

Klasifikasi Penyakit Daun Tomat Menggunakan Algoritma K-NN Berdasarkan Ekstraksi Fitur GLCM dan LBP

Fuad Mahrus Fathoni

Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

Alamat: Jl. Rungkut Madya No.1, Gn. Anyar, Kec. Gn. Anyar, Surabaya, Jawa Timur 60294

Korespondensi penulis: fuadmahrusfathoni@gmail.com

Abstrak Tomatoes are widely cultivated in Indonesia and are one of the crops with high economic value. According to the Central Bureau of Statistics, the Indonesian nation has the capacity to produce up to 1.17 million tons of tomatoes in 2020. Tomatoes contain ingredients that the body needs. Additionally, grapes can also be consumed in different forms. However, tomato production in Indonesia decreased from 2013 to 2015 due to the spread of pests. Therefore, we conducted a study to classify tomato leaf diseases using the K-nearest neighbor method based on the grayscale coexistence matrix and the extraction of local binary pattern features. The data used was 9157 data obtained from the Plant Village database and classified into 6 classes (healthy, spot fungus, late blight, leaf mold, mosaic virus, spider mite, and target spot). The testing process was performed using the K-fold cross-validation technique, followed by performance calculations using the confusion matrix method. The highest accuracy was obtained at 86.8% when classifying using K9 and K10 with a precision value 40.6% and recall 49.2% when classifying using a value of $K = 9$, and precision 49.7% and recall of 49.3% when classifying using a value of $K = 10$.

Keywords: Classification, Tomato, K-Nearest Neighbor, Gray Level Co-Occurrence Matrix, Local Binary Pattern,

Abstrak. Tomat merupakan salah satu tanaman yang cukup banyak ditanam dan memiliki nilai ekonomi yang tinggi di Indonesia. Menurut Badan Pusat Statistik pada tahun 2020 negara Indonesia mampu memproduksi tomat hingga 1,17 juta ton. Buah tomat memiliki kandungan yang dibutuhkan oleh tubuh. Selain itu buah anggur juga dapat dikonsumsi dalam banyak bentuk. Meskipun demikian Indonesia pernah mengalami penurunan produksi tomat pada tahun 2013-2015 dikarenakan serangan dari hama. Maka dari itu dilakukan penelitian berupa klasifikasi penyakit daun tomat menggunakan metode K-Nearest Neighbor berdasarkan ekstraksi fitur Gray Level Co-occurrence Matrix dan Local Binary Pattern. Data yang digunakan ada sebanyak 9157 data yang tersebar kedalam 6 kelas (*healthy, bacterial spot, leaf blight, leaf mold, mosaic virus, spider mites, dan target spot*) yang diperoleh dari *Plant Village Database*. Proses uji coba dilakukan menggunakan teknik K-Fold Cross Validation yang kemudian dilakukan perhitungan performa menggunakan metode *Confussion Matrix*. Dari penelitian ini diperoleh akurasi tertinggi sebesar 86,8% waktu melakukan klasifikasi menggunakan $K = 9$ dan $K = 10$ dengan nilai presisi 40,6% dan recall 49,2% waktu klasifikasi menggunakan nilai $K = 9$, serta presisi 49,7% dan recall 49,3% waktu klasifikasi menggunakan nilai $K = 10$.

Kata kunci: Klasifikasi, Tomat, K-Nearest Neighbor, Gray Level Co-Occurrence Matrix, Local Binary Pattern

LATAR BELAKANG

Sebagai negara agraris buah tomat merupakan salah satu buah yang cukup banyak ditanam oleh masyarakat Indonesia, selain itu buah tomat juga memiliki nilai ekonomi yang tinggi (Saputra dkk, 2023). Dilansir dari Badan Pusat Statistik (BPS) pada tahun 2022, Indonesia mampu memproduksi tomat hingga 1,17 juta ton, nilai tersebut mengalami peningkatan sebesar 4,87% dibandingkan pada tahun sebelumnya. Di dalam buah tomat terdapat kandungan vitamin serta mineral yang dibutuhkan oleh tubuh manusia, diantaranya adalah vitamin A, vitamin C, kalsium, potasium, dan juga fosfat. Selain itu buah tomat juga

merupakan sayuran yang cukup digemari oleh masyarakat karena cita rasanya yang manis, segar, dan khas (Hadi, 2023). Meskipun demikian nyatanya indonesia pernah mengalami penurunan produksi tomat pada tahun 2013 hingga 2015 dikarenakan serangan hama (Alivianingsih dkk, 2020). Maka dari itu perlu dilakukan peneitian untuk mengklasifikasikan penyakit pada tanaman tomat.

