

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Studi Literatur

Studi literatur merupakan sebuah proses penyelidikan dan eksplorasi terhadap berbagai sumber informasi yang relevan dengan topik penelitian yang sedang dipelajari meliputi secara literatur, melokalisasi, dan menganalisis dokumen yang berhubungan dengan masalah yang akan peneliti teliti.

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Ivan Pratama Putra, Rusbandi, Derry Alamsyah yang berjudul “Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network” terbukti Dari temuan yang dihasilkan oleh penelitian terkait klasifikasi penyakit daun jagung menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN), ditemukan bahwa pemanfaatan model Resnet 50 dan Optimizer Adam memberikan tingkat akurasi tertinggi mencapai 98,4%. Ini merupakan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan akurasi yang dihasilkan oleh Optimizer lain dalam percobaan yang sama(Putra et al., 2022).

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Johan wahyudi, Ahmad Shalludin, dan Yuslena Sari yang berjudul "Deteksi Kandungan Unsur Hara Daun Jagung Menggunakan *K-Nearest Neighbor* (KNN)" terbukti bahwa pengujian dan analisis dalam penelitian Klasifikasi Warna Daun Jagung Berdasarkan Kekurangan Kandungan Unsur Hara Menggunakan HSV dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) mendapatkan kesimpulan-kesimpulan sebagai berikut. 1) Aplikasi untuk klasifikasi kekurangan unsur hara telah berhasil dibuat dengan menggunakan metode K-Nearest Neighbors aplikasi tersebut dibuat berbasis android. 2) Sistem berhasil menerapkan metode K-Nearest Neighbors sebagai metode klasifikasi dengan hasil tingkat akurasi sebesar 80%. 3) Waktu dan proses yang dibutuhkan dalam melakukan klasifikasi kekurangan unsur hara tidak memakan waktu yang lama. 4) Citra daun yang difoto dengan tidak benar dapat mengakibatkan citra daun jagung tidak terlihat dengan jelas hal ini dapat mempengaruhi hasil akhir pada sistem. 5) Faktor cahaya dapat mempengaruhi

hasil citra.berbagai kesimpulan yang diambil berdasarkan penelitian yang telah dilakukan berisi pernyataan singkat tentang hasil yang disarikan dari pembahasan (Wahyudi et al., 2021).

Menurut penelitian dari Riyan Putra Ramadhan, Dan Noveri Lysbetti Marpaung yang berjudul “Identifikasi Jenis Penyakit Daun Tanaman Jagung Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Berbasis *Backpropagation*” terbukti Metode pengolahan citra digital dengan memanfaatkan metode *Color Moment* dan Jaringan Saraf Tiruan berbasis *Backpropagation* dapat diimplementasikan dalam rancangan sistem untuk identifikasi jenis penyakit daun tanaman jagung. Karena, dalam penelitian ini sistem mampu melakukan identifikasi jenis penyakit daun tanaman jagung dengan akurasi 90% (Ramadhan & Marpaung, 2019).

Menurut penelitian dari Eko Hari Rachmawanto dan Heru Purnomo Hadi yang berjudul ”Optimasi Ekstrasi Fitur Pada KNN dalam Klasifikasi Penyakit Daun Jagung” Terbukti Dalam lingkup industri, penelitian ini dianggap sebagai solusi potensial untuk mengatasi tantangan saat ini, yaitu kesulitan dalam menentukan tingkat kematangan buah mengkudu. Hal ini disebabkan oleh kelimpahan data yang memerlukan pengolahan yang intensif. Oleh karena itu, diperlukan alat atau program yang dapat membantu mengurangi beban kerja manusia dan mempercepat proses pengolahan data menjadi klasifikasi yang telah ditentukan. Dengan cara ini, sumber daya manusia dapat digunakan lebih efisien dan waktu dapat dialokasikan untuk tugas-tugas lain. Dalam penelitian ini, dataset yang terdiri dari 200 data digunakan, dengan 160 data digunakan untuk pelatihan dan 40 data untuk pengujian. Hasilnya menunjukkan bahwa menggunakan algoritma KNN-GLCM-HSV, akurasi tertinggi sebesar 85% diperoleh dengan $k=3$ dan jarak piksel sebesar 1. Sedangkan pada algoritma KNN-GLCM, akurasi tertinggi sebesar 60% diperoleh dengan $k=5$ dan jarak piksel sebesar 5 (Rachmawanto & Hadi, 2021b).

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Afivah Dwi Nurcahyati, Ronny Makhfuddin Akbar, Soffa Zahara yang berjudul “Klasifikasi Citra Penyakit Pada Daun Jagung Menggunakan Deep Learning Dengan Metode Convolution Neural

Network (CNN)” membuktikan bahwa untuk tingkat akurasi paling tinggi dihasilkan dari ukuran kernel CNN 3x3 dengan menggunakan algoritma optimasi Adam (Adaptive Moment) yang menghasilkan tingkat akurasi untuk data train sebesar 89% dan untuk data Test sebesar 84% Dan Pengujian data Testing dilakukan dengan jumlah 180 data yang didapatkan hasil tertinggi dengan model ukuran kernel 3x3 dengan jumlah true 175 dan jumlah false 5 sehingga didapatkan presisi sebesar 94% (Nurcahyati et al., 2022).

