

**TEKNIK PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK
IDENTIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN
TANAMAN KOPI**

SKRIPSI

Diajukan untuk Memenuhi Sebagian Syarat Guna
Memperoleh Gelar Sarjana Strata Satu (S-1) dalam Ilmu
Teknologi Informasi



Diajukan Oleh:
HALIMATUS SA'DIYAH
NIM. 2008096018

**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO
SEMARANG
2024**

PERNYATAAN KEASLIAN

PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Halimatus Sa'diyah

NIM : 2008096018

Jurusan : Teknologi Informasi

Menyatakan bahwa skripsi yang berjudul:

TEKNIK PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK IDENTIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN TANAMAN KOPI

Secara keseluruhan adalah hasil penelitian/karya saya sendiri,
kecuali bagian tertentu yang dirujuk sumbernya.

Semarang, 26 Juni 2024

Pembuat Pernyataan



Halimatus Sa'diyah

NIM. 2008096018

PENGESAHAN



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
Alamat: Jl. Prof. Dr. H. M. Kuntjoro, Ngaliyan Semarang 51012-7643366 Semarang 50185
Email: fs@uinsu.ac.id, Web: <http://fs.uinsu.ac.id>

PENGESAHAN

Naskah skripsi berikut ini:

Judul : Teknik Pengolahan Citra Digital Untuk Identifikasi Penyakit Pada Daun Tanaman Kopi

Nama : **Halimatus Sa'diyah**

NIM : 2008096018

Jurusan : Teknologi Informasi

Telah diujikan dalam sidang tugas akhir oleh Dewan Penguji Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang dan dapat diterima sebagai salah satu syarat memperoleh gelar sarjana dalam bidang ilmu teknologi informasi.

Semarang, 26 Juni 2024

DEWAN PENGUJI

Penguji I

Hery Mustofa, M.Kom
NIP. 198703172019031007

Penguji II

Dr. Masy Ari Ulinuha, M.T
NIP. 198108122011011007

Penguji III

Nur Cahyo Hendro Wibowo, S.T., M.Kom
NIP. 197312222006041001

Penguji IV

Mukhammad Idris Mustofa, M.Kom
NIP. 198808072019031010

Pembimbing I

Dr. Masy Ari Ulinuha, M.T
NIP. 198108122011011007

Pembimbing II

Adzhal Arwani Mahfudh, M.Kom
NIP. 199107032019031006



NOTA PEMBIMBING

Semarang, 19 juni 2024

Yth. Ketua Program Studi Teknologi Informasi
Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Walisongo Semarang

Assalamu'alaikum. Wr. Wb.

Dengan ini diberitahukan bahwa saya telah melakukan bimbingan,
arahan dan koreksi naskah dengan:

Judul : TEKNIK PENGOLAHAN CITRA DIGITAL
UNTUK IDENTIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN TANAMAN
KOPI

Nama : Halimatus Sa'diyah

NIM : 2008096018

Jurusan : Teknologi Informasi

Saya memandang bahwa naskah skripsi tersebut sudah dapat
diajukan kepada Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo untuk
diujikan dalam Sidang Munaqosyah.

Wassalamu'alaikum. Wr.Wb.

Pembimbing I,



Masy Ari Ulinuha, M.T.

NIP. 19810812 201101 1 007

NOTA PEMBIMBING

Semarang, 14 Juni 2024

Yth. Ketua Program Studi Teknologi Informasi
Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Walisongo Semarang

Assalamu'alaikum. Wr. Wb.

Dengan ini diberitahukan bahwa saya telah melakukan bimbingan, arahan dan koreksi naskah dengan:

Judul : TEKNIK PENGOLAHAN CITRA DIGITAL
UNTUK IDENTIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN TANAMAN
KOPI
Nama : Halimatus Sa'diyah
NIM : 2008096018
Jurusan : Teknologi Informasi

Saya memandang bahwa naskah skripsi tersebut sudah dapat diajukan kepada Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo untuk diujikan dalam Sidang Munaqosyah.

Wassalamu'alaikum. Wr.Wb.

Pembimbing II,



Adzhal Arwani Mahfudh, M.Kom.

NIP. 19910703 201903 1 006

LEMBAR PERSEMBAHAN

Dengan mengucapkan Puji Syukur Alhamdulillah, penulis dapat menyelesaikan karya tulis sebagai laporan tugas akhir skripsi. Karya tulis ini penulis persembahkan untuk :

1. Bapak Moh Hasyim Syafi'i dan Ibu Hartati selaku orangtua penulis.
2. Seluruh dosen Jurusan Teknologi Informasi.
3. Sahabat dan Teman-teman Penulis khususnya mahasiswa Teknologi Informasi angkatan 2020, yang selalu memberikan semangat dalam suka maupun duka selama pembuatan skripsi sehingga skripsi dapat terselesaikan dengan baik.
4. Almameter Jurusan Teknologi Informasi Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang.

MOTTO

"Jangan lupa SHOLAT ya, di akhirat ga ada SKRIPSI kok" :v

"Untuk masa-masa sulitmu biarlah Allah yang menguatkanmu, tugasmu adalah memastikan bahwa jarak antara kamu dengan Allah tidak pernah jauh"

"Maka sesungguhnya bersama kesulitan itu ada kemudahan
Sesungguhnya bersama kesulitan itu ada kemudahan"
(Q.S Al-Insyirah, 94 5-6)

"Only you can change your life. Nobody else can do if for you"

Orang lain tidak akan bisa paham struggle dan masa sulitnya kita, yang mereka ingin tahu hanyalah bagian success stories. Berjuanglah untuk diri sendiri walaupun tidak ada yang tepuk tangan. Kelak diri kita di masa depan akan sangat bangga dengan apa yang kita perjuangkan hari ini.

TEKNIK PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK IDENTIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN TANAMAN KOPI

Oleh:

Halimatus Sa'diyah

NIM. 2008096018

ABSTRAK

Identifikasi penyakit pada daun tanaman kopi merupakan aspek penting dalam menjaga kesehatan tanaman dan meningkatkan hasil produksi. 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 citra daun kopi, dibagi menjadi lima kelompok: daun bercak, daun sehat, karat daun, pengorok daun, dan phoma, masing-masing berjumlah 1000 citra. Citra daun kopi diubah menjadi citra grayscale. Kemudian diekstraksi fitur tekstur menggunakan metode Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM), menghasilkan fitur-fitur seperti kontras, entropi, homogenitas, dan energi. Ekstraksi fitur ini digunakan untuk klasifikasi menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN). Berdasarkan hasil penelitian, metode KNN dengan nilai $k=3$ dan jarak Euclidean memberikan performa terbaik dengan **tingkat akurasi sebesar 95%, *precision* sebesar 95%, *recall* sebesar 95%, dan *f1-score* sebesar 95%**.

Kata Kunci: *Identifikasi Citra, Penyakit Daun Kopi, Grayscale, Ekstraksi Fitur, Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM), K-Nearest Neighbors (KNN)*.

KATA PENGANTAR

Segala puji penulis panjatkan kehadirat Allah SWT Sang Maha pencipta dan pemberi rahmat, yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya kepada penulis serta telah memberikan kemudahan sehingga Tugas Akhir sebagai syarat kelulusan dalam menempuh Pendidikan di Progam Studi S1 Teknologi Informasi pada Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang telah dapat penulis selesaikan dengan judul **“TEKNIK PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK IDENTIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN TANAMAN KOPI”**.

Dalam kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih yang tak terhingga kepada beberapa pihak yang telah banyak memberikan bantuan, bimbingan, dan pencerahan sehingga terselesaikannya Tugas Akhir ini. Ucapan terima kasih penulis sampaikan kepada:

1. Bapak Prof. Dr. H. Nizar, M.Ag., selaku Rektor Universitas Islam Negeri Walisongo.
2. Bapak Prof. Dr. H. Musahadi, M.Ag., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang
3. Khotibul Umam, M.Kom. Ketua Jurusan Teknologi Informasi Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang.

4. Hery Mustofa, M.Kom. Sekertaris Jurusan Teknologi Informasi Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang.
5. Dosen Pembimbing I sekaligus Dosen Wali Bapak Masy Ari Ulinuha, M.T. yang selalu memberikan arahan dan bimbingan kepada penulis.
6. Dosen Pembimbing II Bapak Adzhal Arwani Mahfudh, M.Kom yang selalu memberikan arahan dan bimbingan juga kepada penulis.
7. Seluruh staff pengajar Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang yang telah memberikan ilmu pengetahuan yang tak ternilai
8. Orang tua, keluarga, sahabat dan teman serta rekan seperjuangan yang selama ini menemani saya dalam menyelesaikan skripsi ini.
9. Untuk seseorang yang sekarang ini lagi membersamai yang senantiasa mendengarkan keluh kesah peneliti, memberi dukungan, motivasi, pengingat, dan menemani peneliti sehingga skripsi ini dapat terselesaikan dengan baik.
10. Akhir kata, saya dapat menyadari tanpa Ridho dan pertolongan dari Allah SWT, serta bantuan, dukungan, motivasi, dari segala pihak skripsi ini

tidak dapat diselesaikan. Semoga penyusunan skripsi ini dapat memberikan manfaat dan menambah wawasan ilmu pengetahuan bagi semua orang terutama bagi peneliti selanjutnya.

Penulis berharap Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak dan pembaca pada umumnya dan kritikan yang bersifat membangun sangat penulis harapkan guna penyempurnaan di masa mendatang.

Semarang, 19 Juni 2024

Penulis

DAFTAR ISI

PERNYATAAN KEASLIAN.....	ii
PENGESAHAN.....	iii
NOTA PEMBIMBING.....	iv
LEMBAR PERSEMBAHAN	vi
MOTTO	vii
ABSTRAK	viii
KATA PENGANTAR.....	ix
DAFTAR ISI.....	xii
DAFTAR TABEL	xiv
DAFTAR GAMBAR.....	xv
BAB I PENDAHULUAN	2
A. Latar Belakang Masalah.....	2
B. Identifikasi Masalah	6
C. Rumusan Masalah	6
D. Tujuan Penelitian	6
E. Manfaat Penelitian	7
F. Pembatasan Masalah.....	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	8
A. Landasan Teori	8
1. Tanaman kopi.....	8
2. Penyakit pada daun kopi.....	8
3. Pengolahan Citra.....	15
4. Citra RGB.....	18
5. <i>Grayscale</i>	19

6. Ekstraksi Fitur	20
B. KAJIAN PENELITIAN YANG RELEVAN	27
BAB III METODE PENELITIAN	34
A. Teknik Pengumpulan Data	34
B. Kebutuhan Perangkat Penelitian	38
C. Metode Penelitian.....	39
1. <i>Grayscale</i>	40
2. Ekstraksi Fitur.....	40
3. Klasifikasi	41
4. Evaluasi Performa	42
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	43
A. Proses Input Citra Awal.....	43
B. Proses RGB ke <i>Grayscale</i>	44
C. Proses GLCM	49
D. Hasil Klasifikasi dengan K-Nearest Neighbor	56
E. Hasil Evaluasi <i>Confusion Matrix</i>	57
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....	63
A. Kesimpulan.....	63
B. Saran	63
DAFTAR PUSTAKA	65
LAMPIRAN	71
LAMPIRAN 1. Source Code	71
LAMPIRAN 2. Riwayat Hidup.....	79

DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1 Jumlah Data.....	35
Tabel 3. 2 Kebutuhan Perangkat Keras.....	38
Tabel 3. 3 Kebutuhan Perangkat Lunak.....	39
Tabel 4. 1 Nilai pixel RGB 4x4.....	44
Tabel 4. 2 Contoh hasil konversi daun bercak.....	46
Tabel 4. 3 Contoh hasil konversi daun sehat.....	47
Tabel 4. 4 Contoh hasil konversi karat daun.....	47
Tabel 4. 5 Contoh hasil konversi pengorok daun.....	48
Tabel 4. 6 Contoh hasil konversi phoma.....	48
Tabel 4. 7 Hasil confusion matrix 5x5.....	57
Tabel 4. 8 Hasil perhitungan manual.....	62

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Daun terinfeksi penyakit leaf rust	9
Gambar 2. 2 Daun terinfeksi penyakit leaf miner	11
Gambar 2. 3 Daun terinfeksi penyakit leaf blight.....	12
Gambar 2. 4 Daun terinfeksi penyakit bercak daun.....	13
Gambar 2. 5 Daun sehat.....	14
Gambar 2. 6 Ilustrasi warna RGB	19
Gambar 3. 1 Desain penelitian.....	40
Gambar 4. 1 Load dari Google drive	43
Gambar 4. 2 Directory Dataset	44
Gambar 4. 3 Hasil GLC	55
Gambar 4. 4 Hasil akurasi	58

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang Masalah

Kopi adalah hasil perkebunan yang sangat penting dan merupakan salah satu penghasil devisa terbesar dalam perekonomian Indonesia. Saat ini Indonesia merupakan negara penghasil kopi terbesar keempat di dunia, dengan total lahan perkebunan kopi sebesar 1,24 juta hektar (Nasution, B. B., 2018). Namun tingkat kualitas dan kuantitas produksi kopi di Indonesia masih rendah dibandingkan negara lain. Menurut survei pangan yang dilakukan oleh *Center for Indonesian Policy Studies* (CIPS), ada dua faktor utama yang berkontribusi terhadap rendahnya produktivitas kopi di Indonesia. Pertama, pohon tua sangat rentan terserang penyakit. Kedua, peremajaan tanaman tidak terjadi dengan baik (Irfansyah, D., et al., 2021).