Klasifikasi merupakan sebuah teknik pembelajaran data untuk menghasilkan sebuah nilai prediksi berdasarkan serangkaian atribut (Tangkelayuk, Mailoa, 2022). Salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan proses kalasifikasi adalah metode KNN atau *K-Nearest Neighbor*. Metode KNN merupakan salah satu metode yang tergolong cukup sederhana, mudah dipelajari dan di impementasi serta terbukti dapat memberikan nilai evaluasi yang tinggi (Amardita dkk, 2022).

Gray Level Co-Ocurence Matrix atau GLCM merupakan salah satu dari beberapa metode yang sering dipakai dalam penelitian analisis tekstur Extraction (Muhathir dkk, 2021). Metode glcm merupakan salah satu metode ekstraksi fitur yang baik dan terbukti sangat efektif sebagai teknik yang menampilkan karakteristik dari karakteristik fitur (Laksono dkk, 2023). Metode GLCM diperkenalkan pertama kali oleh Haralick pada tahun 19973 sebagai sebuah metode ekstraksi fitur tekstur tang memiliki jumlah fitur sebanyak 28 buah yang memberikan informasi berupa pola spasial (Lamasgi dkk, 2022). Dalam melakukan ekstraksi fitur, metode GLCM dapat memberikan komputasi dan akurasi yang bagus, fitur yang dapat digunakan antara lain adalah *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity* (Laksono dkk, 2023).

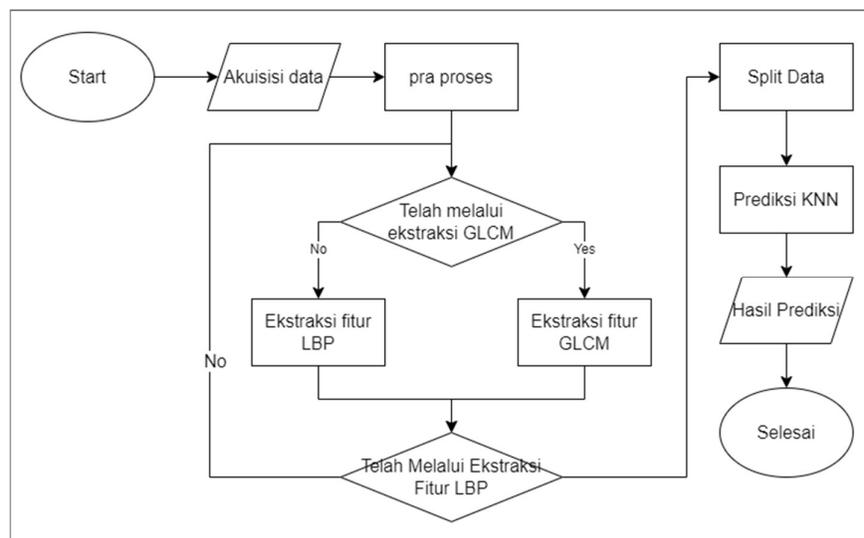
Local Binary Patter atau LBP merupakan salah satu dari beberapa metode yang dapat dipergunakan untuk mendapatkan tekstur sebagai dasar untuk melakukan klasifikasi. Ojala dkk merupakan seseorang yang pertama kali memperkenalkan metode LBP. Keunggulan dari metode ini adalah memiliki kompleksitas dan komputasi yang renndah (Neneng dkk, 2020). Dari penjelasan sebelumnya maka dilakukan penelitian untuk melakukan klasifikasi penyakit daun tomat menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* berdasarkan ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* dan *Local Binary Pattern* sebagai salah satu upaya dalam melakukan pencegahan terhadap turunya produksi tomat.

KAJIAN TEORITIS

Pada penelitian yang pernah dilakukan oleh (Saleh, 2022) dengan judul “Pendeteksian Penggunaan Masker Untuk Pencegahan Penyebaran Covid-19 Menggunakan Algoritma K-nearest neighbor” dilakukan proses klasifikasi terhadap 5507 data citra wajah pengguna masker yang terbagi kedalam 3 kelas yang berbeda. Dari pengujian yang telah dilakukan diperoleh hasil akurasi sebesar 91,04% dengan nilai sensitivity sebesar 81,38% dan specificity sebesar 94,49% waktu melakukan pengujian klasifikasi menggunakan data uji sebanyak 1652 buah.

METODE PENELITIAN

Perancangan penelitian dilakukan menggunakan bahasa pemrograman python yang di eksekusi menggunakan Google Collab. Desain sistem dari penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1. Proses penelitian diawali dengan akuisisi data citra, kemudian dilanjut dengan pra-proses terhadap data citra, setelah itu dilakukan pengambilan nilai fitur menggunakan metode LDA dan GLCM, selanjutnya dilakukan prediksi menggunakan KNN dan diperoleh hasil prediksi.

