

The Implementation of Color Feature Extraction and Gray Level Co-occurrence Matrix Combination in K-Nearest Neighbor Classification Method for Tomato Leaf Disease Identification

Penerapan Kombinasi Ekstraksi Fitur Warna dan Gray Level Co-occurrence Matrix dalam Klasifikasi Metode K-Nearest Neighbor untuk Identifikasi Penyakit Daun Tomat

Sandy Wahyu Agusta¹, Wilis Kaswidjanti²

^{1,2} Informatika, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Yogyakarta, Indonesia

¹123190145@student.upnyk.ac.id, ^{2*}wilisk@upnyk.ac.id

*: *Corresponding author*

Informasi Artikel

Received: May 2023

Revised: June 2023

Accepted: June 2023

Published: June 2023

Abstract

Purpose: Tomato plants are quite important commodities in Indonesia. With a complete and good content of substances, tomatoes become a product that is widely consumed by the public. However, much of the decline in crop production is caused by plant disruptive organisms such as viruses and bacteria. Early identification of plant diseases is expected to prevent the spread of diseases caused by these organisms.

Design/methodology/approach: In this study the data used in machine training are data from kaggle sites. This study uses the K-Nearest Neighbor classification method with a combination method of extracting feature on RGB, HSV and GLCM images to obtain the best accuracy value.

Findings/Results: Based on the test results among the combination methods of feature extraction in the process of identifying tomato leaf diseases which are classified into 7, namely testing units of RGB, HSV, GLCM followed by a combination of RGB HSV, RGB GLCM, HSV GLCM, and RGB HSV GLCM methods obtained a comparison value of 71.5%, 72.9%, 79%, 82.5%, 90.6%, 87.4% and 87.7%. Based on these data, it was concluded that with the combination of the RGB GLCM method obtained the best accuracy value in the identification of tomato leaf disease with an accuracy rate of 90.6%.

Originality/value/state of the art: The use of the K-Nearest Neighbor classification method in this study combines the collection of selected characteristics so as to get a comparison of 7 combination groups between RGB, HSV, and GLCM.

Keywords: Classification, K-Nearest Neighbor, RGB, HSV, GLCM
Kata kunci: Klasifikasi; K-Nearest Neighbor; RGB; HSV; GLCM

Abstrak

Tujuan: Tanaman tomat merupakan komoditas yang cukup penting di Indonesia. Dengan kandungan zat yang lengkap dan baik, tomat menjadi produk yang banyak dikonsumsi oleh masyarakat. Namun banyak penurunan produksi tanaman tersebut yang disebabkan oleh organisme pengganggu tanaman seperti virus dan bakteri. Identifikasi penyakit tanaman sejak dini diharapkan dapat mencegah tersebarinya penyakit yang disebabkan oleh organisme tersebut.

Perancangan/metode/pendekatan: Pada penelitian ini data yang digunakan dalam pelatihan mesin yaitu data dari situs kaggle. Penelitian ini menggunakan metode klasifikasi K-Nearest Neighbor dengan metode kombinasi ekstraksi ciri pada citra RGB, HSV dan GLCM untuk mendapatkan nilai akurasi yang terbaik.

Hasil: Berdasarkan hasil pengujian diantara metode kombinasi ekstraksi fitur dalam proses identifikasi penyakit daun tomat yang digolongkan menjadi 7 yaitu pengujian satuan RGB, HSV, GLCM dilanjutkan dengan kombinasi metode RGB HSV, RGB GLCM, HSV GLCM, dan RGB HSV GLCM didapatkan nilai perbandingan 71.5%, 72.9%, 79%, 82.5%, 90.6%, 87.4% dan 87.7%. Berdasarkan data tersebut, didapatkan kesimpulan bahwa dengan kombinasi metode RGB GLCM mendapatkan nilai akurasi terbaik dalam identifikasi penyakit daun tomat dengan tingkat akurasi mencapai 90.6%.

Keaslian: Penggunaan metode klasifikasi K-Nearest Neighbor pada penelitian ini menggabungkan dari pengambilan ciri yang dipilih sehingga mendapatkan perbandingan 7 golongan kombinasi antara RGB, HSV, dan GLCM.