Kopi merupakan komoditas yang ditanam di banyak negara. Kopi merupakan bahan baku terbesar kedua setelah minyak bumi (R. Janandi et al., 2020). Petani menghadapi banyak tantangan saat bercocok tanam. Seperti halnya manusia tanaman kopi juga bisa rentan terserang penyakit akibat perubahan cuaca atau hama yang mengintainya. Tanaman kopi yang terkena penyakit ini dapat menyebabkan kerugian sekitar

50% (Syakir & Surmaini, 2017). Banyak penyakit yang dapat menyerang tanaman kopi, seperti karat daun, jamur cawan, busuk batang, dan penyakit akar (Dinas Pertanian Pemkab Buleleng, 2020). Setiap bagian pada tumbuhan, terutama daun, mempunyai fungsinya masing-masing. Fungsi daun adalah sebagai penyimpan makanan, organ reproduksi, organ pernapasan, organ evaporasi, dan media limbah (Al-Amin, 2021). Setelah mengetahui fungsi dari daun maka peran dari daun sangatlah penting bagi tumbuhan. Jika tidak ada daun maka tanaman tersebut layu dan mati. Oleh karena itu penyakit yang paling penting dan harus ditangani dengan benar adalah penyakit daun karat.

Ada banyak faktor yang dapat menyebabkan kesehatan tanaman kopi Anda menurun. Hama menjadi salah satu penyebab tanaman kopi tidak sehat. Selain hama, ada penyebab lain yang dapat merusak tanaman kopi yaitu karat daun, jamur daun (*Phoma*) dan munculnya bercak daun (*Cercospora*). Daun kopi merupakan bagian tanaman yang menandakan sehat atau sakit. Daun kopi mungkin berubah warna atau muncul bintik-bintik pada daun. Oleh karena itu penyakit pohon kopi dapat diklasifikasikan berdasarkan gambar daun kopi. Misalnya pada tahun 2020 lalu terdapat penelitian tentang klasifikasi penyakit tanaman kopi dengan menggunakan teknik *deep learning* yaitu *Convolutional Neural Networks* (CNN) dengan arsitektur

ResNet50. Penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 97,07% (Esgario, J.G.M., et al., 2020).

Di dunia tumbuhan, tumbuhan menghasilkan oksigen. Oksigen yang dikeluarkan tanaman berasal dari air, bukan karbon dioksida. Secara ilmiah, udara yang kita hirup lebih penting bagi kehidupan dibandingkan air, dan pada dasarnya berasal dari air. Hal ini mirip dengan aksi kapiler air, dimana air naik dari akar tanaman ke batang dan daun tanpa bantuan pompa. Inilah sifat unik yang diciptakan Allah SWT dalam air untuk membantu tanaman tumbuh dan bertahan hidup (Yusuf al-Hajj Ahmad., 2016). Seperti halnya dalam Al-Qur'an Surat Thaahaa ayat 53 yaitu :

وَأَنْزَلَ مِنَ السَّمَاءِ مَاءً فَخَرَجْنَا بِهِ أَزْوَاجًا مِنْ نَبَاتٍ شَتَّى {53}

Arti : “Dan menurunkan dari langit air hujan. Maka Kami tumbuhkan dengan air hujan itu berjenis-jenis dari tumbuhan-tumbuhan yang bermacam-macam”.

Dalam tafsir al-Misbah ayat mengenai tumbuhan di atas menggambarkan tentang pertumbuhan buah hingga tanaman mencapai tahap berbuah matang, dan ada beberapa proses yang harus dilalui. Setelah matang, buah mengandung berbagai komponen seperti gula, protein, karbohidrat, minyak, dan pati. Semua itu tidak lepas dari bantuan sinar matahari yang menembus materi hijau daun melalui klorofil. Daun suatu tumbuhan ibarat pabrik yang mengolah semua zat tersebut agar

dapat didistribusikan ke seluruh batang pohon, termasuk biji dan buahnya. (Shihab et al., 2002). Seperti salah satu contoh tumbuhan yang saya teliti ini yaitu tanaman kopi dan biji atau buahnya bisa dikonsumsi dengan rasanya pahit.

Pada penelitian ini, akan dilakukannya identifikasi penyakit pada tanaman kopi dengan menggunakan citra daun kopi. Dengan menggunakan informasi ini, sistem akan dapat mengidentifikasi penyakit pada tanaman kopi secara cepat dan akurat.

Metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari ekstraksi fitur, ekstraksi ruang warna RGB, grayscale, proses klasifikasi, dan perhitungan *parameter akurasi*. Tahapan penelitian pada klasifikasi citra penyakit daun kopi menggunakan ruang warna RGB dan *grayscale*. Tahapan ekstraksi ruang warna RGB bertujuan untuk mendapatkan nilai minimum dan maksimum red dan green dari citra daun. Jika citra awal berwarna (RGB), konversikan ke *grayscale*. Citra grayscale hanya memiliki satu kanal (hitam-putih) dibandingkan dengan tiga kanal pada citra RGB (merah, hijau, biru). Tahapan klasifikasi adalah tahapan dimana dilakukan pengujian model klasifikasi menggunakan data gambar daun (Hanura Sanusi, S. H. S., & Susetianingtias, D. T., 2019).

B. Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka dapat diidentifikasi permasalahan sebagai berikut :

1. Kondisi Daun kopi dapat menjadi pertanda apakah tanaman kopi itu sehat atau sakit.
2. Pada tanaman kopi yang sakit, daunnya dapat berubah warna atau muncul bercak-bercak.

C. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang penelitian di atas, maka dapat dirumuskan masalah yaitu :

1. Bagaimana menerapkan teknik pengolahan citra digital untuk mengidentifikasi penyakit pada daun kopi.
2. Bagaimana performa dari klasifikasi penyakit pada daun kopi.
- 3.

D. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas maka tujuan penelitian adalah:

1. Mengidentifikasi penyakit pada daun kopi dengan menerapkan teknik pengolahan citra digital
2. Menghitung performa dari proses klasifikasi yang dilakukan.

E. Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat secara teoritis dan praktis seperti berikut ini :

- 1) Secara teoritis
 - a. Menambahkan referensi untuk penelitian selanjutnya yang terkait identifikasi penyakit pada daun kopi
 - b. Berkontribusi pada pengembangan teori pengolahan citra digital untuk mengidentifikasi penyakit daun kopi.
- 2) Secara praktis
 - a. Mengembangkan sistem identifikasi penyakit daun kopi dengan bantuan komputer.

F. Pembatasan Masalah

Terdapat batasan masalah pada penelitian ini, sebagai berikut ini :

1. Citra penyakit daun kopi yang digunakan pada penelitian ini merupakan data yang diperoleh dari data.mendeley.com
2. Penyakit yang dideteksi ada 4 yaitu leaf rust, miner, phoma, cercospora dan satu lagi yaitu daun kopi yang sehat atau healthy.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Landasan Teori

1. Tanaman kopi

Kopi (*Coffea sp*) merupakan salah satu jenis tumbuhan berbentuk pohon dalam famili Rubiaceae, genus *Coffea*. Struktur pohon kopi terdiri dari akar, batang, daun, bunga, dan buah. Pohon kopinya tegak dan bercabang, tingginya bisa mencapai 12 meter. Daun kopi berbentuk bulat telur dengan ujung agak meruncing dan tumbuh pada batang, ranting, dan dahan tanaman kopi (Krisnaindra., 2021). Terdapat sekitar 70 spesies tanaman kopi, namun hanya ada dua spesies yang ditanam dalam skala besar di seluruh dunia, yaitu kopi arabika (*Coffea Arabica*) dan kopi robusta (*Coffea canephora var robusta*)(P. Rahardjo., 2017). Dari kedua spesies kopi tersebut, tanaman kopi arabika lebih rentan terkena penyakit dibandingkan tanaman kopi Robusta.

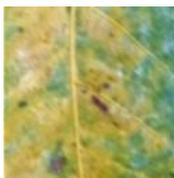
2. Penyakit pada daun kopi

a. Karat daun (*Leaf Rust*)

Leaf rust atau karat daun merupakan penyakit daun pada tumbuhan yang disebabkan oleh golongan jamur yang termasuk dalam *ordo Pucciniales*. Karat daun yang

terjadi pada tanaman kopi disebabkan oleh jamur *Hemilia Vastatrix*. Jamur tersebut menginfeksi daun melalui stomata pada permukaan daun kopi. Gejala serangan akibat penyakit karat daun diawali dengan timbulnya bercak kuning pada permukaan atas daun, kemudian berubah warna menjadi coklat. Sedangkan pada permukaan bawah daun banyak terdapat spora berwarna orange atau jingga (L. Sugiarti, 2019).

Timbulnya penyakit karat daun ditandai dengan munculnya bercak luas pada permukaan daun. Hal ini mengurangi luas permukaan daun yang digunakan tanaman untuk fotosintesis, sehingga mempengaruhi pertumbuhan tanaman. Hal ini dapat menyebabkan banyak daun yang rontok dan mati sehingga menurunkan kuantitas dan kualitas kopi (R.K.W.Siska, 2016). Gambar 2.2 merupakan contoh penyakit karat daun pada daun kopi.



Gambar 2. 1 Daun terinfeksi penyakit leaf rust
(Sumber : data.mendeley.com)

b. Pengorok daun (*Miner*)

Leaf miner merupakan penyakit yang menyerang daun kopi yang disebabkan oleh serangan *Leucoptera Caffeine* atau yang biasa disebut hama penambang daun. Hama ini sering muncul pada area perkebunan yang rimbun dan memakan jaringan parenkim palisade pada daun yang menyebabkan kematian sel pada jaringan daun. Dapat disebabkan oleh berbagai jenis serangga seperti kupu-kupu kecil. Larva serangga membuat terowongan atau lorong pada daun saat mereka mengunyah jaringan daun. Gejala serangan akibat penyakit pengorok daun diawali dengan timbulnya goresan atau lubang pada daun dan terdapat bercak kuning dan hitam. Miner adalah serangga yang dapat membuat lorong atau goresan pada daun kopi. Daun yang terkena miner dapat memiliki pola serpentin atau lubang di tengahnya. Hal ini mengurangi luas daun yang tersedia untuk fotosintesis dan dapat menyebabkan banyak daun rontok dan mati. Hama ini pertama kali ditemukan di perkebunan kopi di Brazil (O.G. Filho, 2006). Contoh daun kopi yang terserang hama pengorok daun ditunjukkan pada Gambar 2.3.



Gambar 2. 2Daun terinfeksi penyakit leaf miner
(Sumber : data.mendeley.com)

c. Leaf Blight (*Phoma*)

Leaf blight atau hawar daun merupakan penyakit pada daun kopi yang disebabkan oleh jamur *Phoma Costaricensis*. Penyakit ini menyebabkan dahan kering, keguguran pada daun, jatuhnya tunas buah dan kelopak bunga yang dapat mempengaruhi tingkat produktivitas pada tanaman kopi. Terbentuknya bercak-bercak berbentuk lesung atau elips dengan tepi berwarna coklat tua pada daun dan layu atau kering. Lesi ini dapat berkembang menjadi area yang lebih besar. Gejala yang ditimbulkan dari penyakit ini adalah munculnya bintik-bintik hitam berbentuk lingkaran pada permukaan daun kopi, seperti terlihat pada Gambar 2.4. Penyakit ini sering terjadi pada tanaman di lingkungan berangin dan dingin (Kopi 76., 2021).