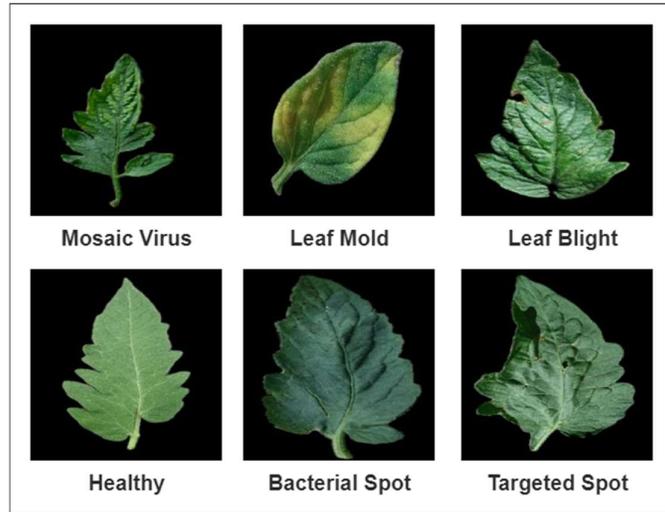


Gambar 1 Gambar Desain Sistem

Akuisisi Data

Data yang digunakan sebagai objek penelitian ini diperoleh dari PlantVillage Database dengan jumlah data yang digunakan sebagai penelitian adalah 9157 data citra daun tomat yang tersebar kedalam 6 kelas yaitu kelas Tomato mosaic virus sebanyak 373 data citra, kelas Tomato leaf mold sebanyak 952 data citra, kelas Tomato leaf blight sebanyak 1000 data, kelas Tomato healthy sebanyak 1591 data citra, kelas Tomato bacterial spot sebanyak 2161 data citra,

kelas Tomato target spot sebanyak 1404 data. Kelas Tomato spider mites sebanyak 1676 data. Tampilan data citra yang digunakan sebagai penelitian ini dapat dilihat pada **Gambar 2**.



Gambar 2 Gambar Desain Sistem

Pra proses

Sebelum dilakukan pengambilan fitur, perlu dilakukan langkah pra-proses terhadap data citra daun anggur yang digunakan sebagai objek penelitian. Langkah pra proses yang digunakan pada penelitian ini tidak lain adalah *Image Deduplication*, dan *Grayscaleing*.

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

Untuk mendapatkan nilai grayscale pada suatu citra dapat diterapkan rumusan 1 pada setiap piksel citra dimana variabel R, G, dan B pada rumusan tersebut adalah nilai warna piksel (merah, hijau, dan biru), Selain itu juga terdapat variable yang menyimpan nilai tetap seperti α (0.2989), β (0.5870), γ (0.1140) (Dinata dkk, 2020).

Gray Level Co-occurrence Matrix

Langkah pertama dalam melakukan ekstraksi fitur menggunakan metode GLCM adalah melakukan pembentukan matrix ko-okurensi berdasarkan ekstraksi berdasarkan sudut dan derajat yang telah ditentukan (Lamasgi dkk, 2022). Sudut dan derajat yang digunakan pada penelitian ini adalah derajat = 1 dengan sudut 0° , 45° , 90° dan 135° . Nilai fitur yang dapat digunakan pada GLCM antara lain adalah *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity* (Fikriah dkk, 2022).

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

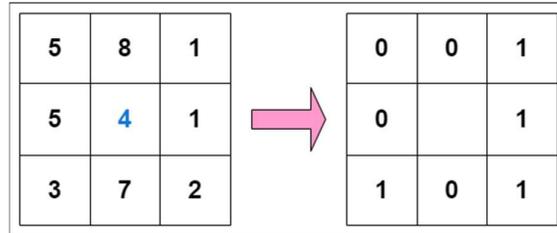
$$correlation = \sum_{x,y} \frac{(x - \mu_x)(y - \mu_y)p(x,y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3)$$

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

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

Local Binary Pattern

Metode Local Binary Pattern atau LBP merupakan teknik merubah piksel pada citra menjadi nilai desimal. metode ini berguna sebagai pengolah informasi mengenai struktur lokal yang terdapat pada sekitar piksel gambar (Alwy dkk, 2023). Gambaran mengenai proses pengolahan tersebut dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Ilustrasi LBP

Dari seluruh piksel yang terdapat pada citra, dilakukan perhitungan untuk mendapatkan citra lbp, proses konversi dilakukan dengan menghitung apakah 7 nilai di sekitar piksel *center* memiliki nilai lebih dari piksel *center* atau tidak, apabila iya maka nilai pada piksel tersebut adalah 1, jika tidak maka nilai pada piksel tersebut adalah 0.

