

TEKNIK PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK IDENTIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN TANAMAN KOPI

Prio Mulyo Widodo¹, Ahmad Jazuli², Esti Wijayanti³

¹ Teknik Informatika, Teknik, Universitas Muria Kudus

² Teknik Informatika, Teknik, Universitas Muria Kudus

³ Teknik Informatika, Teknik, Universitas Muria Kudus

Email: ¹201851218@std.umk.ac.id, ²ahmad.jazuli@umk.ac.id, ³esti.wijayanti@umk.ac.id

(Naskah masuk: 27 November 2024, diterima untuk diterbitkan: 20 Desember 2024)

Abstrak

Kopi memegang peranan penting sebagai produk perkebunan, yang memberikan kontribusi signifikan terhadap perolehan devisa Indonesia. Saat ini, Indonesia menduduki peringkat keempat sebagai produsen kopi terbesar di dunia, dengan luas areal perkebunan mencapai 1,24 juta hektare. Meskipun demikian, jika dibandingkan dengan negara lain, kualitas dan kuantitas kopi yang dihasilkan Indonesia masih tergolong rendah, dipengaruhi oleh dua faktor utama: pohon yang lebih tua rentan terhadap penyakit dan peremajaan tanaman yang kurang baik. Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini meliputi ekstraksi ciri, ekstraksi ruang warna RGB, ekstraksi ruang warna HSV, pengolahan/klasifikasi dan perhitungan parameter akurasi. Tahap penelitian klasifikasi citra penyakit daun kopi menggunakan ruang warna RGB dan HSV. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem identifikasi penyakit daun kopi menggunakan analisis citra digital dengan fokus pada daun tanaman kopi. Dataset yang digunakan terdiri dari 5000 gambar daun kopi yang dibagi menjadi empat yaitu karat daun, Pengorok daun (*Miner*), *Leaf Blight (Phoma)* dan bercak daun, dengan masing-masing kelompok berjumlah 1000 gambar. Citra daun kopi diubah menjadi citra *greyscale*. Metode matriks kejadian bersama tingkat abu-abu (GLCM) kemudian digunakan untuk mengekstraksi fitur tekstur, menghasilkan fitur seperti kontras, entropi, keseragaman, dan energi. Ekstraksi fitur ini digunakan untuk klasifikasi menggunakan algoritma *K-nearest neighbour* (KNN). Berdasarkan hasil penelitian, metode KNN dengan $k=3$ dan *Euclidean distance* memberikan performa terbaik dengan akurasi 95%, presisi 95%, recall 95%, dan skor *f1* 95%.

Kata kunci: *Kopi, Penyakit Daun, Citra Digital.*

DIGITAL IMAGE PROCESSING TECHNIQUES FOR IDENTIFICATION OF DISEASES IN COFFEE PLANT LEAVES

Abstract

Coffee plays an important role as a plantation product, which makes a significant contribution to Indonesia's foreign exchange earnings. Currently, Indonesia is ranked fourth as the largest coffee producer in the world, with a plantation area of 1.24 million hectares. However, when compared with other countries, the quality and quantity of coffee produced by Indonesia is still relatively low, influenced by two main factors: older trees are susceptible to disease and poor plant rejuvenation. The research methods used in this research include feature extraction, RGB color space extraction, HSV color space extraction, processing/classification and calculation of accuracy parameters. The research stage of coffee leaf disease image classification uses RGB and HSV color spaces. This research aims to develop a coffee leaf disease identification system using digital image analysis with a focus on coffee plant leaves. The dataset used consists of 5000 images of coffee leaves which are divided into four, namely leaf rust, leafminer (*Miner*), leaf blight (*Phoma*) and leaf spot, with each group consisting of 1000 images. The image of the coffee leaf is converted into a greyscale image. The gray level co-occurrence matrix (GLCM) method is then used to extract texture features, resulting in features such as contrast, entropy, uniformity, and energy. This feature extraction is used for classification using the *K-nearest neighbor* (KNN) algorithm. Based on the research results, the KNN method with $k=3$ and *Euclidean distance* provides the best performance with 95% accuracy, 95% precision, 95% recall, and 95% *f1* score.