Gambar 2. 3 Daun terinfeksi penyakit leaf blight
(Sumber : data.mendeley.com)

d. Bercak Daun (*Cercospora*)

Penyakit Bercak Daun (*Cercospora coffeicola*) Selain penyakit karat daun ada juga penyakit bercak daun yang disebabkan oleh jamur *Cercospora coffeicola*. Gejala penyakit bercak daun ditandai dengan adanya bercak-bercak berwarna keputihan yang awalnya berukuran kecil namun lama kelamaan semakin membesar. Tepi daun memiliki bintik-bintik yang lebih gelap dibandingkan bagian tengahnya. Selain itu, retakan juga kerap muncul di bagian tengah area. Bila hal ini terjadi maka daun akan rontok (Setiadi, 2011). Penyakit bercak daun yang disebabkan oleh *Cercospora coffeicola* sering terjadi di lahan pertanian yang sangat lembab (kelembaban dapat lebih dari 90 %) (Yulia, 2011).

Penyakit bercak daun (*Cercospora coffeicola*) penyebarannya bisa disebabkan oleh perantara angin dan air hujan. Ketika spora jamur menempel pada

permukaan daun kopi, maka cepat atau lambat daun itu pun bakal terinfeksi juga. Disamping itu, penggunaan alat pertanian yang bersentuhan dengan penyakit dan tidak dibersihkan dengan segera akan menyebabkan penyebaran penyakit ini. Pengendalian penyakit bercak daun (*Cercospora coffeicola*) dilakukan dengan memberi naungan yang cukup, pemupukan yang seimbang dan penurunan kelembapan di perkebunan kopi (Lia Sugiarti, 2019). Contoh daun kopi yang terserang penyakit Bercak Daun (*Cercospora*) ditunjukkan pada Gambar 2.5.



Gambar 2. 4 Daun terinfeksi penyakit bercak daun
(*Cercospora*)
(Sumber : data.mendeley.com)

Dengan memahami perbedaan ini, petani atau penanggung jawab kebun kopi dapat lebih cepat mengidentifikasi gejala penyakit atau serangan hama pada tanaman kopi. Tindakan pencegahan dan pengendalian yang tepat waktu dapat membantu

melindungi tanaman, mencegah penyebaran penyakit, dan meminimalkan dampak negatifnya terhadap produksi dan kualitas biji kopi.

e. Ciri-ciri daun sehat

Daun kopi yang sehat biasanya memiliki warna hijau yang cerah, menunjukkan adanya klorofil yang cukup untuk melakukan proses fotosintesis (Taiz dan Zeiger 2010). Daun kopi yang sehat biasanya bebas dari noda atau bercak yang tidak normal. Kehadiran noda atau bercak bisa menjadi indikasi adanya penyakit atau serangan hama (Agrios G. N., 2005). Daun kopi yang sehat memiliki tekstur yang teguh dan tidak layu, menandakan bahwa tanaman menerima kecukupan air dan nutrisi yang dibutuhkan (Wintgens., 2009). Pada Gambar 2.1 merupakan salah satu contoh daun kopi yang sehat.



Gambar 2. 5 Daun sehat

(Sumber : data.mendeley.com)

3. Pengolahan Citra

Citra atau image adalah representasi dua dimensi dari suatu objek. Gambar dapat direkam menggunakan alat optik dari pantulan cahaya pada objek tiga dimensi. Misalnya saja kamera yang menangkap objek tiga dimensi dan mengolahnya menjadi gambar dua dimensi. Secara matematis suatu bayangan merupakan fungsi dua dimensi (x, y) , dimana x dan y merupakan koordinat spasial (bidang), dan amplitudo f setiap pasangan koordinat (x, y) yang disebut sebagai intensitas pada citra (Putri, 2016). Dengan kata lain, gambar dapat dikatakan diwakili oleh suatu matriks. Jika nilai x, y dan amplitudo f merupakan besaran berhingga dan diskrit, maka bayangan tersebut dapat disebut citra digital. Gambar digital mengandung serangkaian elemen yang disebut piksel atau nilai skala abu-abu. Setiap piksel memiliki lokasi dan nilai tertentu. Intensitas piksel dengan nilai diskrit berkisar antara 0 (hitam) hingga 255 (putih) (Putri, F.N.R., 2023).

Pemrosesan gambar adalah bidang penelitian dalam ilmu komputer. Pemrosesan citra digital mencakup semua operasi yang menganalisis citra digital untuk memperoleh citra yang lebih baik, yang juga dapat digunakan untuk mengekstrak informasi yang

diinginkan. Untuk citra analog, pengolahan citra harus terlebih dahulu mengkonversikannya ke citra digital (Irianto, S., 2016). Peningkatan gambar dapat dicapai dengan meningkatkan kontras gambar. Hal ini biasanya dilakukan pada langkah prapemrosesan sebelum melakukan teknik pemrosesan gambar lainnya. Membuat gambar digital dengan kecerahan, kontras, dan detail yang baik merupakan persyaratan utama di beberapa bidang, termasuk analisis gambar biomedis (Tuba et al., 2016). Umumnya pengolahan citra digital dilakukan untuk tujuan sebagai berikut (Kadir, A., & Adhi, S., 2012):

- a) Membuat gambar yang kurang kontras menjadi terlihat lebih jelas.
- b) Menambahkan kecerahan gambar.
- c) Memutar gambar.
- d) Memudarkan gambar.
- e) Menghilangkan bintik-bintik yang menodai gambar.
- f) Memisahkan objek dari latar belakangnya.
- g) Memperoleh ciri-ciri objek melalui statistika .
- h) Membuat objek seolah-olah dibuat dengan menggunakan pensil.

Pada prinsipnya ada beberapa langkah yang dapat dilakukan dalam pengolahan citra yaitu (Ratna Sulistiyanti et al., 2016):

a. Akuisisi Citra Digital.

Pada tahap ini, dilakukan pengumpulan objek yang akan diubah menjadi citra dua dimensi dengan pengambilan gambar menggunakan perangkat seperti kamera, scanner, atau mesin x-ray.

b. Preprocessing.

Pada tahap ini, citra akan diolah dan dipersiapkan terlebih dahulu dengan berbagai cara seperti :

- a) Peningkatan kualitas citra
- b) Menghilangkan noise
- c) Perbaiki citra (*Restoration*)
- d) Transformasi citra (*Transformation*)

c. Segmentasi

Pada tahap ini, akan dilakukan pemisahan bagian pada citra seperti pemisahan objek dengan latar belakang.

d. Representasi

Setelah dilakukannya pemisahan objek pada tahap segmentasi, pada tahap representasi akan dilakukan klasifikasi setiap kelas objek citra berdasarkan ekstraksi ciri.

e. Pengenalan dan Interpretasi

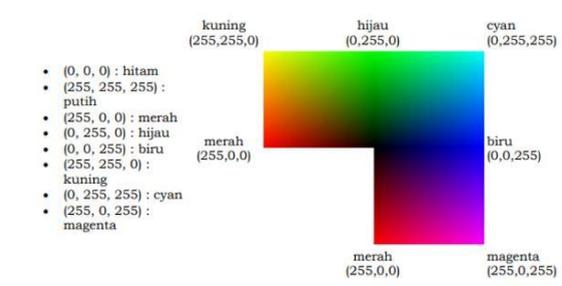
Tahap ini bertujuan untuk memberi nama atau makna pada setiap objek dalam citra

f. Basis Pengetahuan

Tahap ini dilakukan sebagai referensi pada pengenalan pola.

4. Citra RGB

Gambar RGB adalah gambar digital yang menggabungkan tiga warna yaitu merah (*Red*), hijau (*Green*) dan biru (*Blue*). Warna ini merupakan warna dasar yang dapat dikenali oleh mata manusia. Setiap warna primer memiliki intensitasnya masing-masing, dengan nilai minimum nol (0) dan nilai maksimum 255 (8 bit). Gambar RGB terdiri dari tiga matriks yang mewakili nilai merah, hijau, dan biru dari setiap piksel (Kumaseh et al., 2013).



Gambar 2. 6 Ilustrasi warna RGB

5. Grayscale

Citra adalah matriks atau array dua dimensi yang memiliki baris dan kolom. Sel adalah setiap piksel dalam gambar. Pada dasarnya jenis warna citra digital diklasifikasikan menjadi tiga jenis, yaitu citra RGB (merah, biru, hijau), citra biner, dan citra skala abu-abu (Nafi'iyah, 2015). Gambar RGB adalah gambar dengan intensitas piksel yang terdiri dari tiga saluran: Merah, Hijau, dan Biru. Sedangkan citra biner adalah citra yang memiliki dua nilai intensitas: 0 untuk hitam dan 1 untuk putih.

Perbedaan mendasar antara kedua gambar ini dengan gambar skala abu-abu adalah pada gambar ini nilai intensitas pikselnya didasarkan pada skala abu-abu. Pada gambar skala abu-abu, warna merah, biru, dan hijau mempunyai intensitas yang sama dan menjadi abu-abu. Pada dasarnya abu-abu adalah warna jika

komponen merah, hijau, dan biru dalam ruang RGB memiliki intensitas yang sama. Gambar skala abu-abu. Setiap piksel hanya berisi komponen dengan nilai intensitas berkisar antara 0 hingga 255. Nilai minimum berwarna hitam dan nilai maksimum berwarna putih.

Secara matematis, konversi citra RGB ke citra greyscale dilakukan dengan cara (Dwi Prasetyo., 2020):

$$f_{grayscale} (x, y) = (0,2989 \times R(x,y)) + (0,5879 \times G(x, y)) + (0,1140 \times B(x, y)) \quad (2.2)$$

Dimana :

- $f_{grayscale}(x, y)$: Derajat keabuan pada titik (x,y)
- $R(x, y)$: Derajat keabuan citra merah pada titik (x,y)
- $G(x, y)$: Derajat keabuan citra hijau pada titik (x,y)
- $B(x, y)$: Derajat keabuan citra biru pada titik (x,y)

6. Ekstraksi Fitur

Pada penelitian ini, kami memanfaatkan ekstraksi fitur bentuk dan tekstur dalam pemrosesan pengenalan pola. Bentuk merupakan salah satu ciri yang dapat

diekstraksi dari suatu benda untuk membedakannya dengan benda lain. Pengenalan pola bentuk merupakan metode yang menggunakan kombinasi dua parameter: eksentrisitas dan jarak suatu objek dalam citra biner. Parameter eksentrisitas dan metrik merupakan suatu teknik ekstraksi fitur yang bertujuan untuk memperoleh atau mengekstraksi nilai eksentrisitas dan metrik (Pamungkas, A., 2015).

Tekstur adalah suatu sifat atau ciri suatu area (dalam suatu gambar) yang cukup besar sehingga ciri tersebut berulang secara alami pada area tersebut. Pengertian tekstur dalam hal ini kurang lebih adalah keteraturan suatu pola tertentu yang dihasilkan dari susunan piksel dalam suatu citra digital (Kadir, A. & Adhi, S., 2012).

Matriks kejadian bersama tingkat abu-abu *Gray Level Co-Ocurrence Matrix* (GLCM) merupakan teknik yang umum digunakan dalam penelitian analisis tekstur (Indriani et al., 2018). GLCM banyak digunakan karena memiliki fungsi kognitif tingkat tinggi berdasarkan nilai kontras, korelasi, homogenitas, dan energi (Pariyandani, A., et al., 2020). Struktur GLCM dapat dengan mudah diimplementasikan untuk mengukur pola permukaan yang tidak seragam dan kekasaran pada gambar digital.

GLCM menghitung frekuensi pasangan piksel dengan tingkat keabuan yang sama dalam sebuah gambar (Santoso, M.H., dkk., 2020) dan menerapkan pengetahuan tambahan yang diperoleh dengan menggunakan hubungan piksel spasial ke kuadrat. Ini adalah metode statistik (Xing & Jia., 2019).