1. Pendahuluan

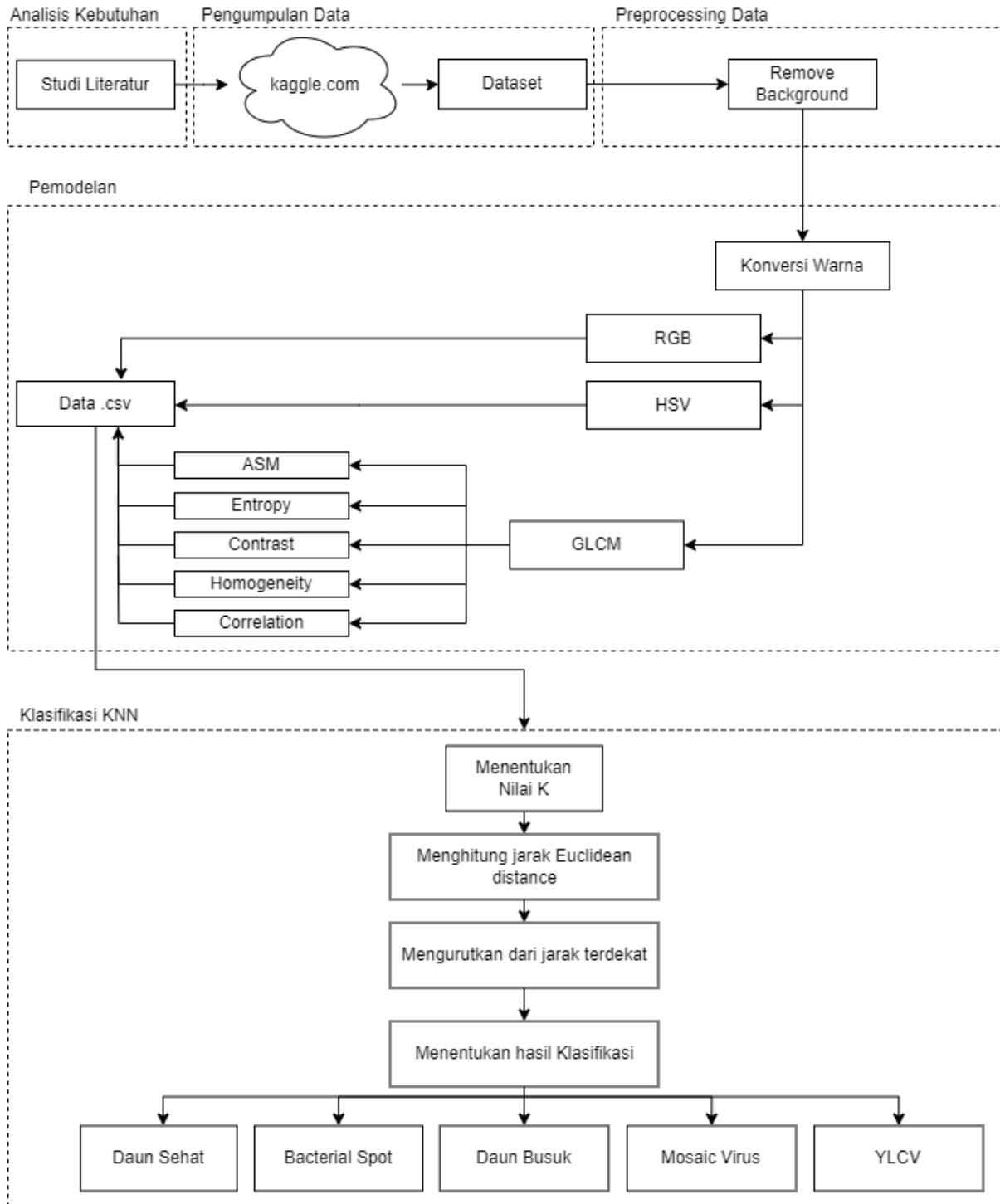
Tanaman tomat merupakan komoditas sayuran yang cukup penting di Indonesia. Dengan kandungan zat yang lengkap dan baik, buah tomat banyak diolah menjadi berbagai macam produk makanan. Namun hingga saat ini produksi tomat kian menurun, penurunan produksi tersebut dipengaruhi oleh beberapa faktor diantaranya disebabkan oleh serangan OPT (organisme pengganggu tanaman). Beberapa organisme tersebut antara lain adalah Tobacco Mosaic Virus (TMV), Potato virus Y (PVY), Potyvirus, PepYLCV (Paper yellow leaf curl virus) dan Cucumber Mosaic Virus. Pengaruh virus terhadap hasil produksi tanaman tomat memiliki nilai yang cukup tinggi, yaitu pada gejala *mosaic* mencapai 87.73% sedangkan pada gejala kuning mencapai 44.8%. [1].