Setelah itu dilakukan pengambilan nilai dari ke 8 piksel tersebut secara urut arah jarum jam ataupun sebaliknya sehingga diperoleh nilai 8 bit biner yang diubah menjadi desimal untuk menggantikan nilai piksel yang ada pada piksel *center* (Alwy dkk, 2023). Setelah diperoleh citra LBP maka dapat dilakukan pengambilan 5 nilai fitur LBP berupa *Mean*, *Variance*, *Skewness*, *Kurtosis*, dan *Entropy*. (Sanjaya dkk, 2020)

$$\text{mean } (\mu) = \sum_n f_n P(f_n) \quad (2) \quad (6)$$

$$\text{variance } (\sigma) = \sum_n (f_n - \mu)^2 P(f_n) \quad (7)$$

$$\text{skewness } (\alpha_3) = \frac{1}{\sigma^3} \sum_n (f_n - \mu)^3 P(f_n) \quad (8)$$

$$\text{kurtosis } (\alpha_4) = \frac{1}{\sigma^4} \sum_n (f_n - \mu)^4 P(f_n) - 3 \quad (9)$$

$$\text{entropy } (H) = - \sum_n P(f_n) \cdot \log P(f_n) \quad (10)$$

K-Nearest Neighbor

K-Nearest Neighbor merupakan salah satu metode supervised learning yang memiliki arti bahwa variabel prediksi dan variabel yang dilatih saling berkaitan untuk diperoleh pola baru. Dalam melakukan prediksi, Dalam melakukan proses klasifikasi, KNN memiliki cara dengan mencari data yang memiliki jarak terdekat antara data yang ingin diprediksi dengan datlatih (Yulianto dan Darwis, 20). Pada metode KNN nilai jarak dapat di hitung dengan menggunakan perhitungan jarak Euclidean Distance, perhitungan ini merupakan salah satu

perhitungan jarak yang tergolong sederhana serta perhitungan yang dapat memberikan akurasi dengan baik. rumusan untuk menghitung jarak menggunakan metode Euclidean Distance dapat dilihat pada rumusan 11 (Raysyah dkk, 2021)

$$d_i = \sqrt{\sum_{i=1}^p (x_{2i} - x_{1i})^2} \quad (11)$$

Secara umum langkah metode KNN dalam melakukan prediksi diawali dengan menentukan nilai k, kemudian dilakukan perhitungan jarak antara data yang diprediksi dengan data yang di latih, setelah itu dilakukan pengurutan data berdasarkan data yang memiliki jarak paling dekat dengan data latih, lalu dilakukan prediksi berdasarkan jumlah kelas paling banyak dalam rentang nilai k (Maskuri dkk, 2022):

HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses pengujian pada penelitian ini seluruhnya dilakukan menggunakan bahasa pemrograman python, dengan jumlah data yang diperoleh dari *Plant Village Database* sebagai objek penelitian berjumlah 9151 data gambar yang tersebar kedalam 6 jeni kelas.

Pra proses

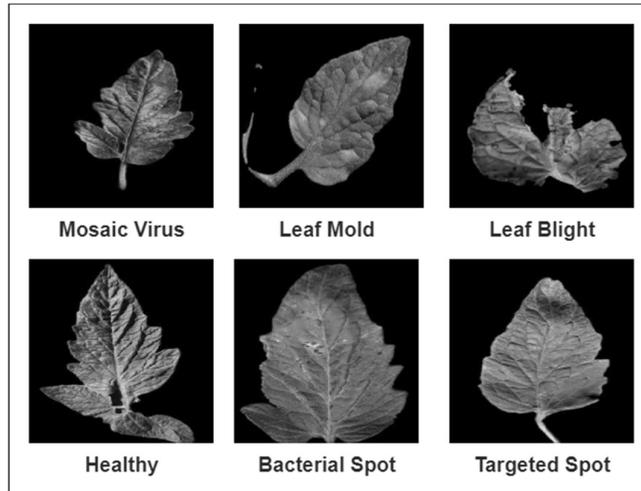
Pada langkah ini seluruh data citra daun tomat pertama tama akan dilakukan proses *Image Deduplication* atau proses eliminasi terhadap data-data yang terdeteksi ganda atau kembar supaya tidak terjadi adanya redudansi data waktu melakukan prediksi. Hasil pra proses *Image Deduplication* dapat dilihat pada

Gambar 4.

```
folder ke 1 bernama : Tomato mosaic virus (373)
tunggal : 362, duplikat : 11
folder ke 2 bernama : Tomato leaf mold (952)
tunggal : 934, duplikat : 18
folder ke 3 bernama : Tomato leaf blight (1000)
tunggal : 996, duplikat : 4
folder ke 4 bernama : Tomato healthy (1591)
tunggal : 1459, duplikat : 132
folder ke 5 bernama : Tomato bacterial spot (2161)
tunggal : 2044, duplikat : 117
folder ke 6 bernama : Tomato target spot (1404)
tunggal : 1350, duplikat : 54
folder ke 7 bernama : Tomato spider mites (1676)
tunggal : 1397, duplikat : 279
=====
total gambar          = 9157
total gambar tunggal = 8542      *
total gambar duplikat = 615
```

Gambar 4 Hasil pra proses Image Deduplication

Langkah pra proses berikutnya setelah *Image Deduplication* adalah proses konversi citra dari RGB menjadi keabuan atau *Grayscaleing*. Data citra yang telah melalui pra proses grayscaleing akan terlihat seperti pada Gambar 5.