GLCM menentukan frekuensi kombinasi nilai kecerahan untuk piksel tertentu. Artinya, properti GLCM suatu gambar direpresentasikan sebagai matriks dengan jumlah baris dan kolom yang sama dengan nilai abu-abu gambar tersebut. Elemen matriks ini bergantung pada frekuensi tertentu dari dua piksel. Kedua pasang piksel tersebut dapat berubah tergantung pada lingkungannya. Setelah diperoleh hasil normalisasi, matriks tersebut digunakan sebagai masukan untuk pengukuran probabilistik yang merepresentasikan fitur tekstur. Ada empat parameter tekstur yang umum digunakan di GLCM yaitu : (Feri Agustina, Z.A.A., 2020):

a. Kontras

Kontras menggambarkan perbedaan skala atau nilai abu-abu dalam suatu gambar. Jika nilai yang berdekatan sama, nilai kontrasnya adalah 0. dimana var adalah kontrasnya, i, j adalah piksel-piksel yang

nilainya berdekatan, dan $p(i,j)$ adalah peluang suatu nilai dalam matriks co-occurrence mempunyai nilai 01. Adapun persamaan kontras adalah:

$$\text{Kontras} = \sum_{i,j} (i - j)^2 P(i,j) \quad (2.3)$$

b. Energi

Energi merepresentasikan ukuran keseragaman pada citra. Semakin tinggi kemiripan citra maka semakin tinggi nilai energi. Dimana (i,j) adalah pecahan yang nilainya berdekatan, dan $p(i,j)$ adalah peluang matriks koeksistensi mempunyai nilai antara 0 dan 1. Adapun persamaan energi adalah:

$$\text{Energi} = \sum_i \sum_j p(i-j)^2 \quad (2.4)$$

c. Homogenitas

Homogenitas merepresentasikan ukuran keseragaman dari *co-occurrence matrix*. Nilai homogenitas tinggi jika semua piksel mempunyai ilai yang seragam. Adapun persamaan homogenitas adalah:

$$\text{Homogenitas} = \sum_{i,j} \frac{P(i,j)}{1+(i-j)^2} \quad (2.5)$$

d. Entropi (*Entropy*)

Entropi mengukur kekacauan atau ketidakpastian dalam GLCM. Nilai entropi yang tinggi menunjukkan bahwa gambar memiliki tekstur yang kompleks dengan variasi nilai grayscale yang besar. Adapun persamaan entropi adalah:

$$Entropi = - \sum_{i,j} P(i - j)^2 \log_2(P(i, j)) \quad (2.6)$$

dimana H adalah homogenitas, (i,j) adalah pecahan nilai yang berdekatan, dan p(i,j) adalah probabilitas suatu nilai dalam matriks co-occurrence mempunyai nilai antara 0 dan 1. Notasi p(i,j) mewakili probabilitas, atau nilai elemen matriks koeksistensi, dengan nilai berkisar antara 0 hingga 1, dan i dan j mewakili pasangan intensitas yang berdekatan (Ferdiana, S., et al., 2017).

7. Evaluasi

Pengukuran evaluasi penting untuk dilakukan untuk melihat apakah metode klasifikasi yang digunakan sudah tepat. Cara untuk mengetahui evaluasi adalah dengan menghitung nilai akurasi, *recall*, *precision*, dan *f1*

score (Grandini et al., 2020). Nilai-nilai tersebut nantinya akan dituangkan ke dalam *matrix confused*.

Matrix confused atau matriks kebingungan adalah alat visualisasi yang biasa digunakan untuk *supervised learning*. Setiap kolom pada matriks berisi kelas prediksi dan setiap baris berisi kelas kejadian sebenarnya atau *actual* (Mahfudh A. A., & Mustofa, H., 2019). Tabel *matrix confused* ada pada tabel 2.1.

Tabel 2. 1 Tabel Matrix Confused 2x2

Kelas Aktual	Kelas Prediksi	
	Positif	Negatif
Positif	TP	FN
Negatif	FP	TN

Dimana:

1. TP (*True Positif*), adalah data yang diprediksi positif dan data sesungguhnya juga positif.
2. TN (*True Negatif*), adalah data yang diprediksi negatif dan data sesungguhnya juga negatif.
3. FP (*False Positif*), adalah data yang diprediksi positif dan data sesungguhnya negatif.
4. FN (*False Negatif*), adalah data yang diprediksi negatif dan data sesungguhnya positif.

Adapun rumus untuk perhitungannya adalah sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{TN + TP}{TN + TP + FN + FP} \quad (2.7)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.8)$$

$$Recall = \frac{TN}{TN + FP} \quad (2.9)$$

$$F1 \text{ score} = 2x \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} x 100\% \quad (2.10)$$

Confusion matrix atau *matrix confused* adalah metode yang umum digunakan untuk menghitung akurasi, *recall*, *presicion*, dan tingkat kesalahan (*error rate*). Yang mana, akurasi berarti mengevaluasi kemampuan sistem untuk menemukan kecocokan terbaik dan ditentukan oleh persentase dokumen yang diambil dan benar-benar relevan dengan kueri. *Recall* berarti mengevaluasi kemampuan sistem untuk menemukan semua item yang relevan dalam sekumpulan dokumen dan didefinisikan sebagai persentase dokumen yang relevan dengan kueri. Akurasi

adalah perbandingan kasus yang teridentifikasi dengan benar dengan jumlah total kasus, dan tingkat kesalahan adalah perbandingan kasus yang teridentifikasi secara salah dengan jumlah total kasus. Presisi adalah ukuran seberapa besar tingkat kebenaran antara informasi yang diminta dengan respon yang diberikan system (arini et al., 2020). Adapun *f1 score* adalah parameter tunggal yang digunakan untuk mengukur keberhasilan gabungan dari *recall* dan *precision* (Zidan, M., 2022).

B. KAJIAN PENELITIAN YANG RELEVAN

Kajian penelitian terkait digunakan sebagai sumber referensi dan inspirasi untuk memperluas pengetahuan dan membantu penulis dalam melaksanakan penelitian ini. Peneliti mencari penelitian yang relevan dengan jenis atau judul penelitian yang hampir sama. Penelitian yang memiliki keterkaitan dengan pengolahan citra digital untuk mengidentifikasi penyakit daun kopi yang digunakan sebagai referensi dalam penyelesaian masalah pada penelitian ini.

Tabel 2.2 Penelitian yang relevan

No.	Nama peneliti	Judul penelitian	Hasil penelitian
1.	Dicki Irfansyah, Metty Mustikasari, Amat Suroso (2021)	Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi	penelitian ini penulis mengimplementasikan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet dengan platform pemrograman MATLAB untuk identifikasi penyakit pada tanaman kopi melalui citra. a. Jumlah total dataset yang digunakan sebanyak 300 data yang terbagi dalam 3 kelas yaitu health, rust dan red spider mite. Proses training yang melibatkan 260 data latih menghasilkan

			akurasi dengan nilai 69.44-80.56%.
2.	Rizki Windiaw a, Aries Suharso (2021)	Identifikasi Penyakit pada Daun Kopi Menggunakan Metode Deep Learning VGG16	Data yang digunakan terdiri dari 360 gambar yang terdiri dari gambar daun kopi sehat, daun kopi penyakit Red Spider Mite, dan daun kopi penyakit Rust. Setelah dilakukan proses pengujian terhadap data validation didapatkan akurasi terbesar yaitu 89% sehingga dapat disimpulkan bahwa metode deep learning VGG16 berjalan baik dalam mengidentifikasi penyakit pada tanaman kopi.

3.	Savira Anggita Sabrina, Wikky Fawwaz Al Maki (2022)	Klasifikasi Penyakit pada Tanaman Kopi Robusta Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network	Data gambar yang digunakan yaitu sehat, tunggau laba-laba merah, karat daun. Berdasarkan hasil penelitian yang ada, CNN dengan arsitektur EfficientNet-B0 menghasilkan performansi yang baik pada algoritma optimasi Adam dan RMSProp, yang masing-masing memiliki nilai F1-Score sebesar 91% pada data hasil augmentasi, dan 94% pada data tanpa augmentasi dengan sistem yang telah dilatih menggunakan data hasil augmentasi.
4.	Sandri, Gidion*	Klasifikasi Penyakit Pada	Citra yang diproses sebanyak 400 citra

	A.N.Pong datu, Juprianu s Rusman (2023)	Tanaman Kopi Arabika Menggunakan Metode K- Nearest Neighbor (Knn) Berbasis Citra	dengan masing- masing 200 citra yang terdiri dari bercak daun dan karat daun. Setelah dilakukan ekstraksi glcm yakni fitur yang digunakan contrast, homogeneity, correlation, energy. Pada penelitian ini hasil percobaan dari beberapa nilai K pada K-Nearest Neighbor menunjukkan akurasi tertinggi terdapat pada K=11 dengan hasil pengujian model menggunakan confusion matrix memperoleh tingkat akurasi sebesar 94 %.
5.	Ardiansy ah, A. S.,	Klasifikasi Penyakit Daun	Data terbagi dalam 3 kelas yaitu Healthy,

	<p>& Nugroho , A (2023)</p>	<p>Kopi Dengan Arsitektur MobileNetV2</p>	<p>Miner, dan Rust dengan masing masing kelas 150 gambar dengan total 450 gambar. Hasil terbaik dari penelitian ini menunjukkan bahwa menggunakan Arsitektur MobileNetV2 dengan kombinasi data 90:10 memiliki hasil yang sangat baik dengan akurasi, presisi, recall, dan skor F1 yang semuanya sama dengan 100%. Dapat disimpulkan bahwa arsitektur MobileNetV2 dapat melakukan klasifikasi penyakit daun kopi dengan akurasi yang baik dan akurat.</p>
--	---	---	--

Penelitian terbaru ini menonjol karena pendekatannya yang inovatif dalam menggabungkan beberapa penyakit daun kopi, seperti *leaf rust*, *miner*, *leaf blight*, *Cercospora* daun sehat. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang mungkin hanya memusatkan perhatian pada satu jenis penyakit atau beberapa penyakit dalam kelompok yang sama, penelitian ini merangkul kompleksitas yang lebih besar dalam kondisi lapangan. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih holistik tentang interaksi antara berbagai penyakit daun kopi, yang pada gilirannya dapat memberikan pandangan yang lebih komprehensif untuk pengembangan strategi pengendalian penyakit yang lebih efektif di masa depan.

BAB III

METODE PENELITIAN

A. Teknik Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder. Data sekunder adalah data yang diperoleh atau dikumpulkan dari sumber yang ada oleh orang yang melakukan penelitian. Data ini digunakan untuk mendukung informasi primer yang diperoleh dari bahan pustaka, literatur, penelitian terdahulu, buku, dan lain-lain.

Data sekunder yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dengan menggunakan metode penelitian kepustakaan, yaitu metode pengumpulan data dari sekumpulan buku, jurnal, atau artikel yang berkaitan dengan masalah atau tujuan penelitian (Riyono et al., 2022b).

Studi literatur juga dapat didefinisikan sebagai kegiatan dalam pengumpulan data dengan membaca, mencatat serta mengolah bahan atau instrumen penelitian. Metode ini digunakan dengan mengumpulkan data sekunder pada penelitian yang berupa teknik pengolahan citra digital untuk identifikasi penyakit pada daun tanaman kopi yang bersumber dari *data.mendeley.com*. Dataset ini dikumpulkan dengan mendownload folder dataset yang diperlukan untuk penelitian

.Informasi mengenai jumlah data yang diolah dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 3.1 di bawah ini:

Tabel 3. 1 Jumlah Data

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

Pada fase pra-pemrosesan, meniadakan kesalahan representasi gambar dan noise (Parraga-Alava, J., et al., (2019). dilakukan untuk memperbaiki kualitas gambar. Metode yang diterapkan selama pra-pemrosesan data termasuk penyaringan kebisingan dan peregangan kontras, yang dilakukan dengan menggunakan filter rata-rata dan median. Untuk penyaringan rata-rata, para peneliti menggunakan filter Gaussian dan rata-rata. Filter rata-rata digunakan untuk menghilangkan noise butiran dari gambar, di mana variasi lokal yang disebabkan oleh butiran berkurang.

Setiap gambar dari dataset kemudian diperiksa untuk mengetahui apakah mereka memiliki bentuk kuadrat yang sama. Gambar yang bukan berbentuk persegi dipotong untuk

mendapatkan bagian tengah persegi dari gambar. Dimensi gambar juga diperiksa untuk memastikan semua gambar memiliki dimensi yang sama. Alat potong digunakan untuk menghapus area gambar yang tidak diinginkan (ames, C., et al., (2008).

Teknik augmentasi data yang digunakan dalam pekerjaan ini termasuk rotasi dan membalik. Rotasi dilakukan pada sudut 180° secara horizontal dan vertikal untuk menekankan wilayah yang diinginkan, yang terkena penyakit. Secara rotasi, alat rotator gambar digunakan dan dilakukan berlawanan arah jarum jam (Jepkoech, J., et al., (2021). Dan dibawah ini contoh datasetnya:

1. Karat daun (*Leaf Rust*), Gejala penyakit karat daun diawali dengan munculnya bercak kuning pada bagian atas daun yang kemudian berubah warna menjadi coklat.



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



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



4. *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.



5. 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.