Menurut penelitian dari Adenugraha, Setya Putra Arinal, Veri Mulyana, Dadang Iskandar yang berjudul ”Klasifikasi Kematangan Buah Pisang Ambon Menggunakan Metode KNN dan PCA Berdasarkan Citra RGB dan HSV” Terbukti Dalam penelitian ini diperoleh hasil dalam bentuk sistem klasifikasi kematangan pisang Ambon yang dikembangkan menggunakan perangkat lunak MATLAB R2019B, di mana sistem dapat mengklasifikasikan tingkat kematangan pisang ambon dengan menggunakan gambar warna kulit. Pisang Ambon dengan input dalam bentuk gambar pisang dengan latar belakang berwarna. putih untuk memfasilitasi segmentasi. Sistem Klasifikasi Kematangan Pisang Ambon menggunakan metode tetangga *K-Nearest Neighbor* untuk mengklasifikasikan kematangan pisang Ambon atau Cavendish yang dilakukan dengan memanfaatkan fitur warna RGB dan HSV menggunakan 30 data pelatihan gambar Pisang Ambon dan 11 data uji gambar. Pisang Ambon dengan 3 kelas kematangan buah, yaitu mentah, memasak dan memasak. Dari sistem ini, hasil akurasi dari klasifikasi tingkat kematangan pisang ambon dengan metode KNN 90,9% dengan nilai $k = 5$ diperoleh dari 10 data uji dengan klasifikasi yang akurat, dan 1 data uji dengan klasifikasi yang tidak akurat (Adenugraha et al., 2022).

2.2 Jurnal Penelitian

Tabel 2.1 Matriks literatur *review* dan perbandingan penelitian

No.	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
1	Klasifikasi	Ivan	Untuk mene-	Klasifikasi	Berdasarkan	Penelitian

Tabel 2.1 Lanjutan

No .	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
	Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode <i>Convolutional Neural Network</i>	Pratama Putra, Rusbandi, Derry Alamsyah <i>Jurnal Algoritme (2022)</i>	ntukan tumbuhan jagung yang memiliki daun yang sehat dan tumbuhan jagung yang memiliki penyakit pada daun	penyakit daun jagung menggunakan metode <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> yang telah dilakukan, dengan menggunakan model <i>Resnet 50</i> dan <i>Optimizer Adam</i> mendapatkan akurasi yang paling tinggi sebesar 98,4% daripada <i>Optimizer</i>	penelitian yang telah dilakukan terdapat beberapa saran untuk penelitian selanjutnya yaitu sebagai.berikut. 1. Menggunakan 2 arsitektur atau lebih untuk mendapatkan hasil akurasi yang signifikan. 2. Menambah jumlah dataset penyakit daun jagung.	tersebut menggunakan metode <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> sedangkan penelitian ini menggunakan metode <i>K-Nearest Neighbor(KNN)</i>
2	Deteksi Kandungan Unsur Hara Daun Jagung Menggunakan K-Nearest Neighbor (KNN)	Johan wahyudi, Ahmad Shalludin, dan Yuslena Sari. <i>Jurnal Sains Komputer dan Teknologi Informas-I (2021)</i>	Memudahkan petani untuk melakukan penanganan masalah kekurangan atau defisiensi unsur hara pada tanaman jagung.	Metode klasifikasi warna daun jagung berdasarkan kekurangan kandungan unsur hara menggunakan HSV dan K-Nearest Neighbor (KNN) dapat menghasilkan tingkat akurasi yang baik.Namun, perlu diingat bahwa citra daun harus	Dalam pengambilan citra daun, sebaiknya diperhatikan faktor pencahayaan dan teknik pengambilan gambar yang benar agar citra yang dihasilkan lebih jelas dan akurat. juga Tingkat akurasi yang diperoleh pada penelitian ini masih	Penelitian klasifikasi warna daun jagung lebih fokus pada identifikasi kekurangan unsur hara pada daun jagung, sedangkan penelitian ini lebih fokus pada identifikasi jenis penyakit pada tanaman jagung