Gambar 5 hasil pra proses grayscaleing

Ekstraksi Fitur GLCM

Proses pengambilan nilai fitur menggunakan metode GLCM dilakukan terhadap matriks ko okurensi yang dibentuk menggunakan parameter sudut yakni 0°, 45°, 90° dan 135° serta nilai jarak adalah 1. Dari seluruh matriks ko okurensi dilakukan pengambilan nilai fitur berupa *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity*. Hasil dari ekstraksi ke-4 nilai tersebut dapat dilihat pada Gambar 6.

gambar	fitur	degree 0	degree 45	degree 90	degree 135
Tomato bacterial spot - 1.png	contrast	288.58946532556945	591.7510677516398	445.3410356469579	577.19511340169095
Tomato bacterial spot - 1.png	correlation	2.3006904234143308e-05	2.1644811202637884e-05	2.3471674209611190e-05	2.162466082979263e-05
Tomato bacterial spot - 1.png	energy	1.0028635520503277	1.002604860957123	1.002530855830903	1.0026125845283929
Tomato bacterial spot - 1.png	homogeneity	2.879830416291952	2.9233909570612013	2.862279330366874	2.92431212136685997
Tomato healthy - 1.png	contrast	574.655998106054	876.8063102541905	757.3263757115727	1149.0736984831053
Tomato healthy - 1.png	correlation	0.00011603442518660175	0.00011182609536733271	0.00011429923057558118	0.0001093440835728652
Tomato healthy - 1.png	energy	1.0005171822979698	1.0005659628919474	1.0005004910080548	1.0005715926389034
Tomato healthy - 1.png	homogeneity	1.818231487646699	1.83836977253668	1.8216318157501519	1.8368128130678087
Tomato leaf blight - 1.png	contrast	132.74001399789887	305.15359079620464	201.33021627703698	274.0548573455617
Tomato leaf blight - 1.png	correlation	0.000211980345277811	0.00020401936680616327	0.00021029808142699588	0.0002047452465784436
Tomato leaf blight - 1.png	energy	1.0006192420257352	1.000662646888601	1.00061847117039	1.0006561564995273
Tomato leaf blight - 1.png	homogeneity	1.631755059119314	1.6477874824777246	1.6322042271494865	1.6476214246358722
Tomato leaf mold - 1.png	contrast	270.1160838383275	344.5051514381777	208.68562550287072	380.2258585057955
Tomato leaf mold - 1.png	correlation	0.00015666213944273073	0.00015151877375579705	0.0001580868459193306	0.00015015057092447674
Tomato leaf mold - 1.png	energy	1.0018378109123447	1.0019199136533221	1.0019432042795642	1.0019217271488408
Tomato leaf mold - 1.png	homogeneity	1.8146435644011945	1.8354641993064433	1.811169742839411	1.8408687552437186
Tomato mosaic virus - 1.png	contrast	144.20389663103785	310.42441263100613	203.77155872271513	258.3635159514871
Tomato mosaic virus - 1.png	correlation	0.0003270032352157044	0.00031322842056110615	0.0003236394193454669	0.0003159891314666376
Tomato mosaic virus - 1.png	energy	1.0008418746459378	1.0008472144760032	1.0008484042915817	1.000841553981217
Tomato mosaic virus - 1.png	homogeneity	1.4720608866773546	1.4846909460611641	1.472127113956958	1.4849621106404811
Tomato spider mites - 1.png	contrast	339.8934652139236	507.2632675381504	305.44537253591756	503.7077644606652
Tomato spider mites - 1.png	correlation	0.00014862226204564988	0.00014439436803750209	0.00014962791302251777	0.00014428357020093864
Tomato spider mites - 1.png	energy	1.000390755774249	1.0004095039185745	1.000383026330706	1.0004168271083054
Tomato spider mites - 1.png	homogeneity	1.6814774936065078	1.693270865129307	1.6777603954542428	1.6942415616237646
Tomato target spot - 1.png	contrast	178.71665453368567	472.0050982180203	358.7013851460626	427.94613576738584
Tomato target spot - 1.png	correlation	0.0001196687128510438	0.00011483094770447127	0.00011849393527314307	0.00011521028947023495
Tomato target spot - 1.png	energy	1.0008085308123226	1.0009711037815405	1.0008710524676946	1.000895976683504
Tomato target spot - 1.png	homogeneity	1.760090765194036	1.7775624364148025	1.759189179749228	1.777027215459384

Gambar 6 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM

Ekstraksi Fitur LBP

Proses ekstraksi fitur menggunakan metode LBP diawali dengan merubah citra *Grayscale* menjadi citra LBP terlebih dahulu, dari terbentuknya citra LBP maka dapat dilakukan pengambilan nilai fitur berupa *mean*, *variance*, *skewness*, *kurtosis*, dan *entropy*. Hasil dari seluruh ekstraksi fitur tersebut nantinya akan digabungkan dengan nilai hasil ekstraksi fitur metode GLCM dan digunakan sebagai dasar untuk memprediksi kelas pada data uji. Tampilan dari hasil ekstraksi fitur LBP dapat dilihat pada Gambar 7.