B. Kebutuhan Perangkat Penelitian

Tentunya dalam melakukan penelitian ini Anda memerlukan alat-alat yang menunjang kebutuhan penelitian Anda. Kebutuhan peralatan penelitian dapat dibagi menjadi dua bidang yaitu perangkat keras dan perangkat lunak. Dari perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan peneliti dengan spesifikasi sebagai berikut :

1. Kebutuhan Perangkat Keras

Tabel 3. 2 Kebutuhan Perangkat Keras

No.	Perangkat	Spesifikasi
1	<i>Device</i>	Asus E410MA
2	<i>Processor</i>	Intel Celeron N4020
3	Memori (RAM)	4 GB
4	Monitor	14 inch

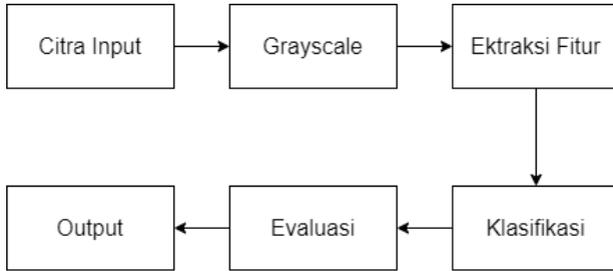
2. Kebutuhan Perangkat Lunak

Tabel 3. 3 Kebutuhan Perangkat Lunak

No.	Perangkat	Spesifikasi
1	Sistem Operasi	Windows
2	Bahasa Pemograman	Google Collab (Python)
3	<i>Word Processing</i>	Ms.Word 2013, Ms. Excel 2013
4	Peramban	Chrome

C. Metode Penelitian

Penelitian ini merupakan jenis dari penelitian kuantitatif yaitu adalah jenis penelitian yang menghasilkan penemuan-penemuan yang dapat dicapai (diperoleh) dengan menggunakan prosedur-prosedur statistik atau cara lain dari kuantifikasi (pengukuran). Adapun langkah-langkah pada penelitian ini direpresentasikan melalui blok diagram pada Gambar 3.1. Diagram blok berfungsi sebagai diagram yang menjelaskan secara visual suatu rangkaian operasi dengan menampilkan rangkaian simbol (Yuniarti, 2019).



Gambar 3. 1 *Desain penelitian*

1. *Grayscale*

Gambar adalah matriks dua dimensi atau susunan baris dan kolom. Sel adalah setiap piksel dalam gambar. Pada dasarnya jenis warna citra digital diklasifikasikan menjadi tiga jenis, yaitu citra RGB (merah, biru, hijau), citra biner, dan citra skala abu-abu (Nafi'iyah., 2015). Gambar RGB adalah gambar dengan intensitas piksel yang terdiri dari tiga saluran: Merah, Hijau, dan Biru. Sedangkan citra biner adalah citra yang memiliki dua nilai intensitas: 0 untuk hitam dan 1 untuk putih.

2. Ekstraksi Fitur

Pada penelitian ini, kami memanfaatkan ekstraksi fitur bentuk dan tekstur dalam pemrosesan pengenalan pola. Bentuk merupakan salah satu ciri yang dapat diekstraksi dari suatu benda untuk membedakannya dengan benda lain. Pengenalan pola bentuk merupakan metode yang menggunakan kombinasi dua parameter: eksentrisitas dan jarak suatu objek dalam citra

biner. Parameter eksentrisitas dan metrik merupakan suatu teknik ekstraksi fitur yang bertujuan untuk memperoleh atau mengekstraksi nilai eksentrisitas dan metrik (Pamungkas, A. 2015).

Tekstur adalah properti atau karakteristik suatu area (dalam gambar) yang cukup besar sehingga karakteristik tersebut terulang secara alami di area tersebut. Yang dimaksud dengan tekstur dalam hal ini kurang lebih adalah keteraturan pola-pola tertentu yang dihasilkan dari susunan piksel-piksel dalam suatu citra digital (Kadir, A. & Susanto, A., 2012).

Bagian penting dari analisis tekstur adalah penggunaan matriks pasangan intensitas Gray Level Cooke Currence Matrix (GLCM). GLCM merupakan matriks yang menggambarkan frekuensi kemunculan sepasang dua piksel dengan intensitas tertentu pada jarak dan arah tertentu pada suatu citra (Prasetyo, E., 2011). Ekstraksi fitur tekstur GLCM menghasilkan banyak fitur seperti kontras, korelasi, energi, dan keseragaman.

3. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan algoritma yang dapat mengklasifikasikan atau mengelompokkan objek berdasarkan karakteristik tertentu (wati, M., Indrawan, W et al., 2017). Pada penelitian ini kami menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN) untuk pemrosesan klasifikasi. K-Nearest Neighbor adalah

metode pengklasifikasian objek berdasarkan data latih yang paling dekat dengannya atau memiliki properti paling umum dengannya. Tetangga dekat atau jauh biasanya dihitung menggunakan jarak Euclidean. Metode ini sederhana dan dapat memberikan hasil klasifikasi yang sangat akurat (Prasetyo, E., 2012).

4. Evaluasi Performa

Setelah melakukan tahap-tahap yang telah diutarakan diatas, maka evaluasi akan dilakukan. Evaluasi akan dilakukan berdasarkan kepada hasil dari identifikasi gejala penyakit yang berdasar kepada bentuk dari kerusakan yang terlihat pada citra daun. Selain itu, *reciever operating characteristic* (ROC) juga akan dianalisa dengan menghitung nilai-nilai ROC itu sendiri. Hal ini dilakukan agar dapat menentukan apakah hasil dari identifikasi tersebut, merupakan hasil yang sama dan sesuai dengan *region of interest* yang telah ditentukan sebelum melakukan identifikasi. Tak hanya itu, *confusion matrix* juga dilakukan untuk membuat hasil dari identifikasi dapat dihitung secara kuantitatif (Ulinuha, 2022). Hal ini dilakukan dengan cara membandingkan hasil identifikasi oleh sistem yang digunakan dengan hasil identifikasi secara manual.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Proses Input Citra Awal

Load dari Google Drive merujuk pada tindakan mengunduh atau mengambil data dari penyimpanan Google Drive ke perangkat lokal atau aplikasi. Google Drive adalah layanan penyimpanan yang memungkinkan pengguna untuk menyimpan, berbagi, dan mengakses file dari mana saja dengan koneksi internet. Ini termasuk berbagai jenis file seperti dokumen, gambar, video, atau dataset. Proses tersebut dapat dilihat pada algoritma 4.1 berikut :

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

↳ Mounted at /content/drive

Gambar 4. 1 Load dari Google drive

Pada *source code* dibawah ini terdapat variabel untuk pendefinisian *directory* dan pemanggilan seluruh file citra dalam format **png* dari folder DATASET_DAUN yang akan diolah dan memberi label setiap kelas. Proses tersebut dapat dilihat pada gambar 4.2 berikut ini:

```
# Direktori dataset
base_dir = '//content/drive/MyDrive/DATASET_DAUN'

# Memberi label
label_map = {
    'Daun_Bercak': 0,
    'Daun_Sehat': 1,
    'Karat_Daun': 2,
    'Pengorok_Daun': 3,
    'Phoma': 4
}
```

Gambar 4. 2 Directory Dataset

B. Proses RGB ke *Grayscale*

Langkah selanjutnya citra diproses terlebih dahulu dengan mengubah citra asli menjadi citra *grayscale* atau sering disebut dengan skala abu-abu untuk menyederhanakan analisis.

Untuk menghitung manual konversi RGB ke *grayscale* dengan contoh citra penyakit daun kopi, setelah itu lakukan langkah-langkah berikut:

1. Konversi RGB ke *Grayscale*

Misalkan saya memiliki sebuah piksel dari contoh gambar daun kopi (daun bercak) yang sakit dengan nilai RGB sebagai tabel 4.1 berikut:

Tabel 4. 1 Nilai piksel RGB 4x4

Piksel	R	G	B
0,0	192	212	141

0,1	186	206	135
0,2	177	193	128
0,3	169	185	122

Setelah menentukan nilai RGB maka akan dilakukan proses perhitungan manual *grayscale*. Hasil perhitungan yang dilakukan secara manual akan dijelaskan pada proses dibawah ini. Gunakan formula yang umum digunakan untuk mengkonversi RGB ke *grayscale*, dengan nilai pixel RGB diatas:

$$\text{Gray} = 0.2989 \times R + 0.5870 \times G + 0.1140 \times B$$

Lalu di hitung:

- **Pixel (0,0): R=192, G=212, B=141**

$$\text{Gray} = 0.2989 \times 192 + 0.5870 \times 212 + 0.1140 \times 141$$

$$\text{Gray} = 57.3888 + 124.444 + 16.074$$

$$\text{Gray} = 197.9068$$

- **Pixel (0,1): R=186, G=206, B=135**

$$\text{Gray} = 0.2989 \times 186 + 0.5870 \times 206 + 0.1140 \times 135$$

$$\text{Gray} = 55.5954 + 120.902 + 15.39$$

$$\text{Gray} = 191.8874$$

- **Pixel (0,2): R=177, G=193, B=128**

$$\text{Gray} = 0.2989 \times 177 + 0.5870 \times 193 + 0.1140 \times 128$$

$$\text{Gray} = 52.9053 + 113.291 + 14.592$$

$$\text{Gray} = 180.7883$$

- **Pixel (0,3): R=169, G=185, B=122**

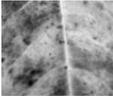
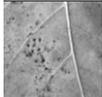
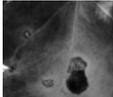
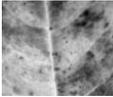
$$\text{Gray} = 0.2989 \times 232 + 0.5870 \times 248 + 0.1140 \times 122$$

$$\text{Gray} = 50.5141 + 108.595 + 13.908$$

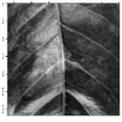
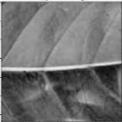
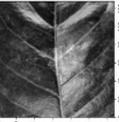
$$\text{Gray} = 173.0171$$

Beberapa contoh Hasil konversi citra asli ke *grayscale* tabel dibawah ini:

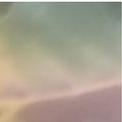
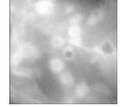
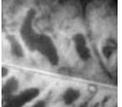
Tabel 4. 2 Contoh hasil konversi daun bercak

Preprocessing	Daun Bercak			
Citra asli				
Grayscale				

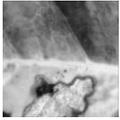
Tabel 4. 3 Contoh hasil konversi daun sehat

Preprocessing	Daun Sehat			
Citra asli				
Grayscale				

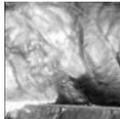
Tabel 4. 4 Contoh hasil konversi karat daun

Preprocessing	Karat Daun			
Citra asli				
Grayscale				

Tabel 4. 5 Contoh hasil konversi pengorok daun

Preprocessing	Pengorok Daun			
Citra asli				
Grayscale				

Tabel 4. 6 Contoh hasil konversi phoma

Preprocessing	Daun Phoma			
Citra asli				
Grayscale				

C. Proses GLCM

Langkah ini mencakup ekstraksi fitur dari *matriks co-occurrence* yang dihasilkan menggunakan GLCM. Fitur-fitur yang diekstraksi biasanya melibatkan statistik seperti kontras, energi, homogenitas, dan korelasi, yang memberikan informasi penting tentang tekstur dalam citra. Bagian ini membahas interpretasi hasil ekstraksi fitur yang diperoleh dari GLCM. Ini termasuk pemahaman tentang makna statistik yang dihasilkan oleh setiap fitur dan bagaimana informasi tersebut dapat digunakan untuk tujuan analisis citra yang spesifik.