Tabel 2.1 Lanjutan

No.	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
				diambil dengan benar dan faktor cahaya harus diperhatikan agar hasil klasifikasi dapat lebih akurat.	dapat ditingkatkan dengan menggunakan metode klasifikasi yang lebih baik, kompleks, dan dengan mempertimbangkan faktor-faktor lain yang dapat mempengaruhi hasil klasifikasi seperti kelembapan dan suhu	
3	Identifikasi Jenis Penyakit Daun Tanaman Jagung Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Berbasis <i>Backpropagation</i>	Riyan Putra Ramadhan, Dan Noveri Lysbetti Marpaung. Jom FTEKNIK (2019)	Mengembangkan sebuah model atau sistem yang mampu mengenali dan membedakan jenis penyakit pada daun tanaman jagung dengan akurasi yang tinggi berdasarkan gambar daun yang digunakan	Metode pengolahan citra digital dengan memanfaatkan metode <i>Color Moment</i> dan Jaringan Saraf Tiruan berbasis <i>Backpropagation</i> dapat diimplementasikan dalam rancangan sistem untuk identifikasi jenis penyakit daun tanaman jagung. Karena, dalam	penelitian ini dapat menghasilkan model yang lebih akurat dan dapat diandalkan untuk mendeteksi jenis penyakit daun tanaman jagung dengan baik. Meskipun demikian, kelemahan-kelemahan yang ada perlu diatasi	Penelitian identifikasi jenis penyakit daun tanaman jagung lebih fokus pada penggunaan jaringan saraf tiruan untuk mengidentifikasi jenis penyakit pada daun jagung, sedangkan penelitian klasifikasi jenis penyakit jagung lebih fokus pada

Tabel 2.1 Lanjutan

No.	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
			teknologi digital	penelitian ini sistem mampu melakukan identifikasi jenis penyakit daun tanaman jagung dengan akurasi 90%.	agar hasil dari penelitian ini lebih dapat diandalkan dan bermanfaat bagi pengembangan pertanian secara lebih luas.	pengolahan citra digital untuk mendiagnosis jenis penyakit pada tanaman jagung.
4	Optimasi Ekstraksi Fitur Pada KNN dalam Klasifikasi Penyakit Daun Jagung	Eko Hari Rachmawanto dan Heru Purnomo Hadi, Dinamik (2021)	Tujuan penelitian ini adalah mempermudah dalam mengklasifikasi penyakit dalam daun jagung, dan yang kedua dapat menerapkan ekstraksi warna menggunakan HSV dan GLCM pada algoritma K-Nearest Neighbors (KNN).	Penelitian ini menunjukkan bahwa dengan melakukan optimasi ekstraksi fitur pada algoritma KNN, dapat meningkatkan akurasi klasifikasi penyakit daun jagung dengan baik. Teknik ekstraksi fitur GLCM dan penggunaan k=5 memberikan hasil akurasi tertinggi sebesar 94,5%. Namun, perlu dilakukan penelitian lebih lanjut untuk	Untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi waktu dalam proses klasifikasi, terdapat beberapa saran yang dapat diterapkan. Pertama, penulis menyarankan untuk menambah dataset citra dari data pelatihan atau training dan data uji atau testing. Dengan menambahkan dataset citra, kesalahan pada proses klasifikasi dapat diminimalisir	Pada penelitian tersebut, menggunakan teknik GLCM memberikan hasil akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan teknik ekstraksi fitur HSV. Sedangkan pada penelitian ini menggunakan teknik ekstraksi fitur GLCM.

Tabel 2.1 Lanjutan

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
				memastikan kevalidan hasil pada jenis tanaman lain.		
5.	Klasifikasi Citra Penyakit Pada Daun Jagung Menggunakan <i>Deep Learning</i> Dengan Metode <i>Convolution Neural Network</i> (CNN)	Afivah Dwi Nurcahyati, Ronny Makhfuddin Akbar, Soffa Zahara. SUBMIT: Jurnal Ilmiah Teknologi Infomasi dan Sains (2022)	Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan suatu model deep learning yang dapat mengklasifikasi citra penyakit pada daun jagung dengan akurasi yang tinggi menggunakan metode CNN. Penelitian ini bertujuan untuk memperbaiki efektivitas dan efisiensi dalam mendeteksi penyakit pada tanaman jagung dengan menggunakan teknologi citra digital dan deep learning. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk membantu petani dalam mendiagnosis penyakit pada tanaman jagung dan memberikan solusi tepat waktu untuk mengatasi	Hasil penelitian menunjukkan bahwa ukuran kernel CNN 3x3 dengan algoritma optimasi Adam (Adaptive Moment) menghasilkan tingkat akurasi paling tinggi, yaitu 89% untuk data train dan 84% untuk data test. Pengujian data testing dilakukan dengan menggunakan 180 data dan model ukuran kernel 3x3 menghasilkan tingkat kebenaran (true) sebanyak 175 dan tingkat ketidakbenaran (false)	Penelitian selanjutnya dapat melakukan perubahan pada model CNN atau menggunakan jenis algoritma optimasi lainnya untuk meningkatkan akurasi klasifikasi citra penyakit pada tanaman jagung. Selain itu, penelitian dapat menambahkan jenis penyakit pada tanaman jagung yang lebih lengkap dan tidak hanya fokus pada satu jenis penyakit saja sesuai dengan penyakit yang	metode yang digunakan pada penelitian tersebut yaitu CNN dan menggunakan metode KNN pada penelitian ini. Namun, Keduanya memiliki fokus yang sama yaitu melakukan klasifikasi jenis penyakit pada daun jagung menggunakan pengolahan citra digital.