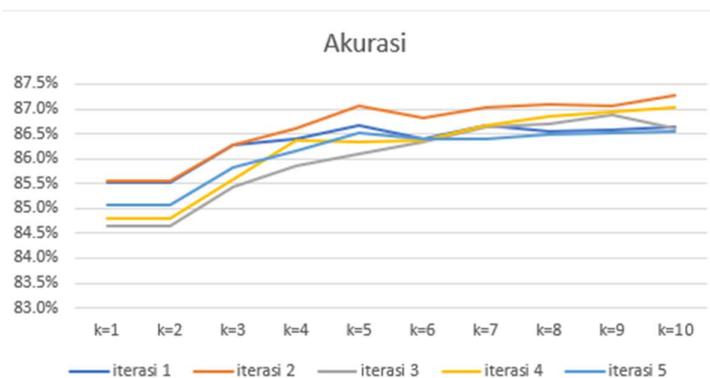
gambar	mean	variance	skewness	entropy	kurtosis
Tomato bacterial spot - 1.png	172.321044921875	9080.266711652279	-0.6623372791878004	3.479697845997363	-1.1719838587650337
Tomato healthy - 1.png	197.6412353515625	7880.276652917266	-1.246983423600034	2.6595586381438225	-0.061128546216373536
Tomato leaf blight - 1.png	204.00289916992188	7176.677725969814	-1.394158175986415	2.2894832180804998	0.3662050789527924
Tomato leaf mold - 1.png	196.89488220214844	8340.472852226114	-1.2399332022181966	2.5911145485984495	-0.13989745033044754
Tomato mosaic virus - 1.png	212.11746215820312	6597.896999760531	-1.6920027772870125	1.9884969474185037	1.2846418751415731
Tomato spider mites - 1.png	199.574951171875	8023.077512204647	-1.2962095324955158	2.4515124013672667	0.016195023852418
Tomato target spot - 1.png	198.92332458496094	7651.94298867858	-1.2493685857877936	2.513240211248137	-0.03225557599549589

Gambar 7 Hasil Ekstraksi Fitur LBP

Uji Coba

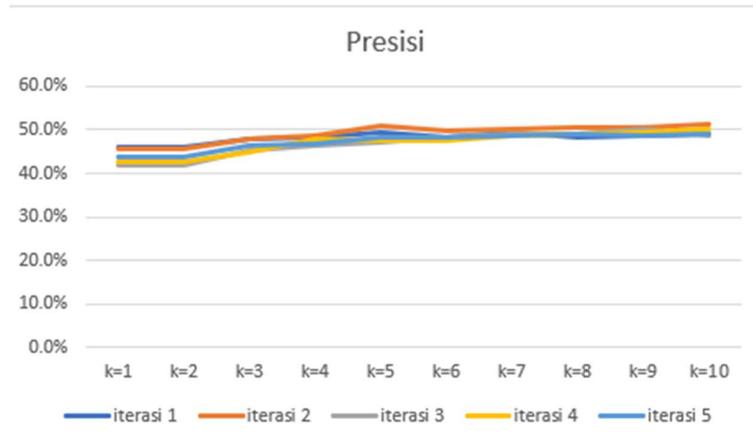
Dari hasil ekstraksi fitur menggunakan metode GLCM dan LBP dilakukan pembagian data atau split data menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* dengan nilai $k = 5$ sehingga diperoleh ratio pembagian untuk data latih adalah 80% dan data uji adalah 20%. dari proses pembagian tersebut dilakukan pengujian sebanyak $k=5$ kali dengan *fold* data uji yang berbeda pada setiap pembagiannya, kemudian dari proses pengujian tersebut dilakukan perhitungan rata-rata sehingga diperoleh nilai evaluasi secara keseluruhan. Proses evaluasi pada penelitian ini dilakukan menggunakan metode *Confussion Matrix* dengan menghitung nilai *True Positive*, *True Negative*, *False Positive*, dan *False Negative* dapat diperoleh nilai akurasi, presisi, serta *recall*.