Penelitian terkait identifikasi penyakit pada daun tomat sebelumnya telah dilakukan dengan membandingkan metode Convolutional Neural Network dan Support Vector Machine. Hasil pengujian pada penelitian tersebut menunjukkan metode Convolutional Neural Network lebih baik dibandingkan Support Vector Machine [2], namun penggunaan metode klasifikasi K-Nearest Neighbor dengan membandingkan kombinasi pengambilan ciri belum digunakan dalam penelitian terkait penyakit pada daun tomat. Selanjutnya, berdasarkan penelitian [3] yang membahas tentang klasifikasi pada daun tanaman herbal dengan membandingkan metode K-Nearest Neighbour (KNN) dan metode Local Binary Pattern Histogram (LBPH) menggunakan 5 jenis daun herbal Sulawesi Tenggara dengan total 100 dataset, didapatkan perbandingan akurasi sebagai berikut, K-Nearest Neighbour memiliki nilai akurasi sebesar 97,5% sedangkan metode LBPH memiliki nilai akurasi sebesar 94%. Perhitungan akurasi tersebut dilakukan menggunakan metode Confusion Matrix. Metode klasifikasi K-Nearest Neighbor merupakan metode dengan proses pembelajaran supervised learning. Metode ini melakukan klasifikasi dengan proyeksi data pembelajaran multidimensi. Pembelajaran tersebut bekerja dengan perhitungan Euclidean Distance untuk mengetahui jarak terdekat diambil dari data pembelajaran terhadap objek klasifikasi.

Penelitian [4] terkait ekstraksi fitur citra HSV dengan objek kematangan daun teh menghasilkan nilai akurasi 83.33% dengan waktu komputasi 23,7 milidetik menggunakan perhitungan jarak Euclidean Distance. Menurut penelitian tersebut, warna HSV mudah didefinisikan melalui persepsi manusia berbeda dengan RGB ataupun CMYK sehingga cocok dalam proses optimalisasi klasifikasi daun menggunakan metode KNN. Selanjutnya pada penelitian [5] terkait penggunaan metode ekstraksi fitur tekstur GLCM mendapatkan rata-rata tingkat akurasi sebesar 83.33%. Algoritma metode tersebut menentukan matrix *co-occurrence* dengan menunjukkan hubungan spasial dari level keabuan pada sebuah citra, hal tersebut akan membedakan berbagai macam tekstur pada citra yang berbeda namun hanya sedikit berpengaruh pada perbandingan citra yang membutuhkan ciri warna untuk dapat membedakan setiap kelas yang ada, dikarenakan metode tersebut hanya mengambil ciri dari tektur pada gambar melalui hubungan spasial dari level keabuannya. Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya penggunaan ekstraksi fitur masih bergantung pada satu fitur saja dan belum menerapkan pengujian terkait kombinasi ekstraksi fitur yang digunakan. Harapan dari penelitian ini dapat diperoleh kombinasi fitur terbaik yang digunakan dalam memaksimalkan metode klasifikasi K-Nearest Neighbor dalam mengenali jenis penyakit pada daun tomat.

2. Metode

Penelitian ini diawali dengan analisis kebutuhan dan diakhiri dengan kesimpulan yang dapat ditarik dari hasil penelitian, termasuk perbandingan hasil optimasi pemilihan ekstraksi fitur yang tepat. Tahapan penelitian diilustrasikan seperti yang terlihat pada Gambar 1.



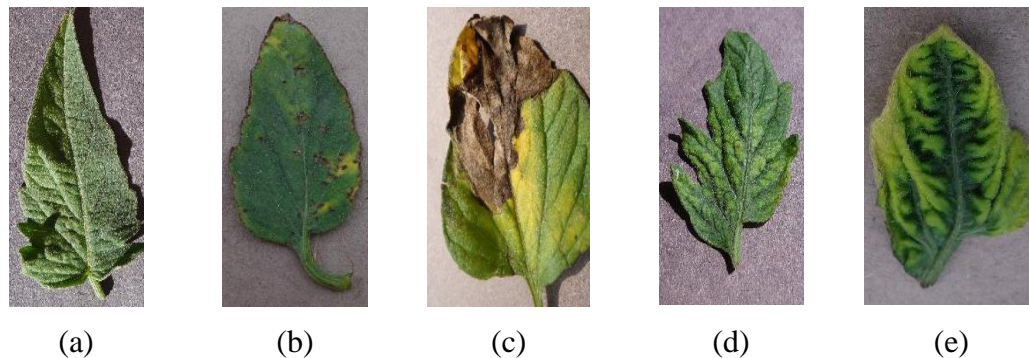
Gambar 1. Metodologi Penelitian

2.1. Analisis Kebutuhan

Pada tahapan analisis kebutuhan dilakukan studi literatur berdasarkan penelitian sebelumnya untuk mendapatkan masalah serta metode yang tepat dalam melakukan penelitian atau sebagai referensi pada penelitian yang akan dilakukan.