Tabel 2.1 Lanjutan

No .	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
			masalah pada pertanaman. Dengan adanya teknologi deep learning, diharapkan dapat meningkatkan hasil produksi dan meningkatkan kualitas tanaman jagung sehingga dapat meningkatkan kesejahteraan petani.	sebanyak 5, sehingga didapatkan presisi sebesar 94%. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa penggunaan ukuran kernel CNN 3x3 dengan algoritma optimasi Pada model CNN memberikan hasil yang akurat dalam mengklasifikasi citra penyakit pada daun jagung. Hal ini diharapkan dapat membantu petani dalam mendiagnosis penyakit pada tanaman jagung dan memberikan solusi yang tepat untuk mengatasi masalah pada pertanaman.	sedang terjadi .	
6	Klasifikasi Kematangan Buah Pisang Ambon Menggunakan Metode	Adenugraha, Setya Putra Arinal, Veri Mulyana, Dadang Iskandar,	Pada penelitian ini menggunakan metode <i>K-Nearest Neighbor</i> (K-NN) untuk	Pada penelitian ini mendapatkan hasil berupa sistem klasifikasi tingkat	Pada penelitian ini menggunakan metode <i>K-Nearest</i>	Penelitian Klasifikasi Kematangan Buah Pisang Ambon Menggunakan

Tabel 2.1 Lanjutan

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
	KNN dan PCA Berdasarkan Citra RGB dan HSV	Jurnal Media Informatika Budidarma (2022)	mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pisang. KNN (<i>K-Nearest Neighbor</i>) adalah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat atau memiliki persamaan ciri paling banyak dengan objek tersebut[14]. Peneliti ini menggunakan metode <i>Principal Component Analysis</i> (PCA) untuk mengetahui sebaran dari dataset yang diolah. <i>Principal Component Analysis</i> (PCA) merupakan algoritma yang mampu mengkonversi sekelompok data yang pada awalnya saling berkorelasi menjadi data yang tidak saling	kematangan buah pisang ambon atau Cavendish yang dikembangkan menggunakan software Matlab R2019b, dimana sistem tersebut dapat mengklasifikasi tingkat kematangan buah pisang ambon dengan memanfaatkan citra dari warna kulit buah pisang ambon dengan inputan berupa gambar buah pisang dengan background berwarna putih agar mudah dalam proses segmentasi. Sistem klasifikasi tingkat kematangan buah pisang ambon	Neighbor untuk mengklasifikasi tingkat kematangan buah pisang ambon atau Cavendish yang dilakukan dengan memanfaatkan fitur warna RGB dan HSV menggunakan 30 data latih citra buah pisang ambon dan 11 data uji citra buah pisang ambon dengan 3 kelas kematangan buah yaitu mentah, matang, dan terlalu matang.	kan Metode KNN dan PCA menggunakan pisang ambon dan cavendish sebagai objek klasifikasi dengan metode KNN, sedangkan penelitian ini menggunakan daun jagung sebagai objek klasifikasi menggunakan metode KNN.

Tabel 2.1 Lanjutan

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
			berkorelasi (<i>Principal Component</i>). Jumlah Principal Component yang dihasilkan adalah sama dengan jumlah data aslinya, tetapi dapat direduksi dengan jumlah yang lebih kecil dan tetap mampu merekpresentasikan data asli dengan baik	menggunakan metode <i>K-Nearest Neighbor</i> untuk mengklasifikasi tingkat kematangan buah pisang ambon atau Cavendish yang dilakukan dengan memanfaatkan fitur warna RGB dan HSV menggunakan 30 data latih citra buah pisang ambon dan 11 data uji citra buah pisang ambon dengan 3 kelas kematangan buah yaitu mentah, matang, dan terlalu matang. Dari sistem tersebut didapatkan hasil akurasi dari klasifikasi tingkat kematangan buah pisang ambon		

Tabel 2.1 Lanjutan

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
				menggunakan metode KNN sebesar 90,9% dengan nilai K=5 yang didapat dari 10 data uji dengan klasifikasi akurat, dan 1 data uji dengan klasifikasi tidak akurat.		

2.3 Tinjauan Teori

Tinjauan teori yang dibutuhkan dalam penelitian agar landasan teori mempermudah proses penelitian adalah sebagai berikut:

2.3.1. Klasifikasi

Klasifikasi merujuk pada proses pengaturan obyek atau elemen dalam kelompok atau kategori berdasarkan suatu standar tertentu. Dalam konteks ilmu pengetahuan, klasifikasi adalah langkah mengelompokkan objek berdasarkan persamaan dan perbedaan ciri-ciri mereka. Klasifikasi merupakan pengenalan suatu objek, kelas atau kelompok berdasarkan produser, definisi dan karakteristik yang telah ditentukan. Klasifikasi memiliki tujuan untuk menentukan tumbuhan jagung yang memiliki daun yang sehat dan tumbuhan jagung yang memiliki penyakit pada daun (Putra et al., 2022).