Hasil Pengujian



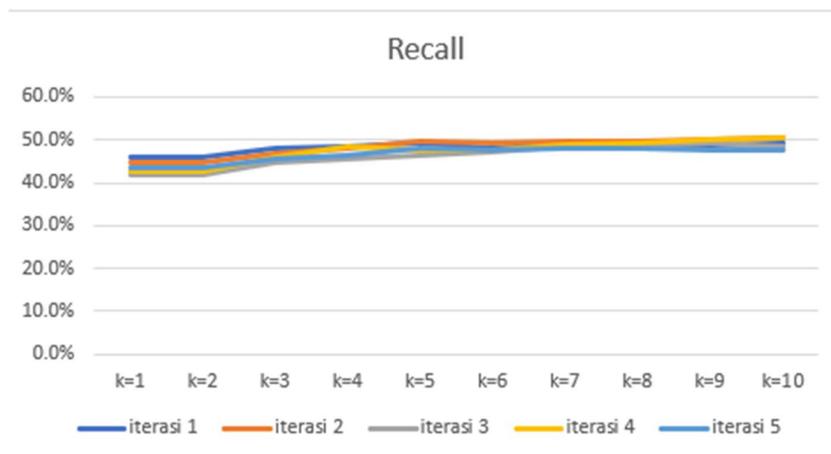
Gambar 8 Grafik Akurasi ke-5 iterasi pembagian data

Gambar 8 merupakan hasil evaluasi akurasi dari setiap *iterasi split data* menggunakan *K-Fold Cross Validation* iterasi ke-1 hingga ke-5. Dapat dilihat bahwa akurasi tertinggi diperoleh waktu melakukan iterasi ke 2 dengan nilai akurasi 87,3%.



Gambar 9 Grafik Presisi ke-5 iterasi pembagian data

Gambar 9 merupakan hasil evaluasi presisi setiap *iterasi split data* menggunakan *K-Fold Cross Validation* iterasi ke-1 hingga ke-5. Sama seperti hasil hal nya pada grafik akurasi, pada grafik presisi nilai tertinggi diperoleh waktu melakukan iterasi ke 2 namun dengan nilai presisi sebesar 51,2%.



Gambar 10 Grafik Recall ke-5 iterasi pembagian data

Gambar 10 merupakan hasil evaluasi recall *iterasi split data* menggunakan *K-Fold Cross Validation* iterasi ke-1 hingga ke-5. Sama seperti hasil hal nya pada grafik akurasi, dan presisi pada grafik *recall* nilai tertinggi diperoleh waktu melakukan iterasi ke 2 namun dengan nilai presisi sebesar 50,7%.

Dari seluruh pengujian menggunakan ke-5 iterasi split data yang berbeda tersebut dilakukan pengambilan rata-rata sehingga diperoleh nilai evaluasi berupa akurasi presisi dan recall secara keseluruhan yang dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil rata-rata evaluasi dari uji coba klasifikasi

	Akurasi		Presisi	Recall
k=1	85,1%		44,0%	43,7%
k=2	85,1%		44,0%	43,7%
k=3	85,9%		46,5%	46,3%
k=4	86,3%		47,6%	47,5%
k=5	86,5%		48,6%	48,2%
k=6	86,5%		48,5%	48,0%
k=7	86,7%		49,2%	48,8%
k=8	86,7%		49,2%	48,8%
k=9	86,8%		49,6%	49,2%
k=10	86,8%		49,7%	49,3%

Pada Tabel 1 dapat dilihat rata-rata nilai akurasi tertinggi pada penelitian ini diperoleh sebesar 86,8% waktu melakukan klasifikasi menggunakan nilai K=9 dan nilai K=10, Dengan nilai presisi = 40,6% dan recall 49,2% pada nilai K = 9, serta presisi = 49,7% dan recall 49,3% pada nilai K = 10. Pada tabel tersebut juga dapat terlihat bahwa akurasi paling rendah diperoleh waktu klasifikasi menggunakan nilai K=1 dan K=2 dengan nilai akurasi sebesar 85,1% dan presisi sebesar 44% dan recall sebesar 43,7%.

KESIMPULAN DAN SARAN

Dari hasil proses uji coba klasifikasi data citra penyakit daun tomat menggunakan metode K-Nearest Neighbor berdasarkan ekstraksi fitur Gray Level Co-occurrence Matrix dan Local Binary Pattern diperoleh nilai evaluasi akurasi tertinggi sebesar 86,8% waktu melakukan klasifikasi menggunakan nilai K=9 dan K=10, dengan nilai presisi = 40,6% dan recall 49,2% waktu klasifikasi menggunakan nilai K = 9, serta presisi = 49,7% dan recall 49,3% waktu klasifikasi menggunakan nilai K = 10. Selain itu juga diperoleh nilai evaluasi paling rendah waktu melakukan klasifikasi menggunakan nilai K=1 dan K=2 dengan nilai akurasi sebesar 85,1% dan presisi sebesar 44% dan recall sebesar 43,7%.