2.2. Pengumpulan Data

Data yang digunakan adalah citra atau gambar yaitu sebuah representasi dari objek tertentu yang pada dasarnya tidak dapat diolah oleh komputer. Citra harus diubah terlebih dahulu menjadi sebuah citra digital agar dapat diproses oleh komputer [6]. Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah data sekunder, diambil dari situs (<https://www.kaggle.com/>) berukuran 256×256 . Masing-masing tiap klasifikasi adalah 1000 serta data pengujian atau validasi sebanyak 100 tiap klasifikasinya. Dengan sampel data seperti pada Gambar 2



Gambar 2. Sampel Data (a) Daun Sehat, (b) Bacterial Spot, (c) Late Blight, (d) Mosaic Virus, (e) Yellow Leaf Curl Virus

2.3. Preprocessing Data

Pada tahapan preprocessing data dilakukan menggunakan library pada program python untuk menghapus latar belakang agar konversi warna dapat dilakukan secara maksimal. Pada algoritma penghapusan latar belakang digunakan algoritma U²-Net dengan segmentasi objek yang menonjol. U²-Net bekerja dengan memisahkan objek utama yang diberi warna putih dan latar belakang yang diberi warna hitam seperti pada penelitian terkait U²-Net [7].

2.4. Pemodelan

Pada tahapan pemodelan dilakukan konversi warna untuk mendapatkan fitur ciri dari citra pada setiap kelasnya untuk dapat digunakan sebagai variabel dalam proses klasifikasi nantinya.

2.4.1. Red Green Blue

RGB atau Red, Green, Blue merupakan model transformasi warna dengan didasarkan oleh sub koordinat kartesian. Pada model ini memperlihatkan *spectral primary color red, green, dan blue*. Pemodelan data diambil dari nilai rata rata pada sebuah citra data seperti pada sampel model data pada **Tabel 1**.

Tabel 1. Sampel Model Data RGB

Red	Green	Blue	Alpha	Label
27.01053	37.25566	25.09686	110.6535	Tomato_Bacterial_Spot
39.3985	53.62067	32.20853	110.6941	Tomato_Healthy
26.71158	31.05875	21.18144	94.76593	Tomato_Late_blight
26.33249	35.22	18.26427	78.47121	Tomato_Mosaic_virus
19.35608	21.26773	10.776	72.83708	Tomato_Yellow_Leaf_Curl

2.4.2. Hue Saturation Value

Transformasi warna HSV adalah turunan atau pengembangan dari transformasi model warna RGB, oleh karenanya untuk mendapatkan nilai *Hue*, *Saturation*, dan *Value* harus dilakukan konversi dari transformasi warna RGB terlebih dahulu [7], [8].

Rumus mendapatkan nilai RGB dalam bentuk normalisasi :

$$r = \frac{R}{255}, g = \frac{G}{255}, b = \frac{B}{255} \quad (1)$$

Rumus menghitung *Value* :

$$V = \max(r, g, b) \quad (2)$$

Rumus menghitung *Saturation* :

$$S = \begin{cases} 0 & , \text{jika } V < 0 \\ 1 - \frac{\min(r,g,b)}{V} & , \text{jika } V > 0 \end{cases} \quad (3)$$

Rumus menghitung *Hue* :

$$H = \begin{cases} 0 & , \text{jika } \max = \min \\ 60^\circ \times \left(\frac{(G-B)}{\max-\min} \bmod 6 \right) & , \text{jika } \max = R \\ 60^\circ \times \left(\frac{(B-R)}{\max-\min} + 2 \right) & , \text{jika } \max = G \\ 60^\circ \times \left(\frac{(R-G)}{\max-\min} + 4 \right) & , \text{jika } \max = B \end{cases} \quad (4)$$

Setelah nilai citra dikonversi, selanjutnya dapat diambil nilai rata rata sebagai ciri dari sebuah citra. Hasil sampel data pada model *Hue Saturation Value* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Sampel Data Model HSV

Hue	Saturation	Value	Label
29.2836	49.73695	44.09593	Tomato_Bacterial_Spot
15.62265	32.6059	41.54938	Tomato_Healthy
17.13052	36.34117	21.23468	Tomato_Late_blight
15.66045	35.96881	25.56534	Tomato_Mosaic_virus
25.43797	92.75316	69.56409	Tomato_Yellow_Leaf_Curl

2.4.3. Gray Level Co-occurrence Matrix

Gray Level Co-Occurance Matrix atau GLCM merupakan sebuah metode ekstraksi fitur pada citra atau metode statistika dengan tujuan untuk memeriksa tekstur dengan mempertimbangkan hubungan spasial antar piksel [9], [10], [14].

a) Angular Second Moment / ASM:

Fitur ini bertujuan untuk mengukur keseragaman tekstur dengan ketentuan yaitu fitur akan bernilai besar ketika nilai piksel mirip satu dengan yang lain dan berlaku sebaliknya.

$$ASM = \sum_{i=0}^{level-1} \sum_{j=0}^{level-1} P_{i,j}^2 \quad (5)$$

$P(i,j)$ = Nilai piksel pada koordinat i, j pada GLCM Matriks

level = Rentang gray tone

b) Energy :

$$Eng = \sqrt{ASM} \quad (6)$$

c) Contrast :