Klasifikasi merupakan cara pengelompokkan benda berdasarkan ciri – ciri yang dimiliki oleh objek klasifikasi. Dalam prosesnya, klasifikasi dapat dilakukan dengan banyak cara baik secara manual ataupun dengan bantuan teknologi. Klasifikasi yang dilakukan secara manual adalah klasifikasi yang

dilakukan oleh manusia tanpa adanya bantuan dari algoritma cerdas komputer. Sedangkan klasifikasi yang dilakukan dengan bantuan teknologi, memiliki beberapa algoritma, diantaranya *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine*, *Decision Tree*, *Fuzzy* dan Jaringan Saraf Tiruan (Aji Prasetya Wibawa, Muhammad Guntur Aji Purnama, Muhammad Fathony Akbar, 2018).

2.3.2. Jagung

Jagung Jagung (*Zea mays L*) merupakan tanaman rumput-rumputan dan berbiji tunggal (monokotil). Jagung merupakan tanaman rumput kuat, sedikit berumpun dengan batang kasar dan tingginya berkisar 0,6-3 m. Tanaman jagung termasuk jenis tumbuhan musiman dengan umur \pm 3 bulan. Jagung merupakan tanaman semusim (annual). Satu siklus hidupnya diselesaikan dalam 80- 150 hari. Paruh pertama dari siklus merupakan tahap pertumbuhan vegetatif dan paruh kedua untuk tahap pertumbuhan generatif (Kementrian Perdagangan, 2014).

Tinggi tanaman jagung sangat bervariasi. Meskipun tanaman jagung umumnya berketinggian antara 1m sampai 3m, ada varietas yang dapat mencapai tinggi 6m. Tinggi tanaman biasa diukur dari permukaan tanah hingga ruas teratas sebelum bunga jantan. Meskipun beberapa varietas dapat menghasilkan anakan (seperti padi), pada umumnya jagung tidak memiliki kemampuan ini (Kementrian Perdagangan, 2014).



Gambar 2.1 Jagung

2.3.3. Penyakit Pada Tanaman Jagung

Jagung dapat terserang oleh berbagai jenis penyakit yang dapat mengurangi produktivitas dan kualitas tanaman jagung. Berikut adalah beberapa jenis penyakit yang terjadi pada tanaman jagung:

- a. Penyakit Bulai (*Corn Leaf Blight*): Penyakit ini disebabkan oleh jamur yang menginfeksi bagian atas tanaman jagung, termasuk tongkol, batang, dan daun. Gejalanya termasuk pertumbuhan bintil-bintil berwarna hitam atau abu-abu yang berisi spora jamur. Meskipun dikonsumsi sebagai makanan di beberapa budaya, penyakit bulai dapat mengurangi kualitas dan kuantitas hasil jagung.



Gambar 2.2 Penyakit bulai

- b. Penyakit Hawar Daun (*Gray Leaf Spot*): Penyakit ini disebabkan oleh jamur. Gejalanya termasuk adanya bercak coklat pada daun, yang kemudian berkembang menjadi lesi berwarna keabu-abuan dengan pinggiran yang berwarna gelap. Penyakit ini dapat mengurangi produksi jagung.



Gambar 2.3 Penyakit hawar daun

- c. Penyakit Karat Daun (Corn *Rust*): Penyakit ini disebabkan oleh jamur dan dapat menyebabkan bercak kuning atau oranye pada daun. Penyakit karat daun dapat mengurangi produktivitas tanaman dan menyebabkan kerugian ekonomi yang signifikan jika tidak dikendalikan.



Gambar 2.4 Penyakit karat daun

- d. Daun Jagung Sehat (*Healthy*) memiliki ciri-ciri khas: Warna daunnya hijau cerah dan seragam, menandakan bahwa daun menerima cukup klorofil untuk fotosintesis. Bentuknya berbentuk pita atau daun lanset dengan ujung runcing, dan terletak secara spiral pada batang tanaman. Permukaannya licin dan tidak menggebung. Pola vena daunnya terlihat jelas dan berjalan paralel di permukaan daun. Daun jagung yang



Gambar 2.5 Daun jagung sehat (*healthy*)

sehat tidak memiliki bercak-bintik, daun yang menguning, atau kerusakan mekanis seperti sobekan atau lubang.

Tabel 2.2 Penyakit tanaman jagung

No	Nama Penyakit	Penyebab dan Gejala
1	Penyakit bulai	Penyakit Bulai pada tanaman jagung disebabkan oleh infeksi jamur bernama <i>Ustilago maydis</i> . ditandai dengan pertumbuhan bintil-bintil berwarna gelap atau abu-abu pada bagian atas tanaman jagung.
2	Penyakit Hawar Daun	Penyakit Hawar Daun Disebabkan oleh Jamur pathogen <i>Helminthosporium turcicum</i> . Gejala prnyakit ini ditandai dengan adanya bercak-bercak kecil,
3	Penyakit Karat Daun	Penyakit Karat Daun disebabkan oleh infeksi jamur <i>Puccinia polysora</i> atau <i>Puccinia sorghi</i> . Gejala penyakit ini yaitu bercak kuning dan orange pada permukaan daun
4	Daun Jagung Sehat (<i>Healthy</i>)	Daun jagung yang sehat tidak memiliki bercak-bintik, daun yang menguning, atau kerusakan mekanis seperti sobekan atau lubang.