Keywords: *Coffee, Leaf Disease, Digital Image.*

1. PENDAHULUAN

Kopi memegang peranan penting sebagai produk perkebunan, yang memberikan kontribusi signifikan terhadap perolehan devisa Indonesia. Saat ini, Indonesia menduduki peringkat keempat sebagai produsen kopi terbesar di dunia, dengan luas areal perkebunan mencapai 1,24 juta hektare. Meskipun demikian, kualitas dan kuantitas produksi kopi Indonesia masih kalah dibandingkan dengan negara lain. Penelitian dari *Center for Indonesian Policy Studies* (CIPS) mengidentifikasi dua faktor utama yang melatarbelakangi rendahnya produktivitas kopi Indonesia: pertama, pohon yang sudah tua sangat rentan terhadap penyakit, dan kedua, peremajaan perkebunan belum dilakukan secara efektif (Nasution, B.B, 2018). Pada penelitian ini, peneliti akan menggunakan gambar daun kopi untuk mengidentifikasi penyakit tanaman kopi. Penyakit daun kopi pada penelitian ini ada empat yaitu Karat daun, Pengorok daun (*Miner*), *Leaf Blight* (*Phoma*) dan bercak daun Dengan menggunakan informasi tersebut, sistem akan dapat mengidentifikasi penyakit tanaman kopi dengan cepat dan akurat.

Ada banyak faktor yang dapat menyebabkan kesehatan tanaman kopi menjadi buruk, dengan hama sebagai salah satu faktor penyebabnya. Selain hama, berbagai masalah lain dapat merusak tanaman kopi, termasuk karat daun, jamur daun (*phoma*), dan munculnya bercak daun (*cercospora*). Kondisi daun kopi berfungsi sebagai indikator status kesehatan tanaman; perubahan warna atau munculnya bercak pada daun menandakan potensi penyakit. Oleh karena itu, klasifikasi penyakit pada tanaman kopi dapat dilakukan melalui analisis gambar daun kopi.

Penelitian yang dilakukan oleh Wahyuningtyas, Tritoasmoro, & Ibrahim. Kopi berperan penting sebagai tanaman perkebunan dan menjadi salah satu penghasil devisa utama dalam perekonomian Indonesia. Meskipun produksi kopi Indonesia mengalami kualitas dan kuantitas yang rendah, faktor utama di balik masalah ini adalah kematian tanaman kopi akibat infeksi penyakit. Mendeteksi penyakit ini dapat dilakukan dengan memeriksa perubahan warna dan karakteristik fisik daun. Namun, luasnya perkebunan kopi dan banyaknya jumlah tanaman menimbulkan tantangan signifikan bagi petani yang mencoba mengidentifikasi penyakit secara akurat. Untuk mengatasi masalah ini, pemrosesan citra digital digunakan, memanfaatkan metode ekstraksi fitur *Local Binary Pattern* bersama dengan teknik klasifikasi *Random Forest*. Dataset terdiri dari 240 gambar, dibagi menjadi 192 gambar latih dan 48 gambar uji. Pengujian menghasilkan tingkat akurasi yang mengesankan sebesar 95,83%, dicapai dengan parameter termasuk ukuran gambar 128x128 piksel, radius LBP 1, dan 100 estimator dalam model *Random Forest*. Dengan demikian, dapat

disimpulkan bahwa sistem yang dikembangkan secara efektif mengidentifikasi penyakit pada daun kopi.