Mengukur frekuensi spasial dari sebuah citra dan perbedaan tinggi rendahnya suatu piksel yang dihasilkan dari perbedaan moment GLCM.

$$Con = \sum_{i,j=0}^{level-1} P_{i,j}(i-j)^2 \quad (7)$$

d) Homogeneity :

Homogeneity atau Inverse Difference Moment digunakan untuk pengukuran homogenitas dari sebuah citra. Nilai ini sangat sensitif terhadap nilai disekitar diagonal utama.

$$Hom = \sum_{i=0}^{level-1} \sum_{j=0}^{level-1} \frac{P_{i,j}}{1+|i-j|} \quad (8)$$

e) Dissimilarity

Merupakan sebuah ketidaksamaan yang menggambarkan sejauh mana perbedaan intensitas antara dua piksel yang saling berdekatan.

$$Diss = \sum_{i=0}^{level-1} \sum_{j=0}^{level-1} |i-j|P_{i,j} \quad (8)$$

f) Correlation :

Mengukur nilai linearitas dari sejumlah pasangan piksel.

$$\mu = \sum_{i=0}^{level-1} \sum_{j=0}^{level-1} i \times P_{i,j} \sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} j \times P_{i,j} \quad (9)$$

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{level-1} \sum_{j=0}^{level-1} (i - \mu_i)^2 P_{i,j}} = \sqrt{\sum_{i=0}^{level-1} \sum_{j=0}^{level-1} (j - \mu_j)^2 P_{i,j}} \quad (10)$$

$$Cor = \sum_{i=0}^{level-1} \sum_{j=0}^{level-1} P_{i,j} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (11)$$

Tabel 3. Sampel Data Model GLCM dengan sudut 0°

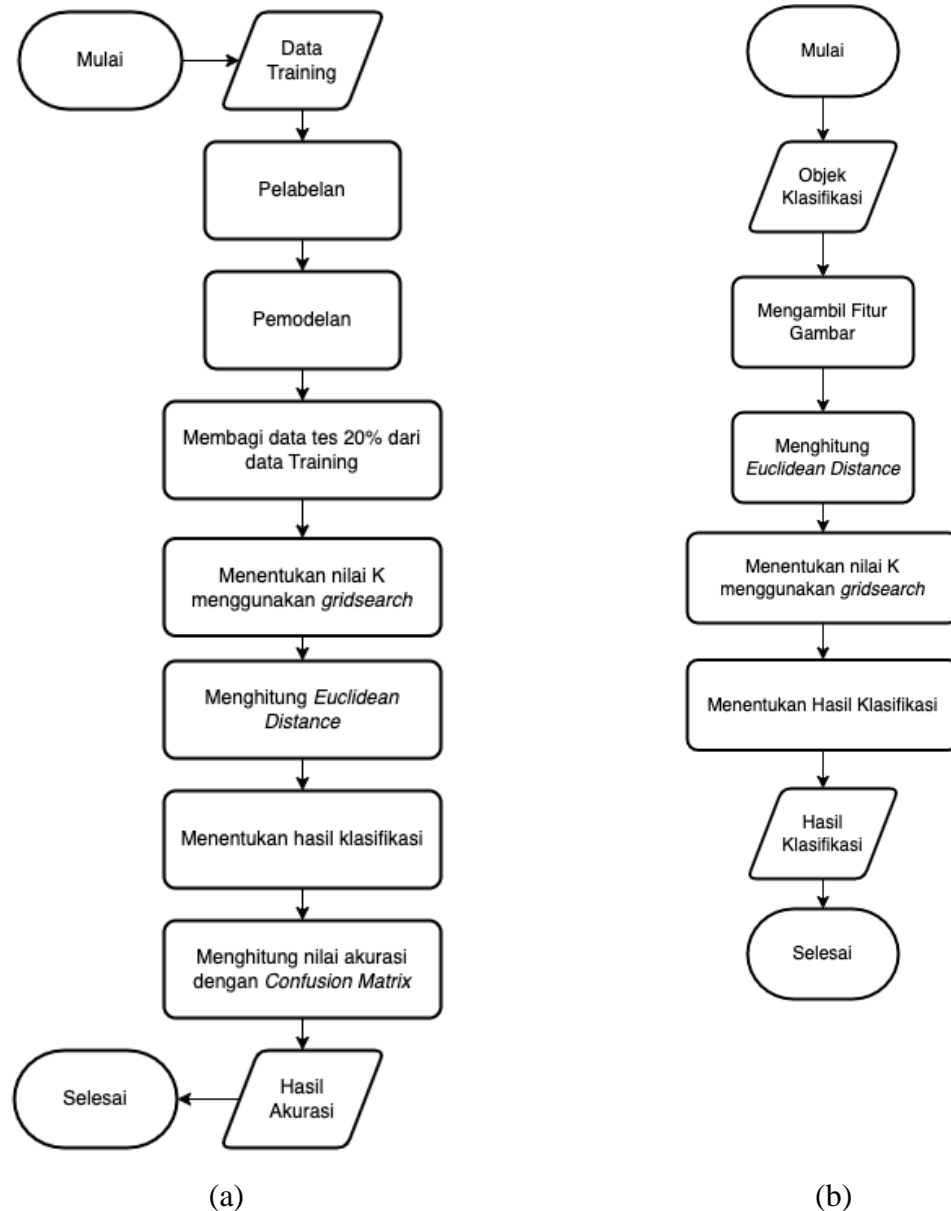
Contrast	Dissimi..	Homogen	Energy	Corre..	ASM	Label
0.865778	0.597028	0.727107	0.226246	0.912769	0.051187	Tomato_Bacterial_Spot
3.838618	1.377742	0.516255	0.164981	0.679991	0.027219	Tomato_Healthy
3.023836	1.130913	0.593214	0.162407	0.819774	0.026376	Tomato_Late_blight
2.095527	0.887408	0.661794	0.234744	0.798632	0.055105	Tomato_Mosaic_virus
1.382184	0.735279	0.692081	0.203125	0.890184	0.04126	Tomato_Yellow_Leaf_Curl