2.3.4. Pengolahan Citra Digital

Citra adalah isitalah lain dari gambar atau *image*, yang merupakan informasi berbentuk visual. Agar dapat diproses dengan komputer maka citra yang didapat dengan mengambil datanya yang bersifat berkelanjutan harus diubah dahulu kedalam bentuk citra digital atau proses tersebut bisa disebut digitalisasi (WIDYANINGSIH et al., 2020).

Pengolahan citra digital adalah proses untuk mengolah gambar dengan berbagai metode dan teknik. Gambar dapat memiliki dua atau tiga dimensi, dengan posisi koordinat (x, y) dan amplitude atau intensitas yang menunjukkan tingkat kecerahan. Intensitas tersebut berada dalam rentang diskrit dari 0 hingga 255, yang biasanya dikenal sebagai intensitas *greyscale*.

Berikut ini beberapa tahapan umum pengolahan citra:

a. *Preprocessing* (Prapengolahan)

Tahap ini melibatkan operasi dasar seperti mengatur tingkat kecerahan, kontras, dan kejernihan gambar. Pada tahap ini, *noise* (gangguan) pada citra juga dapat ditekan dengan menggunakan teknik *smoothing* seperti filter Gaussian atau median.

b. Segmentasi

Segmentasi adalah proses membagi citra menjadi beberapa wilayah independen. Tujuannya adalah untuk memisahkan objek dari latar belakang atau mengelompokkan piksel dengan properti serupa. Teknik segmentasi umum meliputi metode thresholding, edge-based, dan region-based.

c. Ekstraksi fitur

Fase ini melibatkan ekstraksi atribut atau fitur penting dari gambar, yang dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut. Fitur-fitur tersebut dapat berupa tekstur, warna, bentuk, atau atribut lain yang relevan untuk keperluan pemrosesan gambar. Algoritma seperti *wavelet transform*, *histogram of oriented gradients* (HOG) atau deskriptor SIFT (*Scale Invariant Feature Transform*) umumnya digunakan untuk ekstraksi fitur.

d. *Processing*

Setelah fitur diekstraksi, tahap ini melibatkan operasi pemrosesan lebih lanjut untuk menganalisis dan mengolah citra. Misalnya, pengenalan pola, deteksi objek, penggabungan gambar, pencocokan gambar atau pengenalan wajah.

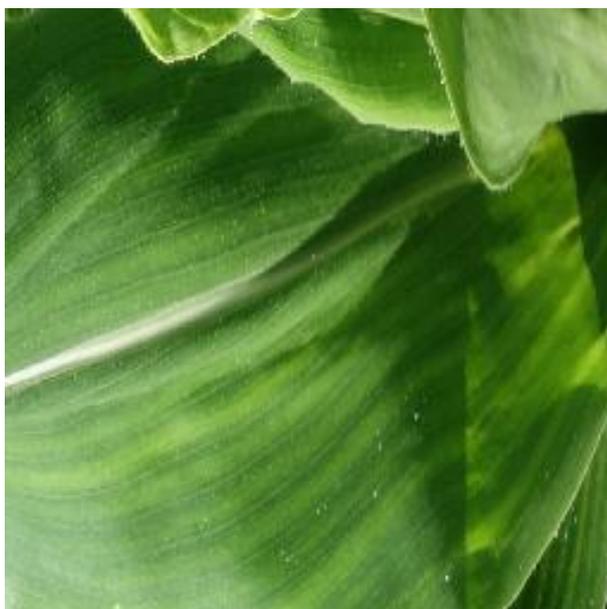
e. Interpretasi

Tahap ini melibatkan interpretasi hasil pengolahan citra untuk mendapatkan informasi yang bermakna. misalnya, dalam pengenalan wajah, tahap ini akan mengidentifikasi personal dalam citra berdasarkan fitur-fitur yang dihasilkan. selanjutnya, informasi ini dapat digunakan untuk aplikasi seperti pengenalan biometrik, sistem klasifikasi, dan lain sebagainya.

Beberapa tahapan umum yang nantinya digunakan dalam proses ekstraksi fitur sebelum dilakukan proses klasifikasi pada penelitian ini. Perlu diperhatikan juga pada setiap proses, agar nantinya tidak terjadi eror pada saat pengolahan aplikasi Klasifikasi.

2.3.5. Citra RGB

Citra RGB merupakan tipe citra digital yang terdiri dari tiga saluran warna utama: merah (R), hijau (G), dan biru (B). Setiap piksel dalam citra RGB memiliki nilai intensitas untuk ketiga saluran warna tersebut, yang menyajikan kombinasi warna yang berbeda. Dengan menggabungkan intensitas saluran merah, hijau, dan biru, citra RGB dapat menghasilkan berbagai macam warna yang beragam.



Gambar 2.6 Citra RGB

Setiap saluran warna dalam citra RGB direpresentasikan oleh nilai intensitas yang berkisar antara 0 hingga 255. Nilai 0 mewakili ketiadaan warna (hitam), sementara nilai 255 menggambarkan warna maksimum dalam saluran tersebut. Kombinasi intensitas dari ketiga saluran warna ini menentukan warna akhir pada setiap piksel dalam citra RGB.