Penelitian yang dilakukan oleh widiyanto & Puspita Dewi. Membahas tentang tanaman kopi Arabika menghadapi kerentanan yang lebih besar terhadap penyakit, yang mempersulit upaya petani dalam memelihara tanaman kopi ini. Proses yang terlibat meliputi pra-pemrosesan, ekstraksi fitur melalui GLCM dan *Color Moments*, *Information Gain* untuk pemilihan fitur, dan klasifikasi melalui *Support Vector Machine*. Ekstraksi fitur ini menghasilkan total 29 fitur yang berbeda. Dataset tersebut terdiri dari 1325 contoh untuk data yang tidak seimbang dan 1534 contoh untuk data yang seimbang, dengan pembagian 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Untuk mengidentifikasi jumlah fitur optimal yang menghasilkan akurasi tertinggi, pengujian kinerja untuk klasifikasi dilakukan dengan menggunakan berbagai jumlah fitur dalam dataset yang tidak seimbang dan seimbang. Variasi dalam jumlah fitur diperoleh dari pemeringkatan atribut berdasarkan hasil pemilihan fitur *Information gain*. Pengujian menunjukkan bahwa memanfaatkan 18 dari 29 fitur dalam dataset yang tidak seimbang mencapai akurasi tertinggi, menghasilkan nilai akurasi 68,30%, presisi 55,77%, dan recall 57,85%.

Penelitian yang dilakukan oleh Fatchurrachman & Udjulawa. Biasanya, minuman dibuat dari biji kopi bubuk yang berasal dari tanaman kopi. Faktor signifikan yang berkontribusi terhadap penurunan kualitas kopi adalah keberadaan hama yang dapat menyerang daun, batang, dan akar. Penelitian ini berupaya mengidentifikasi penyakit yang menyerang tanaman kopi dengan menganalisis daunnya melalui metode *Convolutional Neural Network* (CNN), khususnya memanfaatkan arsitektur *ResNet-50* beserta pengoptimal Adam. Kumpulan data terdiri dari total 1.664 gambar, yang mencakup 1.264 gambar untuk pelatihan dan 400 gambar untuk pengujian. Dalam penelitian ini, hasil pelatihan tertinggi dicapai dengan menggunakan 60 epoch dan pengoptimal Adam, menghasilkan nilai probabilitas 0,9969 pada tingkat pembelajaran 0,0001, sedangkan nilai probabilitas terendah yang tercatat adalah 0,4918. Tingkat akurasi yang diperoleh dari pengujian data dalam penelitian ini mencapai 99%.

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini meliputi ekstraksi ciri, ekstraksi ruang warna RGB, ekstraksi ruang warna HSV, pengolahan klasifikasi dan perhitungan parameter akurasi. Tahap penelitian klasifikasi citra penyakit daun kopi menggunakan ruang warna RGB dan HSV. Tujuan dari tahap ekstraksi ruang warna RGB adalah untuk mendapatkan nilai minimum dan maksimum merah dan hijau dari citra daun. Tujuan dari tahap ekstraksi

ruang warna HSV adalah untuk mendapatkan nilai hue minimum dan maksimum dari citra daun. Tahap klasifikasi merupakan pengujian model klasifikasi menggunakan data gambar daun. Penelitian ini akan difokuskan pada identifikasi penyakit pada tanaman kopi melalui analisis citra daun kopi. Dengan memanfaatkan data ini, sistem akan mendeteksi penyakit yang menyerang tanaman kopi secara efisien dan tepat.

2. LANDASAN TEORI

2.1 Tanaman Kopi

Tanaman kopi yang secara ilmiah dikenal dengan nama *Coffea* sp merupakan tanaman mirip pohon yang termasuk dalam famili *rubiaceae* dan genus *coffea*. Struktur tanaman kopi terdiri dari akar, batang, daun, bunga, dan buah. Tanaman kopi memiliki pola pertumbuhan tegak dan bercabang, yang berpotensi mencapai ketinggian 12 meter. Daun tanaman kopi berbentuk lonjong dengan ujung agak runcing, tumbuh pada batang, cabang, dan rantingnya (Krisnaindra, 2021). Meskipun terdapat sekitar 70 spesies tanaman kopi, hanya dua kopi Arabika (*Coffea Arabica*) dan kopi Robusta (*Coffea canephora var robusta*) yang dibudidayakan secara luas di seluruh dunia (P. Rahardjo, 2017). Di antara kedua spesies ini, tanaman kopi arabika lebih rentan terhadap penyakit dibandingkan dengan tanaman robusta.