Perbedaan pasangan piksel yang dihitung:

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

Dari hasil gambar nilai *grayscale* diatas tadi, selanjutnya buat acuan untuk menghitung ekstraksi fitur. Dibawah ini nilai *grayscale*:

$$\begin{bmatrix} 197.9068, 191.8874 \\ 180.7883, 173.0171 \end{bmatrix}$$

1. Melakukan binning dari nilai *grayscale*

Untuk menyederhanakan perhitungan, akan melakukan binning nilai *grayscale* menjadi 4 level:

0: 0-63

1: 64-127

2: 128-191

3: 192-255

Mengonversi nilai *grayscale* ke binning:

197.9068 = 3

191.8874 = 3

180.7883 = 2

173.0171 = 2

Sehingga gambar binned menjadi : [3, 3, 2, 2]

2. Identifikasi Pasangan Pixel Berdekatan Secara Horizontal, Untuk baris tunggal ini, identifikasi pasangan pixel yang berdekatan secara horizontal:

- Dari baris tersebut: (3, 3), (3, 2), (2, 2)

3. Buat Matriks GLCM, untuk pasangan nilai binned 0 hingga 3 akan mencatat frekuensi kemunculan pasangan (i, j) . Inisialisasi matriks 4x4 dengan semua elemen diatur ke 0:

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Isi matriks GLCM berdasarkan pasangan-pasangan yang ditemukan:

- Pasangan (3, 3): Tambahkan 1 ke elemen GLCM[3][3]
- Pasangan (3, 2): Tambahkan 1 ke elemen GLCM[3][2]
- Pasangan (2, 2): Tambahkan 1 ke elemen GLCM[2][2]

Matriks GLCM setelah diisi:

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

4. Normalisasi GLCM

Total jumlah pasangan adalah 3. Untuk mendapatkan matriks probabilitas, bagi setiap elemen dengan total pasangan:

$$\begin{bmatrix} 0/3 & 0/3 & 0/3 & 0/3 \\ 0/3 & 0/3 & 0/3 & 0/3 \\ 0/3 & 0/3 & 1/3 & 0/3 \\ 0/3 & 0/3 & 1/3 & 1/3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.333 & 0 \\ 0 & 0 & 0.333 & 0.333 \end{bmatrix}$$

5. Hitung Fitur-Fitur GLCM

Sekarang akan menghitung fitur-fitur GLCM dari matriks probabilitas yang telah dinormalisasi. Penghitungan manual Fitur GLCM seperti dibawah ini:

- a. Kontras (contrast), Kontras mengukur seberapa besar variasi atau perbedaan intensitas antara piksel yang berdekatan. Nilai kontras yang tinggi menunjukkan perbedaan intensitas yang besar antara pasangan piksel.

$$Kontras = \sum_{i,j} (i - j)^2 P(i, j)$$

Dimana:

- i dan j adalah nilai grayscale yang berpasangan.
- $P(i,j)$ adalah probabilitas kemunculan pasangan i dan j dalam GLCM.

Hitungan kontraks:

$$\begin{aligned} Kontras &= (3 - 3)^2 \times 0.333 + (3 - 2)^2 \times 0.333 \\ &\quad + (2 - 2)^2 \times 0.333 \\ &= 0 \cdot 0.333 + 1 \cdot 0.333 + 0 \cdot 0.333 \\ &= 0.333 \end{aligned}$$

- b. Homogenitas (Homogeneity), Homogenitas mengukur kedekatan distribusi elemen dalam GLCM dengan diagonal utama. Nilai homogenitas yang tinggi menunjukkan bahwa pasangan nilai grayscale yang berdekatan cenderung memiliki nilai yang sama.

$$\text{Homogenitas} = \sum_{i,j} \frac{P(i,j)}{1 + (i-j)^2}$$

$$\begin{aligned} \text{Homogenitas} &= \frac{0.333}{1+(3-3)^2} + \frac{0.333}{1+(3-2)^2} + \frac{0.333}{1+(2-2)^2} \\ &= \frac{0.333}{1} + \frac{0.333}{2} + \frac{0.333}{1} \\ &= 0.333 + 0.167 + 0.333 \\ &= 0.833 \end{aligned}$$

- c. Energi (Energy), Energi mengukur keseragaman atau konsistensi dalam GLCM. Nilai energi yang tinggi menunjukkan bahwa gambar memiliki tekstur yang seragam.

$$\text{Energi} = \sum_{i,j} P(i,j)^2$$

$$\begin{aligned} \text{Energi} &= 0.333^2 + 0.333^2 + 0.333^2 \\ &= 0.111 + 0.111 + 0.111 \\ &= 0.333 \end{aligned}$$

- d. Entropi (Entropy), Entropi mengukur kekacauan atau ketidakpastian dalam GLCM. Nilai entropi yang tinggi menunjukkan bahwa gambar memiliki tekstur yang kompleks dengan variasi nilai grayscale yang besar.

$$\text{Entropi} = - \sum_{i,j} P(i-j)^2 \log_2(P(i,j))$$

Dimana:

- $P(i,j)$ adalah probabilitas kemunculan pasangan i dan j dalam GLCM.
- \log_2 adalah logaritma basis 2.

$$\begin{aligned} \text{Entropi} &= -(0.333\log_2 0.333 \\ &\quad + 0.333 \log_2 0.333 \\ &\quad + 0.333\log_2 0.333 \\ &= -(0.333 \times -1.585 + 0.333 \times -1.585 \\ &\quad + 0.333 \times -1.585) \\ &= -(-0.528 - 0.528 - 0.528) \\ &= 1.584 \end{aligned}$$

Namun, terlebih dahulu mari pahami apa yang dimaksud dengan notasi matematis yang diberikan $0.333\log_2 0.333$. Ini berarti mengalikan 0.333 dengan hasil dari $\log_2 0.333$. Mari hitung nilai dari $\log_2 0.333$

$$\log_2 0.333 \approx -1.585$$

Jadi, nilai dari $0.333\log_2 0.333$ adalah sekitar -0.528 .

Beberapa contoh Hasil Ekstraksi Fitur GLCM pada gambar 4.3 dibawah ini:

file	energy_0	homogeneity_0	entropy_0	contrast_0	energy_45	homogeneity_45	entropy_45	contrast_45	energy_90	homogeneity_90	entropy_90	contrast_90	energy_135	homogeneity_135	entropy_135	contrast_135
0 (85).jpg	0.864662	0.985021	0.727965	0.029958	0.858429	0.978114	0.779911	0.043772	0.864570	0.984375	0.731501	0.031250	0.860140	0.979695	0.767707	0.040610
1 7 (8).jpg	0.815816	0.989850	0.848986	0.020300	0.815035	0.988127	0.863127	0.023746	0.815989	0.988404	0.858561	0.023191	0.812591	0.986050	0.883450	0.027900
2 (87).jpg	0.800416	0.982222	0.940283	0.035556	0.791734	0.973960	1.005929	0.052080	0.798553	0.980376	0.955552	0.039247	0.794210	0.976161	0.988849	0.047678
3 (78).jpg	0.773879	0.980961	1.018854	0.038078	0.761927	0.970178	1.104025	0.059644	0.769289	0.976778	1.053446	0.046444	0.764011	0.971976	1.090502	0.056048
4 (76).jpg	0.674907	0.974871	1.282578	0.050258	0.653380	0.958367	1.408482	0.083266	0.665153	0.967489	1.342088	0.065022	0.660313	0.963761	1.370061	0.072478
...
4995 (219).jpg	0.690639	0.985974	1.178211	0.028051	0.680620	0.978362	1.250096	0.043276	0.685615	0.982068	1.216031	0.035864	0.680038	0.977928	1.253954	0.044144
4996 (26).jpg	0.728855	0.962660	1.219951	0.074680	0.724962	0.959142	1.243158	0.081716	0.732031	0.965705	1.199580	0.068590	0.722608	0.957096	1.256473	0.085808
4997 (238).jpg	0.690074	0.986713	1.173842	0.026575	0.681389	0.980253	1.236623	0.039494	0.685791	0.983483	1.206023	0.033034	0.680095	0.979292	1.245390	0.041416
4998 (237).jpg	0.676780	0.949742	1.391300	0.100517	0.665076	0.939333	1.451041	0.121334	0.682888	0.954509	1.360290	0.090982	0.662574	0.937101	1.463152	0.125798
4999 (260).jpg	0.695260	0.991172	1.126992	0.017655	0.683185	0.982423	1.218627	0.035154	0.688262	0.986097	1.182169	0.027805	0.689332	0.986918	1.173799	0.026164

5000 rows x 17 columns

Gambar 4. 3 Hasil GLC

D. Hasil Klasifikasi dengan K-Nearest Neighbor

Pada penelitian ini klasifikasi terbagi menjadi 80% data training dan 20% data testing. Pemilihan Nilai K dalam *algoritma K-Nearest Neighbors* (KNN) menentukan jumlah tetangga terdekat yang digunakan untuk mengklasifikasikan suatu titik data. Metode untuk melatih model KNN menggunakan data training. Pemilihan nilai K yang tepat sangat penting karena mempengaruhi kinerja model. Nilai K yang terlalu kecil dapat menyebabkan model overfitting, sementara nilai K yang terlalu besar dapat menyebabkan underfitting.

Dalam penelitian ini Menentukan jumlah tetangga terdekat yang akan dipertimbangkan oleh algoritma. Dalam hal ini, 3 tetangga terdekat akan digunakan nilai $K=3$ dipilih berdasarkan hasil eksperimen dan *cross-validation*. Nilai k yang kecil cenderung memiliki variansi rendah tetapi bias lebih tinggi, sedangkan nilai K yang besar cenderung memiliki bias rendah tetapi variansi lebih tinggi. $K=3$ sering kali memberikan keseimbangan yang baik dan memberikan akurasi terbaik sebesar 95%, menjadikannya pilihan optimal untuk model ini. Memastikan model memiliki keseimbangan yang baik antara bias dan varians, sehingga dapat menggeneralisasi dengan baik pada data yang tidak terlihat.

E. Hasil Evaluasi *Confusion Matrix*

Setelah dilakukan pengelompokan citra penyakit daun kopi yang sudah berlabel, langkah selanjutnya adalah menghitung jumlah citra yang benar dan salah yang masuk ke dalam setiap cluster yang telah ditentukan. Hasil ini akan digunakan untuk mengevaluasi kinerja model dalam mengelompokkan citra berdasarkan jenis penyakitnya seperti pada Tabel 4.6 dibawah ini:

Tabel 4. 7 Hasil *confusion matrix* 5x5

	Class	Predicted				
		Daun Bercak	Daun Sehat	Karat Daun	Pengorok Daun	Phoma
True	Daun Bercak	216	0	0	0	0
	Daun Sehat	0	190	0	0	0
	Karat Daun	4	1	183	3	1
	Pengorok Daun	3	1	2	196	8
	Phoma	6	1	2	18	165

Dari hasil *confusion matrix* lima kelas diatas dan menghasilkan akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score* seperti pada gambar 4.4 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 4. 4 Hasil akurasi

Berdasarkan gambar 4.4 diatas dapat diketahui bahwa nilai akurasi sebesar 0.95 atau 95%. Kemudian rata-rata nilai *precision*, *recall*, *f1-score* adalah sama yaitu 0.95 atau 95%. namun untuk mendapatkan nilai rata-rata dari *precision*, *recall*, dan *f1-score* perlu dilakukan perhitungan performa model yang umum digunakan. setelah diketahui nilai akurasinya maka selanjutnya yaitu melakukan perhitungan terhadap performa model yang lainnya seperti *precision*, *recall*, dan juga *f1-score* berdasarkan nilai *true* positif, nilai *false* positif, juga nilai *false* negatif. Karena dalam menentukan nilai *true* positif, nilai *false* positif, juga nilai *false* negatif pada *multiclass confusion matrix* 5x5 sangat sulit maka solusi yang diberikan untuk mempermudah pencarian masing-masing nilai yaitu memecah kolom 5x5 menjadi 2x2 atau dihitung perkelas terlebih dahulu.

Setelah dilakukan nilai *multiclass confusion matrix* maka akan dilakukan proses perhitungan manual. Hasil perhitungan

yang dilakukan secara manual akan dijelaskan pada proses dibawah ini:

Akurasi adalah rasio dari jumlah prediksi benar dengan total jumlah keseluruhan data.