2.5. Klasifikasi

K-Nearest Neighbor (KNN) merupakan sebuah metode untuk melakukan klasifikasi dengan menentukan tetangga terdekat terhadap objek uji dengan objek pembelajaran. Data tersebut diproyeksikan pada ruang multidimensi [3][13]. Algoritma K-Nearest Neighbor bekerja dengan menggunakan nilai K sebagai penentu jumlah tetangga terdekat yang akan menentukan hasil

klasifikasi setelah dilakukan perhitungan jarak antara objek klasifikasi dengan objek pebelajaran.

Pada tahapan klasifikasi dilakukan menggunakan data training dan data klasifikasi. Data training digunakan untuk mendapatkan hasil akurasi terbaik dari kombinasi metode ekstraksi fitur sebagai parameter yang dapat mewakili setiap kelas pada citra uji. Ilustrasi alur seperti pada Gambar 3.



Gambar 3. Flowchart Sistem (a) Flowchart Perhitungan Akurasi, (b) Flowchart Klasifikasi

Pada penelitian ini penentuan nilai K ditentukan melalui metode *gridsearch*, yaitu bekerja membandingkan nilai akurasi pada setiap nilai K sehingga didapatkan parameter nilai K terbaik [12]. Perbandingan tersebut dilakukan dengan perhitungan jarak *Euclidean Distance*.

3. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan nilai terbaik diantara kombinasi ekstraksi fitur yang dipilih yaitu ekstraksi fitur warna RGB dan HSV disertai ekstraksi fitur tekstur GLCM untuk meningkatkan nilai akurasi dari metode klasifikasi K-Nearest Neighbor.

Proses pengerjaan dari penelitian ini diawali dengan analisis kebutuhan data yang akan digunakan yaitu dengan mencari data sekunder dari internet dan didapatkan data yang sesuai dari database Kaggle. Data tersebut terdiri dari 5000 training dan 500 data uji. Data tersebut kemudian dilakukan proses selanjutnya yaitu preprocessing data yaitu proses segmentasi objek pada citra dengan bantuan dari library Python Remove Background menggunakan algoritma deep learning U²-Net yang bekerja dengan memisahkan objek utama yang diberi warna putih dan latar belakang yang diberi warna hitam seperti pada penelitian tentang arsitektur U²-Net [11].

Setelah seluruh data di segmentasi, dilakukan proses pemodelan yaitu dengan pengambilan ciri menggunakan kombinasi ekstraksi fitur RGB, HSV dan GLCM. Kemudian data ciri tersebut disimpan dalam format bentuk csv untuk digunakan pada tahap klasifikasi. Tahapan klasifikasi menguji data tersebut yang telah terdapat label didalamnya untuk dilakukan proses pengujian dengan confusion matrix kemudian dilakukan perbandingan antara hasil uji klasifikasi yang telah dilakukan. Pengujian dilakukan dengan bantuan *librari gridsearch* untuk menentukan nilai k terbaik dalam metode *K-Nearest Neighbor*. Dan hasil dari penentuan nilai K tersebut akan langsung dimasukan kedalam program. Rata-rata nilai K yang didapatkan dalam penggunaan metode *gridsearch* adalah 3.