2.3 Pengolahan Citra

Representasi suatu objek dalam dua dimensi dikenal sebagai citra. Citra ini dapat direkam menggunakan perangkat optik yang menangkap pantulan cahaya dari objek tiga dimensi; misalnya, kamera dapat mengambil objek tiga dimensi dan memrosesnya untuk menghasilkan citra dua dimensi. Dari perspektif matematika, citra didefinisikan sebagai fungsi dua dimensi (x, y) , di mana x dan y mewakili koordinat spasial (bidang), dan amplitudo f pada setiap pasangan koordinat (x, y) disebut sebagai intensitas citra (Putri, 2016). Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa citra direpresentasikan dalam bentuk matriks. Ketika x, y , dan nilai amplitudo F terbatas dan diskrit, citra tersebut diklasifikasikan sebagai citra digital. Citra digital terdiri dari elemen yang dikenal sebagai piksel atau nilai tingkat abu-abu, dengan setiap piksel diberi lokasi dan nilai tertentu. Intensitas piksel diskrit ini berkisar dari 0 (hitam) hingga 255 (putih).

3. METODOLOGI

3.1. Teknik Pengumpulan Data

Penelitian ini mengandalkan data sekunder, yaitu informasi yang dikumpulkan oleh peneliti dari sumber-sumber yang sudah ada sebelumnya. Data tersebut berfungsi untuk mendukung informasi

primer yang diperoleh dari berbagai sumber, termasuk bahan pustaka, literatur, dan penelitian sebelumnya. Data sekunder yang digunakan dalam penelitian ini dikumpulkan melalui metode Studi Literatur, yaitu teknik pengumpulan informasi dari buku, majalah, atau artikel yang relevan dan sesuai dengan tujuan dan isu penelitian. Metode ini berfokus pada pengumpulan data sekunder mengenai metode pemrosesan gambar digital yang dirancang untuk mendeteksi penyakit pada daun tanaman kopi, yang bersumber dari data.mendeley.com. Folder kumpulan data yang diperlukan untuk penelitian 35 diperoleh melalui pengunduhan. Di bawah ini, Tabel 1 memberikan rincian tentang volume data yang diproses dalam penelitian ini.

Tabel 1. Data Set

Nama Dataset	Total Data
Karat daun (Leaf Rust)	1000
Pengorok daun (Miner)	1000
Leaf Blight (Phoma)	1000
Bercak Daun (Cercospora)	1000
Daun Sehat	1000
Total	5000

1. Karat daun (*Leaf Rust*), Penyakit karat daun dimulai dengan munculnya bintik-bintik kuning pada permukaan atas daun, yang kemudian berubah menjadi warna cokelat. Penyakit karat daun (*Leaf Rust*) ditunjukkan pada Gambar 1 sebagai berikut.



Gambar 1. Penyakit Karat Daun Kopi

2. Pengorok daun (*Miner*), Gejala infeksi penggerek daun diawali dengan munculnya luka dan lubang pada daun, serta bercak kuning atau hitam. Penyakit Pengorok daun (*Miner*) ditunjukkan pada Gambar 2 sebagai berikut.



Gambar 2. Penyakit Pengorok daun Kopi

3. Phoma (*Leaf Blight*), Gejala terbentuknya bercak-bercak berbentuk lesung atau elips dengan tepi berwarna coklat tua pada daun dan layu atau kering. Penyakit Phoma (*Leaf Blight*) ditunjukkan pada Gambar 3 sebagai berikut.



Gambar 3. Penyakit Phoma Daun Kopi

- Bercak Daun (*Cercospora*), Gejala terbentuknya bercak-bercak berwarna keputihan yang awalnya berukuran kecil, akhirnya secara perlahan membesar, pinggiran daun terdapat bercak berwarna lebih tua dari warna bercak dibagian tengahnya. Selain itu sering terjadi sobekan dipusat bercak tersebut. Jenis penyakit bercak daun (*Cercospora*) ditunjukkan pada Gambar 4 sebagai berikut.