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= \frac{\text{Jumlah TP(true positif)}}{\text{jumlah keseluruhan data}} = \frac{216+190+183+196+165}{1000} \\ &= \frac{950}{1000} = 0.95 \text{ (95\%)} \end{aligned}$$

1. Bercak Daun

True/ Predict	Bercak Daun	Bukan Bercak Daun
Bercak Daun	TP = 216	FN = 0+0+0+0=0
Bukan Bercak Daun	FP = 0+4+3+6=13	TN = 771

Untuk menghasilkan *precision*, *recall*, *f1-score* menggunakan persamaan dibawah ini:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{216}{216+13} = \frac{216}{229} = 0.943$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{216}{216+0} = \frac{216}{216} = 1$$

$$\text{F1-score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 2 \times \frac{0.94 \times 1}{0.94 + 1} = 0.969$$

2. Daun Sehat

True/ Predict	Daun Sehat	Bukan Daun Sehat
Daun Sehat	TP = 190	FN = 0+0+0+0=0

Bukan Daun Sehat	FP = 0+1+1+1=3	TN = 807

Untuk menghasilkan *precision*, *recall*, *f1-score* menggunakan persamaan dibawah ini:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{190}{190+3} = \frac{190}{193} = 0.984$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{190}{190+0} = \frac{190}{190} = 1$$

$$F1-score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = 2 \times \frac{0.984 \times 1}{0.984 + 1} = 0.991$$

3. Daun Karat

True/ Predict	Daun Karat	Bukan Daun Karat
Daun Karat	TP = 183	FN = 4+1+3+1=9
Bukan Daun Karat	FP = 0+0+2+2=4	TN = 804

Untuk menghasilkan *precision*, *recall*, *f1-score* menggunakan persamaan dibawah ini:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{183}{183+4} = \frac{183}{187} = 0.978$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{183}{183+9} = \frac{183}{192} = 0.953$$

$$F1-score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = 2 \times \frac{0.978 \times 0.953}{0.978 + 0.953} = 0.965$$

4. Pengorok Daun

True/ Predict	Pengorok Daun	Bukan Pengorok Daun
Pengorok Daun	TP = 196	FN = 3+1+2+8=14
Bukan Pengorok Daun	FP=0+0+ 3+18=21	TN = 769

Untuk menghasilkan *precision*, *recall*, *f1-score* menggunakan persamaan dibawah ini:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{196}{196+21} = \frac{196}{217} = 0.903$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{196}{196+14} = \frac{196}{210} = 0.933$$

$$F1-score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = 2 \times \frac{0.903 \times 0.933}{0.903 + 0.933} = 0.917$$

5. Phoma

True/ Predict	Phoma	Bukan Phoma
Phoma	TP = 165	FN =6+1+2+18=27
Bukan Phoma	FP = 0+0+1+8=9	TN = 799

Untuk menghasilkan *precision*, *recall*, *f1-score* menggunakan persamaan dibawah ini:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{165}{165+9} = \frac{165}{174} = 0.948$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{165}{165+27} = \frac{165}{192} = 0.859$$

$$\begin{aligned}
 F1\text{-score} &= 2x \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 2x \frac{0.948 \times 0.859}{0.948 + 0.859} \\
 &= 0.901
 \end{aligned}$$

Hasil ringkasan dari perhitungan manual diatas dapat dilihat pada tabel 4.8 berikut:

Tabel 4. 8 Hasil perhitungan manual

Class	Precision	Recall	F1-Score
Daun Bercak	0.94	1	0.97
Daun Sehat	0.98	1	0.99
Karat Daun	0.98	0.95	0.97
Pengorok Daun	0.90	0.93	0.92
Phoma	0.95	0.86	0.90

Berdasarkan tabel diatas untuk precision kelas daun bercak sebesar 94%, precision kelas daun sehat 98%, precision kelas karat daun 98%, precision kelas pengorok daun 90%, precision kelas phoma 95%. Untuk recall kelas daun bercak 100%, recall kelas daun sehat 100%, recall kelas karat daun 95%, recall kelas pengorok daun 93%, recall kelas phoma 86%. Untuk *f1-score* kelas daun bercak 97%, *f1-score* kelas daun sehat 99%, *f1-score* kelas karat daun 97%, *f1-score* kelas pengorok daun 92%, *f1-score* kelas phoma 90%.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pembahasan dari peneliti yang dilakukan oleh peneliti dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Penelitian ini menggunakan ekstraksi fitur tekstur dengan menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) pada implementasi sistem dapat mengidentifikasi penyakit pada daun tanaman kopi.
2. Penelitian ini menggunakan data set sejumlah 5000 citra daun tanaman kopi. Data set dibagi berdasarkan pada lima kelompok yang terdiri dari daun bercak, daun sehta, karat daun, pengorok daun dan phoma masing-masing 1000 data citra.
3. Metode *K-Nearest Neighbor* dengan nilai $k = 3$ dan jarak Euclidean memberikan hasil terbaik. Tingkat akurasi sebesar 95%, *precision* sebesar 95%, *recall* sebesar 95%, dan *f1-score* sebesar 95%.

B. Saran

Dari penelitian yang telah dilakukan ini, diharapkan hasil yang diperoleh dapat menjadi referensi bagi peneliti. Adapun saran yang bisa diberikan seperti dibawah ini:

1. Hasil penelitian ini dapat dijadikan referensi untuk penelitian selanjutnya yang berkaitan dengan klasifikasi penyakit tanaman kopi.
2. Menggunakan ekstraksi fitur lainnya seperti *Local Binary Pattern* (LBP), atau fitur warna dan bentuk. Penggunaan fitur-fitur ini dapat memberikan informasi tambahan yang berguna untuk klasifikasi.
3. Algoritma yang berbeda dapat diterapkan agar dapat dilakukan perbandingan dalam mencari hasil klasifikasi yang terbaik. Algoritma lainnya seperti *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forest*, atau *deep learning* seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) dan lain sebagainya.

DAFTAR PUSTAKA

- Agrios, G. N. (2005). *Plant Pathology*. Academic Press.
- Al-Amin, M. I. (2021, Desember 9). Mengenal Fungsi Daun dan Struktur pada Tumbuhan. (Katadata.co.id) Dipetik April 17, 2022, dari <https://katadata.co.id/intan/berita/61b0e4dc2036a/mengenal-fungsi-daun-dan-struktur-padatumbuhan>
- Ames C. Church, Yixin Chen, & Stephen V. Rice department of computer and information science, university of mississippi, "A Spatial Median Filter for Noise Removal in Digital Images", IEEE, page(s): 618–623, 2008
- Ardiansyah, A. S., & Nugroho, A. (2023). "Klasifikasi Penyakit Daun Kopi Dengan Arsitektur MobileNetV2," *J. Ilmu Komput. dan Bisnis*, vol. 14, no. 1, pp. 66–73, 2023, doi: 10.47927/jikb.v14i1.622.
- Arini, A., Wardhani, L. K., & Octaviano, D.-. (2020). Perbandingan Seleksi Fitur Term Frequency & Trigram Character Menggunakan Algoritma Naï Ve Bayes Classifier (Nbc) Pada Tweet Hashtag #2019gantipresiden. *Kilat*, 9(1), 103–114. <https://doi.org/10.33322/Kilat.V9i1.878>
- Dinas Pertanian Pemerintah Kabupaten Buleleng. (2020, Juli 7). Pengenalan Dan Pengendalian Penyakit Tanaman Kopi. (Dinas Pertanian Pemerintah Kabupaten Buleleng) Dipetik April 16, 2022, dari <https://distan.bulelengkab.go.id/informasi/detail/artikel/pengenalan-dan-pengendalianpenyakit-tanaman-kopi-66>
- Dwi Prasetyo, B. (2020). Klasifikasi Citra X-Ray Paru-Paru Anak Pneumonia dan Non-Pneumonia Menggunakan Metode Segmentasi dan Deteksi Tepi [WWW Document]. URL <https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/28404>;jsessionid=A40324F8FED71BB89D98E5C98FE00327 (accessed 9.22.22).

- Esgario, J. G. M., Krohling, R. A., & Ventura, J. A. (2020). "Deep learning for classification and severity estimation of coffee leaf biotic stress," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 169, p. 105162, 2020.
- Ferdiana, S., Enggar, R., & Dijaya, R.(2017). "Otomatisasi klasifikasi kematangan buah Mengkudu berdasarkan warna dan tekstur," vol. 3, no. 1, pp. 17–23, 2017
- Feri Agustina, Z. A. A. (2020). Identifikasi Citra Daging Ayam Kampung dan Broiler Menggunakan Metode GLCM dan Klasifikasi-NN. *Jurnal Infokam*, XVI(1), 25–36.
- Filho, O. G. (2006). "*Coffee leaf miner resistance*," pp. 110–117.
- Grandini, M., Bagli, E., & Visani, G. (2020). *Metrics For Multi-Class Classification: An Overview*. 1-17.
https://doi.org/10.1007/978-1-4842-8149-9_2
- Hanura Sanusi, S. H. S., & Susetianingtias, D. T. (2019). "Pembuatan Aplikasi Klasifikasi Citra Daun Menggunakan Ruang Warna Rgb Dan Hsv," *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 24, no. 3, pp. 180–190, 2019, doi: 10.35760/ik.2019.v24i3.2323.
- Indriani, O. R., Kusuma, E. J., Sari, C. A., Rachmawanto, E. H., & Setiadi, D. R. I. M. (2018). Tomatoes classification using K-NN based on GLCM and HSV color space. *Proceedings - 2017 International Conference on Innovative and Creative Information Technology: Computational Intelligence and IoT, ICITech 2017*, 2018-Janua, 1–6.
<https://doi.org/10.1109/INNOCIT.2017.8319133>
- Irfansyah, D., Mustikasari, M., & Suroso, A. (2021). "Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 6, no. 2, pp. 87–92, 2021, doi: 10.30591/jpit.v6i2.2802.
- Irianto, S., (2016). *Analisa Citra Digital dan Content Based Image Retrieval*.
- Janandi, R., & Cenggoro, T. W. (2020). "An Implementation of Convolutional Neural Network for Coffee Beans Quality Classification in a Mobile Information System," in 2020

- International Conference on Information Management and Technology (ICIMTech), 2020, pp. 218–222.
- Jepkoech, J., Muchangi, D., Kenduiywo, B, K., & Chebet, E., (2021) “Arabica coffee leaf images dataset for coffee leaf disease detection and classification,” *Data Br.*, vol. 36, p. 107142, 2021, doi: 10.1016/j.dib.2021.107142.
- Kadir, A., & Adhi, S. (2012). Ekstraksi Fitur Tekstur. Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra 575–640.
- Kadir, A., & Susanto, A. (2012). Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra, penerbit Andi Offset, Yogyakarta.
- Kopi 76. (2021). “Hama, Penyakit, dan Nematoda dalam Budidaya Kopi,” *Kopi 76*, Jan. 18, 2021.
<https://kopi76.com/2021/01/18/hamapenyakit-dan-nematoda-dalam-budidayakopi/> (accessed Nov. 24, 2021).
- 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).
- Kumaseh, M. R., Latumakulita, L. & Nainggolan, N. (2013). Segmentasi citra digital ikan menggunakan metode thresholding. *Jurnal Ilmiah Sains*, 13(1), pp.74-79.
- Mahfudh, A. A., & Mustofa, H. (2019). Klasifikasi Pemahaman Santri Dalam Pembelajaran Kitab Kuning Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Berbasis Forward Selection. *Walisongo Journal Of Information Technology*, 1(2), 101.
<https://doi.org/10.21580/Wijt.2019.1.2.4529>
- Matarru, S., Pongdatu, G, A, N., & Rusman, J., (2023). “Klasifikasi Penyakit pada Tanaman Kopi Arabika Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN) Berbasis Citra,” *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 2, pp. 656–664, 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i2.3172.
- Nafi’iyah, N. (2015). Algoritma Kohonen dalam Mengubah Citra Graylevel Menjadi Citra Biner [WWW Document]. URL <https://www.jurnal.stmikasia.ac.id/index.php/jitika/article/view/125/146> (accessed 9.22.22).

- Nasution, B. B. (2018). "Specialty Kopi Indonesia,".
- Pamungkas, A. (2015). "Pengolahan Citra Digital: Ekstraksi Ciri Citra" <https://pemrogramanmatlab.com/pengolahan-citradigital/ekstraksi-ciri-citra-digital/> diakses pada tanggal 25 September 2019.
- 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*1(2),120-128.
- Parraga-Alava, J., Cusme, K., & A. Loor, E. Santander, RoCoLe: a robusta coffee leaf images dataset for evaluation of machine learning based methods in plant diseases recognition, *Data Brief* 25 (2019) 104414
- Prasetyo, E. (2011). *Pengolahan Citra Digital Dan Aplikasinya Menggunakan Matlab*, diedit oleh Fi. Sigit Suyantoro, Penerbit Andi, Yogyakarta.
- Prasetyo, E. (2012). *Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan MATLAB*, penerbit ANDI, Yogyakarta.
- Rahardjo, P. (2017). *Berkebun Kopi*. Penebar Swadaya, 2017.
- Ratna Sulistiyanti, S., Sentyawan, A., & Komarudin, M. (2016). *PENGOLAHAN CITRA; DASAR DAN CONTOH PENERAPANNYA*.
- Riyono, J., Puspa, S.D., & Pujiastuti, C.E.,(2022). "Simulasi Clustering Provinsi di Indonesia dalam Penyebaran Covid-19 Berdasarkan Indikator Kesehatan Masyarakat Menggunakan Algoritma Gaussian Mixture Model". *MAJAMATH: Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika* 5, 43-60.
<https://doi.org/10.36815/MAJAMATH.V5I1.1699>
- Sabrina, S, A., & Al Maki, W., (2022). "Klasifikasi Penyakit pada Tanaman Kopi Robusta Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Responsif Ris. ...*, vol. 9, no. 3, pp. 178-190, 2022, [Online]. Available: www.kaggle.com.