Saran untuk penelitian berikutnya yang dapat diberikan oleh peneliti adalah berupa pengujian terhadap data citra yang telah melalui proses tresholding yang diharapkan dapat menampilkan tekstur dari penyakit daun tomat dapat lebih menonjol sehingga dapat meningkatkan nilai evaluasi pada waktu dilakukan proses uji coba.

DAFTAR REFERENSI

- Alivianingsih, Y., Pramudi, M. I., & Fitriyanti, D. (2020). Efektivitas Rendaman Kulit Bawang Merah Terhadap Hama Daun Tomat Pada Masa Vegetatif. *Proteksi Tanaman Tropika*, 3(2), 200-203.
- Alwy, A. D., Wahid, M. S., Ag, B. N., & Fakhri, M. M. (2023). Klasifikasi Penyakit Pada Padi Dengan Ekstraksi Fitur LBP dan GLCM. *JOURNAL OF DEEP LEARNING, COMPUTER VISION AND DIGITAL IMAGE PROCESSING*, 1(1), 1-10.
- Amardita, R. S., Adiwijaya, & Purbolaksono, M. D. (2022). Analisis Sentimen terhadap Ulasan Paris Van Java Resort Lifestyle Place di Kota Bandung Menggunakan Algoritma KNN. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(1), 62-68.
- Dinata, R. K., Fajriana, Zulfa, & Hasdyna, N. (2020). KLASIFIKASI SEKOLAH MENENGAH PERTAMA/SEDERAJAT WILAYAH BIREUEN MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBORS BERBASIS WEB. *CESS (Journal of Computer Engineering System and Science)*, 5(1), 33-37.
- Fikriah, F. K., Sulthan, M. B., Mujahidah, N., & Roziqin, M. K. (2022). (GLCM), Naïve Bayes untuk Klasifikasi Penyakit Daun Bawang Merah Berdasarkan Ekstraksi Fitur Gray Level Co-occurrence Matrix. *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)*, 6(2), 133-141.
- Hadi, A. S. (2023). KHASIAT BUAH TOMAT (*Solanum lycopersicum*) BERPOTENSI SEBAGAI OBAT BERBAGAI JENIS PENYAKIT. *Empiris: Journal of Progressive Science and Mathematics*, 1(1), 7-15.
- Laksono, P., Harliana, & Prabowo, T. (2023). Deteksi Tumor Otak Melalui Penerapan GLCM dan Naïve Bayes Classification. *Jurnal Ilmiah Intech : Information Technology Journal of UMUS*, 41(48), 41-48.
- Lamasgi, Z. Y., Serwin, Lasena, Y., & Husdi. (2022). Identifikasi Tingkat Kesegaran Ikan Tuna Menggunakan Metode GLCM dan KNN. *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 4(1), 70-76.
- Maskuri, M. N., Harliana, Sukerti, K., & Bhakti, R. H. (2022). Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Memprediksi Penyakit Stroke. *Jurnal Ilmiah Intech : Information Technology Journal of UMUS*, 4(1), 130-140.
- Muhathir, Santoso, M. H., & Larasati, D. A. (2021). Wayang Image Classification Using SVM Method and GLCM Feature Extraction. *JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering)*, 4(2), 373-382.
- Neneng, Putri, N. U., & Susanto, E. R. (2020). Klasifikasi Jenis Kayu Menggunakan Support Vector Machine Berdasarkan Ciri Tekstur Local Binary Pattern. *CYBERNETICS*, 4(2), 93-100.
- Raysyah, S., Arinal, V., & Mulyana, D. I. (2021). KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH KOPI BERDASARKAN DETEKSI WARNA MENGGUNAKAN METODE KNN DAN PCA. *JSiI | Jurnal Sistem Informasi*, 8(2), 88-95.
- Saleh, A. (2022). Pendeteksian Penggunaan Masker Untuk Pencegahan Penyebaran Covid-19 Menggunakan Algoritma K-nearest neighbor. *Jurnal TEKESNOS*, 4(1), 278-283.

- Sanjaya, S., Adzkia, U., Handayani, L., & Yanto, F. (2020). Local Binary Pattern and Learning Vector Quantization for Classification of Principal Line of Palm-Hand. *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining (IJAIDM)*, 3(2), 71 – 77.
- Saputra, R. H., Hariyono, R. C., & Fathulloh. (2023). Deteksi Penyakit Tomat Melalui Citra Daun menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Aviation Electronics, Information Technology, Telecommunications, Electricals, Controls (AVITEC)*, 5(1), 43-51.
- Tangkelayuk, A., & Mailoa, E. (2022). Klasifikasi Kualitas Air Menggunakan Metode KNN, Naïve Bayes Dan Decision Tree. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 9(2), 1109-1119.
- Yulianto, A. P., & Darwis, S. (2021). Penerapan Metode K-Nearest Neighbors (kNN) pada Bearing. *Journal Riset Statistika*, 10-18.