Gambar 4. Penyakit Bercak Daun Kopi

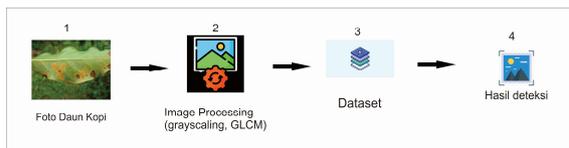
- Daun Sehat, Daun kopi yang sehat biasanya memiliki warna hijau yang cerah, daun kopi yang sehat biasanya bebas dari noda atau bercak yang tidak normal. Jenis daun Sehat ditunjukkan pada Gambar 5 sebagai berikut.



Gambar 5. Daun Kopi Sehat

3.2. Alur Deteksi Citra Digital

Proses deteksi pengolahan citra digital penyakit daun kopi terdiri dari serangkaian langkah yang dirancang untuk menganalisis citra daun kopi dan mendeteksi gejala penyakit secara akurat. Langkah-langkah utama dalam proses deteksi penyakit daun kopi menggunakan citra digital ditunjukkan pada Gambar 6 sebagai berikut:



Gambar 6. Alur Deteksi Sistem

Keterangan gambar diatas

- Gambar Penyakit Daun Kopi yang akan diuji
- Gambar tadi akan diproses dengan GLCM untuk mendapatkan nilai ekstraksi fitur
- Dari nilai tersebut akan dilakukan pencocokan dengan dataset
- Mendapatkan hasil deteksi

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Proses Input Citra Digital

Istilah "Muat dari Google Drive" mengacu pada proses pengambilan atau pengunduhan data dari penyimpanan Google Drive ke perangkat atau aplikasi lokal. Sebagai layanan penyimpanan, Google Drive memungkinkan pengguna untuk menyimpan, berbagi, dan mengakses file dari lokasi mana pun

yang memiliki konektivitas internet. Ini mencakup berbagai jenis file, termasuk dokumen, gambar, video, dan kumpulan data. Algoritme 8 berikutnya mengilustrasikan proses.

```
[ ] from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')
```

Mounted at /content/drive

Gambar 7. Load dari Google Drive

4.2. Proses RGB ke Grayscale

Tahap selanjutnya melibatkan pemrosesan gambar dengan mengubah gambar asli menjadi versi skala abu-abu, yang biasa disebut skala abu-abu, untuk memudahkan analisis.

a. Konversi RGB ke Grayscale

Contoh saya memiliki piksel dari contoh gambar daun kopi (khususnya, daun berbintik) yang menunjukkan nilai RGB seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2 di bawah.

Tabel 2. Konversi RGB ke Grayscale

Pixel	R	G	B
0,0	192	212	141
0,1	186	206	153
0,2	177	195	128
0,3	169	183	122

Kemudian nilai RGB dihitung secara manual untuk melakukan proses perhitungan skala abu-abu. Hasil seperti yang dijelaskan pada proses berikut akan diperoleh ketika rumus yang umum digunakan dalam konversi RGB ke skala abu-abu diterapkan, dengan nilai piksel RGB seperti yang diberikan di atas:

$$\text{Gray} = 0.2989 \times R + 0.5870 \times G + 0.1140 \times B \quad (1)$$

Hasil konversi citra asli ke grayscale Tabel 3 dibawah ini:

Tabel 3. Contoh hasil konversi daun bercak

Preprocessing	Daun Bercak			
Citra asli				
Grayscale				

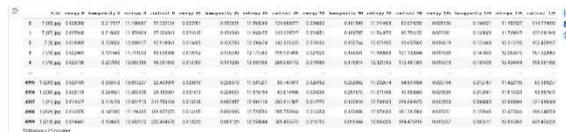
4.3. Proses GLCM (Gray Level Co Occurrence Matrix)

Langkah ini melibatkan ekstraksi fitur dari matriks ko kemunculan yang dihasilkan menggunakan GLCM. Biasanya, fitur yang

diekstraksi adalah statistik, misalnya, kontras, energi, homogenitas, dan korelasi, yang memberikan informasi tentang tekstur dalam gambar. Bagian ini akan membahas interpretasi hasil yang diperoleh dari ekstraksi fitur dengan GLCM tentang bagaimana statistik kekuatan dan variasi tekstur yang berbeda dihitung. Dengan kata lain, berikut ini: Nilai statistik untuk setiap parameter yang akan dihitung untuk memahami bagaimana setiap fitur akan relevan secara statistik dalam aplikasi analisis gambar tertentu.