Hasil nilai akurasi dihitung dan didapatkan pada setiap kombinasi model yang digunakan. Dengan perubahan nilai label data 0 sebagai Tomato_Bacterial_Spot, 1 sebagai Tomato_Healthy ,2 sebagai Tomato_Late_blight, 3 sebagai Tomato_Mosaic_virus, dan 4 sebagai Tomato_Yellow_Leaf_Curl.

a) RGB

Tabel 4. Confusion Matrix RGB

		Data Aktual				
		0	1	2	3	4
Data Prediksi	0	119	27	19	11	21
	1	23	180	11	4	0
	2	28	29	105	21	11
	3	5	1	9	177	6
	4	20	2	13	24	134

b) HSV

Tabel 5. Confusion Matrix HSV

		Data Aktual				
		0	1	2	3	4
Data Prediksi	0	137	16	15	3	26
	1	16	185	12	4	1
	2	32	27	94	17	24
	3	3	4	7	177	7
	4	25	1	19	12	136

c) GLCM

Tabel 6. Confusion Matrix GLCM

		Data Aktual				
		0	1	2	3	4
Data Prediksi	0	172	0	9	1	14
	1	2	201	3	11	1
	2	18	4	136	7	27
	3	3	22	5	163	3
	4	53	0	18	9	118

d) RGB HSV

Tabel 7. Confusion Matrix RGB HSV

		Data Aktual				
		0	1	2	3	4
Data Prediksi	0	155	8	16	1	17
	1	6	195	11	6	0
	2	29	21	120	10	14
	3	0	3	1	192	2
	4	16	0	4	10	163

e) RGB GLCM

Tabel 8. Confusion Matrix RGB GLCM

		Data Aktual				
		0	1	2	3	4
Data Prediksi	0	181	3	4	1	7
	1	3	210	5	0	0
	2	12	3	169	0	8
	3	0	2	2	189	3
	4	24	0	11	6	157

f) HSV GLCM

Tabel 9. Confusion Matrix HSV GLCM

		Data Aktual				
		0	1	2	3	4
Data Prediksi	0	166	2	7	1	21
	1	0	210	6	2	0
	2	16	20	148	6	4
	3	0	1	4	191	2
	4	10	1	11	12	159

g)

h) RGB HSV GLCM

Tabel 10. Confusion Matrix RGB HSV GLCM

		Data Aktual				
		0	1	2	3	4
Data Prediksi	0	163	2	14	0	18
	1	2	210	6	0	0
	2	11	12	153	11	7
	3	0	3	2	191	2
	4	6	2	17	8	160

Berdasarkan hasil pengujian atas perbandingan kombinasi metode ekstraksi fitur yang memiliki nilai rentang paling tinggi dengan akurasi yang terbaik adalah kombinasi antara metode ekstraksi fitur RGB dengan GLCM. Dengan memanfaatkan metode klasifikasi K-Nearest Neighbor kombinasi antara metode pengambilan ciri warna Red Green Blue dengan tekstur Gray Level Co-Occurance Matrix mendapatkan nilai akurasi sebesar 90.6% dengan perbandingan antara kombinasi metode ekstraksi fitur seperti pada Tabel 1.

Tabel 11. Perbandingan Hasil Akurasi

No	Metode	Nilai Akurasi
1	RGB	71.5%
2	HSV	72.9%
3	GLCM	79%
4	RGB dan HSV	82.5%
5	RGB dan GLCM	90.6%
6	HSV dan GLCM	87.4%
7	RGB, HSV dan GLCM	87.7%

Dengan memanfaatkan nilai parameter yang dapat menjadi ciri khusus pada setiap citra dan setiap kelasnya tentu akan semakin meningkatkan nilai akurasi dari metode klasifikasi K-Nearest Neighbor sehingga pada penelitian ini didapatkan nilai parameter yang terbaik diantara metode Red Green Blue (RGB), Hue Saturation Value (HSV) dan Gray Level Co-occurance Matrix (GLCM). Nilai parameter yang dapat mewakili ciri khusus pada setiap kelasnya adalah nilai yang didapatkan dari pengambilan ciri RGB dengan GLCM sebagai metode pengambilan ciri warna dan tekstur.

4. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa kombinasi ekstraksi fitur terbaik dalam penelitian ini adalah kombinasi antara metode pengambilan ciri warna *Red Green Blue* dan tekstur *Gray Level Co-occurance Matrix*. Nilai akurasi yang didapatkan dari kombinasi metode tersebut mencapai 90,6% dengan persebaran data testing 20% dan data training 80% dari total pada setiap kelas 1000 dan keseluruhan data mencapai 5000 citra dengan 5 kelas. Sedangkan nilai akurasi yang didapatkan dengan menggunakan 1 metode ekstraksi fitur kurang maksimal dikarenakan pada percobaan metode RGB akurasi yang didapatkan yaitu 71,5% begitupun metode HSV dengan nilai akurasi 72,9% mendapatkan nilai terendah pada kelas *late blight*. Sedangkan pada metode GLCM nilai terendah ada pada kelas *yellow leaf curl virus* dengan total akurasi keseluruhan 79%.