Pada penelitian ini, fitur warna yang digunakan terdiri dari mean R (Merah), mean G (Hijau), mean B (Biru), dan standar deviasi R, G, dan B. Fitur-fitur ini mencakup nilai rata-rata dan dispersi intensitas warna merah, hijau, dan biru dalam gambar. Penggunaan fitur-fitur ini memungkinkan analisis tentang tingkat kecerahan dan variasi warna dalam gambar, yang dapat berguna untuk klasifikasi

objek berdasarkan warna atau mengidentifikasi perbedaan warna dalam suatu gambar.

Berikut adalah rumus perhitungan untuk menentukan Citra RGB:

1. Mean

$$\mu_c = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p_j^i \dots\dots\dots (2.1)$$

keterangan

μ = moment

c = komponen warna

P_j^i = nilai piksel (i,j)

M = tinggi citra

N = lebar citra

2. Standart Deviasi

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_j^i - \mu)^2} \dots\dots\dots (2.2)$$

Keterangan:

σ = deviasi

P_j^i = nilai piksel (i,j)

N = tinggi citra

μ = nilai mean dari komponen warna

2.3.6. Citra Keabuan (*Grayscale*)

Citra keabuan (*grayscale*) adalah jenis citra digital yang hanya memiliki satu saluran warna, yaitu saluran intensitas atau amplitudo. Citra keabuan tidak mengandung informasi warna seperti citra berwarna (RGB), melainkan hanya menunjukkan tingkat kecerahan atau intensitas dari setiap piksel dalam gambar (Nabuasa et al., 2019).

Citra *grayscale* menampilkan variasi warna antara hitam dan putih, dengan banyak tingkat kecerahan di antaranya. Citra ini disimpan dalam format 8-bit per piksel, yang menyediakan 256 intensitas yang berbeda (WIDYANINGSIH et al., 2020).



Gambar 2.7 Citra keabuan (*grayscale*)

2.3.7. *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)*

GLCM (*Gray Level Co-Occurance Matrix*) adalah metode yang digunakan dalam pengolahan citra analisi tekstur. Tujuannya adalah untuk menggambarkan distribusi spasial intensitas piksel pada citra. Dalam GLCM, dibuat matriks berukuran $N \times N$, dengan N merupakan jumlah level keabuan dalam citra. Matriks ini merepresentasikan frekuensi kemunculan pasangan intensitas piksel dalam citra. Setiap elemen matriks GLCM (misalnya, $GLCM(i, j)$) mengindikasikan jumlah kemunculan pasangan piksel dengan intensitas i dan j dalam jarak dan arah tertentu (Rachmawanto & Hadi, 2021a).

Matriks GLCM dapat digunakan untuk menghitung berbagai fitur tekstur seperti kontras, korelasi, energi, dan homogenitas. Fitur-fitur ini memberikan informasi tentang tekstur citra. Matriks GLCM dan fitur-fitur yang dihasilkan dapat digunakan dalam berbagai aplikasi seperti klasifikasi citra, deteksi objek, segmentasi citra, dan analisis citra lainnya. Dalam penelitian ini, berikut beberapa fitur yang digunakan:

a. *Contrast*

Contrast menggambarkan tingkat perbedaan intensitas antara pasangan piksel dalam citra. Rumus perhitungan *Contrast* pada GLCM adalah

$$Contrast = \sum_{i,j} (i - j)^2 p_{(i-j)} \dots \dots \dots (2.3)$$

b. *Correlation*

Correlation mengukur tingkat hubungan linier antara intensitas pasangan piksel dalam citra. Rumus perhitungan *Correlation* pada GLCM adalah

$$Correlation = \sum_{i,j} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)p(i,j)}{\sigma_i \sigma_j} \dots\dots\dots (2.4)$$

c. *Energy*

Energy menggambarkan tingkat keseragaman distribusi intensitas piksel dalam citra. Rumus perhitungan *Energy* pada GLCM adalah

$$Energy = \sum_{i,j} p(i,j)^2 \dots\dots\dots (2.5)$$

d. *Homogeneity*

Homogeneity menggambarkan tingkat keseragaman dan kehalusan perubahan intensitas dalam citra. Rumus perhitungan *Homogeneity* pada GLCM adalah

$$Homogeneity = \sum_{i,j} \frac{p(i,j)}{1+|i-j|} \dots\dots\dots (2.6)$$

2.3.8. Metode K-NN (*K-Nearest Neighbors*)

Metode *K-Nearest Neighbors* (K-NN) adalah salah satu metode *machine learning* yang digunakan dalam klasifikasi dan regresi data. KNN bekerja dengan cara mencari K data terdekat dengan data yang sedang diuji dan kemudian memberikan label atau nilai prediksi berdasarkan mayoritas label atau nilai prediksi dari tetangga terdekat tersebut (Rachmawanto & Hadi, 2021b).