- Arah 0° mempertimbangkan pasangan piksel yang bersebelahan secara horizontal.
- Arah 45° mempertimbangkan pasangan piksel yang bersebelahan secara diagonal kanan atas.
- Arah 90° mempertimbangkan pasangan piksel yang bersebelahan secara vertikal.
- Arah 135° mempertimbangkan pasangan piksel yang bersebelahan secara diagonal kanan bawah.

Contoh hasil ekstraksi fitur GLCM pada Gambar 8 dibawah ini:



Gambar 8. Hasil GLCM

4.4. Hasil Klasifikasi dengan K-Nearest Neighbor

Dalam penelitian ini, klasifikasi dilakukan dengan 80% sebagai pelatihan dan 20% sebagai pengujian. K adalah pemilihan nilai dalam algoritma K-Nearest Neighbors (KNN), yang mencakup jumlah tetangga terdekat yang digunakan untuk mengklasifikasikan titik data. Metode ini melatih model KNN menggunakan data pelatihan. Pilihan K harus sangat informatif; hal ini memengaruhi kinerja model. K yang terlalu kecil mengakibatkan overfitting model sementara K yang terlalu besar mengakibatkan underfitting.

Menentukan jumlah tetangga terdekat yang akan dipertimbangkan oleh algoritma. Dalam kasus ini, 3 tetangga terdekat akan digunakan. K = 3 (angka ganjil) dipilih berdasarkan konvensi; dalam aplikasi praktis, sering ditemukan melalui eksperimen dan validasi silang. Nilai k kecil memiliki varians rendah tetapi bias tinggi; untuk nilai K besar, sebaliknya, memiliki bias rendah tetapi varians tinggi. Kompromi yang sering memberikan hasil yang baik adalah K = 3; di hampir semua kondisi yang diuji, pilihan ini memberikan tingkat akurasi maksimum 95%, yang menunjukkan kesalahan minimal dalam pemilihan model ini sebagai pilihan optimal terbaik. Yang akan memberikan model keseimbangan yang baik antara bias dan varian sehingga dapat digeneralisasi dengan baik pada data yang tidak terlihat.

3.5 Hasil Evaluasi Confusion Matrix

Setelah citra penyakit daun kopi berlabel dikelompokkan, proses selanjutnya adalah

menghitung jumlah citra yang benar dan salah yang masuk dalam setiap kluster yang telah ditentukan. Hasil ini akan digunakan untuk mengevaluasi kinerja model dalam mengelompokkan citra berdasarkan jenis penyakit, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4 di bawah ini:

Tabel 4. Hasil Evaluasi Confusion Matrix

Class	Predicted				
	Daun Bercak Sehat	Daun Karat	Pengorok k Daun	Phoma	
Daun Bercak Sehat	216	0	0	0	0
Daun Karat	0	190	0	0	0
Daun Pengorok	4	1	185	5	1
Daun Phoma	5	1	2	196	8
Phoma	6	1	2	18	163

Dari hasil confusion matrix lima kelas diatas dan menghasilkan akurasi, precision, recall, dan f1-score seperti pada Gambar 9 dibawah ini.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.94	1.00	0.97	216
1	0.98	1.00	0.99	190
2	0.98	0.95	0.97	192
3	0.90	0.93	0.92	210
4	0.95	0.86	0.90	192
accuracy			0.95	1000
macro avg	0.95	0.95	0.95	1000
weighted avg	0.95	0.95	0.95	1000

Gambar 9. Hasil akurasi

Dari Gambar 9 di atas, terlihat bahwa nilai akurasinya adalah 0,95 atau 95%. Maka nilai rata-rata dari precision, recall, f1-score juga sama, yaitu 0,95 atau 95%. Akan tetapi, untuk mendapatkan nilai rata-rata dari precision, recall, dan f1-score, kita harus menghitung kinerja dari model yang umum digunakan. Setelah nilai akurasi diketahui, maka kita dapat melanjutkan dengan menghitung kinerja dari model-model lain seperti precision, recall, dan f1-score berdasarkan nilai true positive, false positive, dan false negative. Karena mencari nilai true positive, false positive, dan false negative pada multiclass configuration matrix 5x5 sangat sulit, maka solusi yang diberikan agar lebih mudah mencari masing-masing nilai adalah dengan memecah kolom 5x5 menjadi 2x2 atau menghitungnya per kelas terlebih dahulu.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian diatas, Kesimpulan yang dapat diambil penulis sebagai berikut:

- Penelitian ini menggunakan ekstraksi fitur tekstur melalui Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan menerapkan metode K-Nearest

- Neighbor* (KNN) untuk mengidentifikasi penyakit pada daun tanaman kopi.
- b. Penelitian ini menggunakan kumpulan 5.000 gambar yang menampilkan daun tanaman kopi. Kumpulan tersebut dikategorikan ke dalam lima kelompok: bercak daun, daun sehta, karat daun, penambang daun, dan phoma, dengan masing-masing kelompok berisi 1.000 sampel gambar.
 - c. Pendekatan K-Nearest Neighbor, yang menggunakan nilai K 3 dan jarak Euclidean, menghasilkan hasil yang paling baik. Dengan mencapai tingkat akurasi 95%, pendekatan ini juga mencatat presisi 95%, recall 95%, dan f1-score 95%.
- Wahyuningtyas, B., Tritasmoro, I. I., & Ibrahim, N., 2022. Identifikasi Penyakit Pada Daun Kopi Menggunakan Metode Local Binary Pattern Dan Random Forest. *Jurnal e-Proceeding of Engineering*. 8(6). pp2972-2980.
- Windiawan, R., & Suharso, A., 2021. Identifikasi Penyakit pada Daun Kopi Menggunakan Metode Deep Learning. *Jurnal Explore IT*. 3(36), p. 9–16.
<https://doi.org/10.35891/explorit.v13i2.2689>

DAFTAR PUSTAKA

- Ardiansyah, A. S., & Nugroho, A., 2023. Klasifikasi Penyakit Daun Kopi Dengan Arsitektur MobileNetV2. *Jurnal Ilmu Komputer dan Bisnis (JIKB)*, p.66-73.
<http://dx.doi.org/10.47927/jikb.v14i1.622>
- Fatchurrachman, A., & Udjulawa, D., 2021. Identifikasi Penyakit Pada Tanaman Kopi Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode Convolution Neural Network. *Jurnal Algoritme*. 3(2), p.151-159
<https://doi.org/10.35957/algoritme.v3i2.338>
- Ferdiana, S., Enggar, R., & Dijaya, R., 2017. “Otomatisasi klasifikasi kematangan buah Mengkudu berdasarkan warna dan tekstur. *Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, 5 (1), p.17–23.
<http://dx.doi.org/10.26594/register.v3i1.576>
- Krisnaindra., 2021. “Klasifikasi dan Morfologi Tanaman Kopi dengan Pengertiannya,” Oct. 08,2016.<https://www.teorieno.com/2016/10/klasifikasi-dan-morfologi-tanaman-kopi.html> (accessed Nov. 24, 2021).
- Murni, S., widiyanto, D., & Puspita Dewi, C. N., 2022. Klasifikasi Citra Penyakit Daun Kopi Arabika Menggunakan Support Vector Machine (SVM) Dengan Seleksi Fitur Information Gain. *Jurnal Senamika*, 3(2), pp.845-853
- Nasution, B. B., 2018. Specialty Kopi Indonesia., *Jurnal dialogita luridica*, 10(2),
<https://doi.org/10.28932/di.v10i2.1238>
- Pariyandani, A., Wanti, E.P., & Muhathir, M., 2020. Analysis of the Naïve Bayes Method in Classifying Formalized Fish Images Using GLCM Feature Extraction. *Journal of Computer Science, Information Technology and Telecommunication Engineering I* (2), P.120-128.
<https://doi.org/10.30596/jcositte.v1i2.5171>
- Rahardjo, P., 2017. Berkebun Kopi. Penebar Swadaya, 2017.