Untuk Identifikasi Penyakit Daun Tomat, dapat dianalisis bahwa penelitian ini masih terdapat beberapa kekurangan. Adapun saran yang dapat diterapkan yaitu pengumpulan data dapat ditambahkan dengan menggunakan berbagai perspektif pada proses pengambilan gambarnya. Selain itu pada penelitian selanjutnya juga dapat menambahkan kelas yang ada sehingga proses klasifikasi dapat lebih dari 5 kelas yang dapat dideteksi.

Daftar Pustaka

- [1] T. A. P. K. A. Y. Ida Bagus Gede Mahendra, "Pengaruh Infeksi Beberapa Jenis Virus Terhadap Penurunan Hasil Produksi Tanaman Tomat (*Solanum lycopersicum* Mill.) Di Dusun Marga Tengah, Desa Kerta, Kecamatan Payangan, Kabupaten Gianyar," *E-Jurnal Agroekoteknologi Tropika*, vol. 6, pp. 301-309, 2017.
- [2] S. F. T. F. M. B. P. S. Felix, "Implementasi CNN dan SVM untuk Identifikasi Penyakit Tomat via Daun," *Jurnal SIFO Mikroskil*, vol. 20, pp. 117-134, 2019.
- [3] A. A. A. L. Isman, "Perbandingan Metode KNN Dan LBPH Pada Klasifikasi Daun Herba," *JURNAL RESTI*, pp. 557-564, 2019.
- [4] L. N. N. I. Rahma Nur Auliasari, "Identifikasi Kematangan Daun Teh Berbasis Fitur Warna Hue Saturation Intensity (HSI) dan Hue Saturation Value (HSV)," *JUITA: Jurnal Informatika*, vol. VIII, pp. 217-223, 2020.
- [5] T. S. D. R. I. M. S. Fitria Shofrotun Ni'mah, "Identifikasi Tumbuhan Obat Herbal Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Algoritma Gray Level Co-occurrence Matrix dan K-Nearest Neighbor," *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, pp. 51-56, 2018.
- [6] E. H. R. Pulung Nurtantio Andono, "Evaluasi Ekstraksi Fitur GLCM dan LBP Menggunakan Multikernel SVM untuk Klasifikasi Batik," *JURNAL RESTI*, pp. 1-9, 2019.
- [7] Z. Z. C. H. M. D. O. R. Z. a. M. J. Xuebin Qin, "U²-Net : Going Deeper with Nested U-Structure for Salient Object Detection," pp. 1-15, 2022.
- [8] G. L. S. ., H. F. Reni Rahmadewi, "Pendeteksian Kematangan Buah Jeruk Dengan Fitur Citra Kulit Buah Menggunakan Transformasi Ruang Warna HSV," *JURNAL TEKNIK ELEKTRO DAN VOKASIONAL*, pp. 167-171, 2019.
- [9] A. R. Novan Wijaya, "Klasifikasi Jenis Buah Apel Dengan Metode K-Nearest Neighbors," *Jurnal SISFOKOM*, vol. 08, pp. 74-78, 2019.
- [10] V. P. Nitish Zulpe, "GLCM Textural Features for Brain Tumor Classification," *JCSI International Journal of Computer Science*, vol. 9, no. 3, pp. 354-359, 2012.
- [11] N. W. Herry Kamaruddin Sanjaya, "Klasifikasi Jenis Pisang Menggunakan Support Vector Machine dengan Fitur GLCM dan HOG," *Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 9, pp. 129-143, 2020.
- [12] N. A. H. Jani Kusanti, "Klasifikasi Penyakit Daun Padi Berdasarkan Hasil Ekstraksi Fitur GLCM Interval 4 Sudut," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT (JPIT)*, vol. 3, pp. 1-6, 2018.
- [13] D. S. I. M. Muhamad Ichsan Gunawan, "Peningkatan Kinerja Akurasi Prediksi Penyakit Diabetes Mellitus Menggunakan Metode Grid Search pada Algoritma Logistic Regression," *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika*, vol. 6, pp. 280-284, 2020.

- [14] A. A. S. Irvy Oktanisa, "PERBANDINGAN TEKNIK KLASIFIKASI DALAM DATA MINING UNTUK BANK DIRECT MARKETING," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, vol. 5, pp. 567-576, 2018.
- [15] V. R. U. S. B. P. Sachin B. Jadhav, "Soybean leaf disease detection and severity measurement using multiclass SVM and KNN classifier," *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, pp. 4077-4091, 2019.
- [16] Z. E. F. A. M. A. M. N. I. Niske Elmy Paulina, "Klasifikasi Kerusakan Mutu Tomat Berdasarkan Seleksi Fitur Menggunakan K-Nearest Neighbor," *MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database) Journal*, vol. 6, pp. 144-154, 2021.