 45~51, 2020.
- [22] N. Hadianto, H. B. Novitasari and A. Rahmawati, "KLASIFIKASI PEMINJAMAN NASABAH BANK MENGGUNAKAN METODE NEURAL NETWORK," *Jurnal PILAR Nusa Mandiri*, vol. 15, no. 2, pp. 163-170, 2019.
- [23] A. Damuri, U. Riyanto, H. Rusdianto and M. Aminudi, "Implementasi Data Mining dengan Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Kelayakan Penerima Bantuan Sembako," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 8, no. 6, p. 219–225, 2021.