KNN merupakan salah satu algoritma pembelajaran mesin yang bersifat nonparametrik. Model nonparametrik adalah model yang tidak mengasumsikan distribusi di dalam data. Kelebihannya adalah garis keputusan kelas yang dihasilkan model tersebut bisa jadi sangat fleksibel dan sangat nonlinier. Dalam menentukan *K Optimum*, seringkali mengalami kesulitan. Walaupun sebenarnya algoritma KNN adalah algoritma sederhana yang mudah dilakukan, tidak sedikit peneliti yang meragukan nilai dari k yang dihasilkan. Nilai k yang tinggi akan mengurangi efek *noise*, tetapi akan membuat hasil prediksi semakin kabur, sedangkan jika nilai k terlalu kecil atau 1, akan mengakibatkan hasil prediksi

terasa kaku. Nilai *K Optimum* dapat dipilih dengan menggunakan *cross validation*(validasi silang). *Cross validation*(validasi silang) adalah salah satu metode statistik yang dapat digunakan untuk mengevaluasi model atau algoritma dimana data dipisahkan menjadi dua subset, yaitu data pelatihan dan data evaluasi. *K-foldcross validation* diawali dengan membagi data sejumlah k-fold yang diinginkan. Dalam proses *cross validation*, data akan dibagi dalam k buah partisi dengan ukuran yang sama D_1, D_2, \dots, D_k , selanjutnya proses uji dan latih dilakukan sebanyak k kali. Dalam iterasi ke-i partisi D_i akan menjadi data uji dan sisanya akan menjadi data latih (Anggi Priliani Yulianto & Darwis, 2021).

Untuk mendefinisikan jarak antara dua titik yaitu titik pada data training dan data testing, maka digunakan persamaan *euclidean*.

$$d(a, b) = \sum_{i=0}^n (X_i - Y_i)^2 \dots \dots \dots (2.7)$$

Keterangan:

$d(a,b)$: Jarak *Euclidean*

x : data 1

y : data 2

i : fitur ke –

n : Jumlah fitur

2.3.9. Matlab

Matlab merupakan sistem interaktif dan sebuah program bahasa. lemen data dasar merupakan sebuah matrik yang tidak membutuhkan eklarasi ukuran atau jenis data (Adenugraha et al., 2022).

Matlab adalah lingkungan komputasi numerik dan bahasa pemrograman yang digunakan untuk analisis data, pemodelan matematika, simulasi, dan visualisasi. Dikembangkan oleh *MathWorks*, Matlab memungkinkan pengguna untuk memecahkan masalah matematika dan ilmiah dengan menggunakan pendekatan yang berbasis matriks. Dalam bahasa pemrograman Matlab yang mudah dipelajari, pengguna dapat menulis fungsi, skrip, dan program untuk menyelesaikan berbagai masalah matematika dan ilmiah. Matlab memiliki

berbagai fungsi dan alat yang mendukung analisis data, pemodelan matematika, dan visualisasi. Dalam hal analisis data, Matlab menyediakan fungsi untuk pemfilteran, regresi, pengujian hipotesis, dan statistik deskriptif. Sementara itu, alat visualisasi MATLAB memungkinkan pengguna untuk membuat grafik, diagram, dan visualisasi data dengan mudah (T et al., 2020).

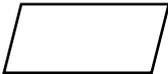
2.3.10. Flowchart

Flowchart merupakan bentuk visual yang digunakan untuk mewakili urutan langkah-langkah atau proses dalam suatu sistem, program, atau algoritma. Simbol-simbol grafis yang terhubung dengan panah digunakan dalam flowchart untuk menggambarkan aliran informasi atau kendali antara langkah-langkah yang berbeda.

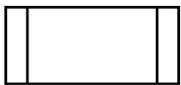
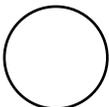
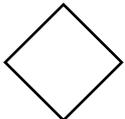
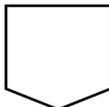
Dengan menggunakan flowchart, dapat dengan jelas memvisualisasikan bagaimana suatu proses berjalan, mulai dari langkah awal hingga langkah akhir. Ini membantu pengguna untuk memahami logika dan alur kerja sistem atau program secara lebih baik.

Flowchart adalah sebuah jenis desain sistem yang mewakili algoritma, alur kerja atau proses, yang menampilkan langkah-langkah dalam bentuk simbol grafis, dan urutannya dihubungkan dengan tanda panah.

Tabel 2.3 Simbol dan fungsi flowchat

Simbol	Nama	fungsi
	Terminator	Awal / Akhir Program
	Garis arus (<i>Flow line</i>)	Arah aliran program
	Proses	Pengelola Data
	<i>Input/Output</i>	Proses <i>Input/Output</i> data
	<i>preperation</i>	Proses inisialisasi

Tabel 2.3 Lanjutan

Simbol	Nama	fungsi
	<i>Predefined Proses</i> (Sub Program)	Proses awal menjalankan sub program
	On Page Connector	Penghubung bagian flowchart pada satu halaman
	Decision	Membandingkan data untuk memberikan pilihan langkah selanjutnya
	<i>Off Page Connector</i>	Menghubungkan bagian flowchart yang berada di halaman berbeda