- Santoso, M.H., Larasati, D.A., & Muhathir, M (2020). Wayang Image Classification Using MLP Method and GLCM Feature Extraction. *Journal of Computer Science, Information Technology and Telecommunication Engineering*, 1(2),111-119
- Setiadi (2011). Bertanam cabai di Lahan Dan Pot. Penebar Swadaya. Jakarta.
- Shihab, M. (2002). Quraish, Tafsir al-Misbah: Pesan, Kesan, dan Keserasian al-Qur'an, Jakarta, Lentera Hati, 2002
- Siska, R. K. W. (2016). "Serangan Karat Daun Kopi (Hemileiavastatrix Berk&Br) pada Tanaman Kopi Arabika di Perkebunan Rakyat Kabupaten Mandailing Natal Sumatera Utara,".
- Sugiarti, L. (2019). "Identifikasi Hama Dan Penyakit Pada Tanaman Kopi Di Kebun Percobaan Fakultas Pertanian Universitas Winaya Mukti," *Agro Wiralodra*, vol. 2, no. 1, pp. 16-22, 2019, doi: 10.31943/agrowiralodra.v2i1.27.
- Syakir, M., & Surmaini, E. (2017). Perubahan Iklim Dalam Konteks Sistem Produksi Dan Pengembangan Kopi Di Indonesia. *Jurnal Litbang Pertanian*, 36(2), 77-90.
- Taiz, L., & Zeiger, E. (2010). *Plant Physiology*. Sinauer Associates, Inc.
- Tuba, M., Jordanski, M., & Arsic, A. (2016). Improved weighted thresholded histogram equalization algorithm for digital image contrast enhancement using the bat algorithm. *Bio-Inspired Computation and Applications in Image Processing* 61-86. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-804536-7.00004-1>.
- Ulinuha, M. A. (2022). *Segmentasi Tulang Wajah Tiga Dimensi Berbasis Sudut SImpangan* [Disertasi]. Institut Teknologi Sepuluh Novermber.
- Wati, M., Indrawan, W., Widians., Joan Angelina., & Puspitasari, N. (2017). Data mining for predicting students' learning result. 4th International Conference on Computer Applications and Information Processing Technology (CAIPT), Kuta Bali, pp. 1-4.

- Windiawan, R., & Suharso, A., (2021). "Identifikasi Penyakit pada Daun Kopi Menggunakan Metode Deep Learning," vol. 5, no. 36, pp. 9–16, 2021.
- Wintgens, J. N. (2009). *Coffee: Growing, Processing, Sustainable Production*. Wiley-Blackwell.
- Xing, Z., & Jia, H. (2019). Multilevel Color Image Segmentation Based on GLCM and Improved Salp Swarm Algorithm. *IEEE Access*, 7, 37672–37690.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2904511>
- Yulia, T. (2011). *Petunjuk Praktis Bertanam Cabai*. Agro Media Pustaka. Jakarta
- Yuniarti, W.D., 2019. *Dasar-dasar pemrograman dengan Python [WWW Document]*. Deepublish.
URL<https://opac.perpusnas.go.id/DetailOpac.aspx?id=1279704> (accessed 11.23.22).
- Yusuf al-Hajj Ahmad. (2016). *Mukjizat Ilmiah di Lautan dan Dunia Binatang*, Judul asli: *al-I'jaz al-Ilmi fi al-Bihar wa al-Hayawan*, (Solo: Aqwam, 2016), h. 80
- Zidan, M. (2022). Analisis Sentimen Kenaikan Harga Bahan Bakar Minyak (Bbm) Berdasarkan Respon Pengguna Media Sosial Twitter Di Indonesia Menggunakan Metode Naive Bayes. In *Skripsi*. Semarang: Uin Walisongo.

LAMPIRAN

LAMPIRAN 1. Source Code

```
#LOAD DARI GOOGLE DRIVE
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')

#IMPORT LIBRARY
import os
import cv2
import numpy as np
import skimage.feature
import pandas as pd
from sklearn.cluster import KMeans
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.metrics import confusion_matrix,
classification_report, accuracy_score
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from google.colab import files
from IPython.display import Image, display

#LOAD DIREKTORY DARI GOOGLE DRIVE
# Direktori dataset
base_dir = '/content/drive/MyDrive/DATASET_DAUN'

# Memberi label
label_map = {
    'Daun_Bercak': 0,
```

```

'Daun_Sehat': 1,
'Karat_Daun': 2,
'Pengorok_Daun': 3,
'Phoma': 4
}

#MENAMPILKAN DATASET
# Variabel untuk menentukan jumlah contoh gambar yang ingin
ditampilkan per label
num_examples_per_label = 15

# Memilih nama label yang ingin ditampilkan
selected_labels = ['Karat_Daun','Pengorok_Daun'] # Ubah sesuai
dengan label yang diinginkan

# Fungsi untuk membaca gambar berwarna dari folder
def load_color_images_from_folder(folder, selected_labels,
max_images_per_label=10):
    color_images = []
    labels = []
    for label in selected_labels:
        path = os.path.join(folder, label)
        count = 0
        for filename in sorted(os.listdir(path)): # Menggunakan
sorted untuk memastikan urutan tetap
            if count >= max_images_per_label:
                break
            img = cv2.imread(os.path.join(path, filename))
            if img is not None:
                color_images.append(img)
                labels.append(label)
                count += 1

```

```

return color_images, labels

# Fungsi untuk menampilkan contoh gambar berwarna dari setiap
label
def display_color_sample_images(images, labels, selected_labels,
num_examples):
    fig, axes = plt.subplots(len(selected_labels), num_examples,
figsize=(2 * num_examples, 2 * len(selected_labels)))
    fig.suptitle('Contoh Gambar dari Setiap Label', fontsize=15)

    for i, (img, label) in enumerate(zip(images, labels)):
        if i < len(selected_labels) * num_examples:
            row = selected_labels.index(label)
            col = i % num_examples
            axes[row, col].imshow(cv2.cvtColor(img,
cv2.COLOR_BGR2RGB))
            axes[row, col].axis('off')
            if col == num_examples - 1: # Tambahkan label di kanan
gambar terakhir pada baris tersebut
                axes[row, col].text(1.05, 0.5, label, transform=axes[row,
col].transAxes, fontsize=12, verticalalignment='center',
color='red')

    plt.tight_layout(rect=[0, 0, 1, 0.96])
    plt.show()

# Membaca gambar berwarna dari folder
color_images, labels = load_color_images_from_folder(base_dir,
selected_labels, num_examples_per_label)

# Menampilkan contoh gambar berwarna dari setiap label
display_color_sample_images(color_images, labels, selected_labels,
num_examples_per_label)

```

```

#GRAYSCALE
# Fungsi untuk membaca gambar dan mengubahnya menjadi
grayscale
def load_images_from_folder(folder):
    images = []
    labels = []
    for label in label_map.keys():
        path = os.path.join(folder, label)
        for filename in os.listdir(path):
            img = cv2.imread(os.path.join(path, filename))
            if img is not None:
                gray_img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
                images.append((gray_img, filename))
                labels.append(label_map[label])
    return images, labels

#FITUR GLCM
# Fungsi untuk menghitung fitur-fitur GLCM
def extract_glcm_features(image):
    angles = [0, np.pi/4, np.pi/2, 3*np.pi/4]
    features = []
    for angle in angles:
        glcm = skimage.feature.graycomatrix(image, distances=[1],
angles=[angle], levels=256, symmetric=True, normed=True)
        energy = skimage.feature.graycoprops(glcm, 'energy')[0, 0]
        homogeneity = skimage.feature.graycoprops(glcm,
'homogeneity')[0, 0]
        entropy = -np.sum(glcm * np.log2(glcm + (glcm == 0)))
        contrast = skimage.feature.graycoprops(glcm, 'contrast')[0, 0]
        features.extend([energy, homogeneity, entropy, contrast])

```

```

return features

images, labels = load_images_from_folder(base_dir)
labels = np.array(labels)

# Ekstraksi fitur dari semua gambar
feature_list = []
for img, filename in images:
    features = extract_glm_features(img)
    feature_list.append([filename] + features)

# Membuat DataFrame dengan fitur-fitur yang diekstraksi
columns = ['file', 'energy_0', 'homogeneity_0', 'entropy_0',
'contrast_0',
           'energy_45', 'homogeneity_45', 'entropy_45', 'contrast_45',
           'energy_90', 'homogeneity_90', 'entropy_90', 'contrast_90',
           'energy_135', 'homogeneity_135', 'entropy_135',
'contrast_135']
df = pd.DataFrame(feature_list, columns=columns)

# Menampilkan DataFrame
display(df)

#PROSES TRAINING MODEL KNN
# Split dataset menjadi training dan testing
X = df.drop(columns=['file']).values
y = labels
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
random_state=42)

# Melatih model KNN
knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=3)

```

```

knn.fit(X_train, y_train)

# Memprediksi hasil
y_pred = knn.predict(X_test)

#EVALUASI DENGAN CONFUSION MATRIX
# Evaluasi dengan confusion matrix
cm = confusion_matrix(y_test, y_pred)
print(classification_report(y_test, y_pred))

# Menampilkan confusion matrix
plt.figure(figsize=(8, 6))
sns.heatmap(cm, annot=True, fmt='d', cmap='Blues',
xticklabels=label_map.keys(), yticklabels=label_map.keys())
plt.xlabel('Predicted')
plt.ylabel('True')
plt.title('Confusion Matrix')
plt.show()

# Menghitung dan menampilkan akurasi
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print(f'Accuracy: {accuracy * 100:.2f}%')

#FUNGSI UNTUK MEMPREDIKSI GAMBAR
# Fungsi untuk memprediksi gambar baru
def predict_new_image(img_path, model, label_map):
    img = cv2.imread(img_path)
    gray_img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

    # Menampilkan gambar asli dan grayscale
    plt.figure(figsize=(10, 4))

```

```

plt.subplot(1, 2, 1)
plt.imshow(cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB))
plt.title('Original Image')
plt.subplot(1, 2, 2)
plt.imshow(gray_img, cmap='gray')
plt.title('Grayscale Image')
plt.show()

# Menampilkan GLCM dan fitur
glcm_matrices = [skimage.feature.graycomatrix(gray_img,
distances=[1], angles=[angle], levels=256, symmetric=True,
normed=True)[: , :, 0, 0] for angle in [0, np.pi/4, np.pi/2,
3*np.pi/4]]
plt.figure(figsize=(16, 4))
for i, glcm in enumerate(glcm_matrices):
    plt.subplot(1, 4, i+1)
    plt.imshow(glcm, cmap='gray', vmin=0, vmax=glcm.max()) #
Adjusted color scale
    plt.title(f'GLCM {i*45}°')
plt.show()

# Extract GLCM features
features = extract_glcm_features(gray_img)

props = ['energy_0', 'homogeneity_0', 'entropy_0', 'contrast_0',
         'energy_45', 'homogeneity_45', 'entropy_45', 'contrast_45',
         'energy_90', 'homogeneity_90', 'entropy_90', 'contrast_90',
         'energy_135', 'homogeneity_135', 'entropy_135',
'contrast_135']
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.barh(props, features)
plt.title('GLCM Features')
plt.show()

```

```

    prediction = model.predict([features])
    return
list(label_map.keys())[list(label_map.values()).index(prediction[0]
)]

#UPLOAD IMAGE UNTUK MEMPREDIKSI GAMBAR
# Mengunggah dan memprediksi gambar baru
uploaded = files.upload()

for fn in uploaded.keys():
    # Menampilkan gambar yang diunggah
    display(Image(filename=fn))

    # Memprediksi kelas gambar
    predicted_class = predict_new_image(fn, knn, label_map)
    print("Predicted class:", predicted_class)

```

LAMPIRAN 2. Riwayat Hidup

RIWAYAT HIDUP

A. Identitas Diri

1. Nama Lengkap : Halimatus Sa'diyah
2. Tempat & Tanggal Lahir : Demak, 09 Juni 2002
3. Alamat Rumah : Desa Jetak, Kecamatan Wedung,
Kabupaten Demak, kode pos
59554, Jawa Tengah.
4. HP : 085693855189
5. E-mail :sadiyahalimatus06@gmail

B. Riwayat Pendidikan

1. Sekolah Dasar Negeri Jetak
2. Sekolah MTS Darussalam Jetak
3. Sekolah MA Futuhiyyah 2 Mranggen

Semarang, 19 Juni 2024

Halimatus Sa'diyah
NIM. 2008096018