

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Dalam bab ini akan menjelaskan tentang seluruh teori, bahan penelitian lain yang diarahkan untuk menyusun konsep yang berkaitan dengan penelitian dan terdiri dari penjelasan studi-studi sebelumnya dan dasar-dasar teori yang digunakan.

2.1 Studi Sebelumnya

Penelitian yang dilakukan oleh (Ratnawati & Sulistyningrum, 2019) yang berjudul Penerapan Random Forest Untuk Mengukur Tingkat Keparahan Penyakit Pada Daun Apel. Penelitian ini bertujuan untuk mengukur keparahan penyakit pada daun apel dengan menggunakan metode klasifikasi Random Forest. Dalam penelitian dilakukan beberapa tahap proses yaitu pra-pengolahan citra, segmentasi citra yang menggunakan K-Means Clustering, serta ekstraksi fitur warna, fitur luas dan fitur bentuk. Citra daun yang akan digunakan sebagai data masukkan ada 4 jenis tingkat keparahan Healthy Stage, Early Stage, Middle Stage, End Stage. menghasilkan nilai akurasi tertinggi pada saat proses pelatihan sebesar 100% dan nilai yang tinggi pada saat pengujian sebesar 75,3191%. Tingkat performa metode Random Forest ini yaitu dipengaruhi oleh kurangnya proses pra-pengolahan citra menjadi tidak sesuai, yang akhirnya menghasilkan nilai ekstraksi fitur yang kurang tepat.

Penelitian yang dilakukan oleh (Kurniawan, Rasmana, & Triwidyastuti, 2016) yang berjudul Identifikasi Jenis Penyakit Daun Tembakau Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Dan Support Vector Machine (SVM). Penelitian ini menggunakan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dengan memperhatikan piksel dan metode Support Vector Machine sebagai mengklasifikasikan jenis penyakit daun tembakau. Berdasarkan Ekstraksi fitur citra daun tembakau menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix berhasil dilakukan. Dengan klasifikasi menggunakan Support Vector Machine dari nilai fitur GLCM yang dilakukan, terbukti dengan hasil akhir yang didapat

dalam penelitian ini cukup tinggi, yaitu sebesar 74%. Sedangkan dengan menggunakan gaussian (rbf) menghasilkan tingkat keberhasilan yang tinggi sebesar 77% pada jarak piksel 2 piksel, dan untuk kernel polynomial mendapatkan tingkat keberhasilan tertinggi sebesar 80% pada jarak piksel 1, 2, 3, 5 dan 6 piksel.

Penelitian yang dilakukan oleh (Yana, 2020) yang berjudul “Klasifikasi jenis buah pisang berdasarkan warna, tekstur dan bentuk dengan metode SVM (Support Vector Machine)”. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan jenis pisang berdasarkan fitur warna, tekstur dan bentuk. dalam penelitian ini menggunakan data citra pisang sebanyak 399, yang terbagi menjadi 7 jenis pisang yaitu pisang ambon, pisang kepok, pisang susu, pisang mas, pisang raja, pisang Cavendish dan pisang raja angka. Dari hasil uji coba algoritma SVM menghasilkan klasifikasi keseluruhan akurasi mencapai 34% dengan nilai akurasi klasifikasi jenis pisang secara berturut-turut dari fitur warna, tekstur, bentuk adalah 41.67%, 33.3%, 8.3%.

Penelitian (Sutarno, Abdullah, & Passarella, 2017) yang berjudul “Identifikasi Tanaman Buah Berdasarkan Fitur Bentuk, Warna Dan Tekstur Daun Berbasis Pengolahan Citra dan Learning Vector Quantization (LVQ)”. Pada penelitian ini akan membuat sistem identifikasi tanaman buah berdasarkan fitur daun memiliki fitur tepi juga bentuk, warna dan tekstur yang berbeda. Fitur warna diambil adalah mean, skewness dan kurtosis. Sedangkan fitur tekstur menggunakan metode GLCM, secara keseluruhan terdapat 15 fitur daun yang diambil nilainya untuk dijadikan bobot dalam pelatihan LVQ. Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, mendapatkan persentase keberhasilan mencapai 82% untuk 500 buah data uji yang dilakukan secara realtime.

Penelitian (Sholihin & Rohman, 2018) yang berjudul “Klasifikasi Mutu Telur Berdasarkan Fitur Warna Dengan Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor”. Penelitian ini menggunakan metode K-NN untuk klasifikasi yang bekerja berdasarkan mayoritas ketetanggaan terdekat yang didasarkan pada jarak minimum dengan menentukan nilai k dalam proses klasifikasi. Dalam sistem terdapat 4 proses utama yaitu preprocessing, segmentasi, ekstraksi ciri, dan

klasifikasi. Metode yang digunakan untuk ekstraksi ciri adalah metode GLCM, data citra yang digunakan untuk penelitian ini berjumlah 60 yang terbagi menjadi dua yaitu data training dan data testing. Terdapat 3 kelas dalam klasifikasi citra telur yaitu mutu I, mutu II dan mutu III. Berdasarkan uji coba yang sudah dilakukan pada penelitian ini mendapatkan nilai akurasi tertinggi dalam proses klasifikasi sebesar 80% dengan nilai ketetapan.

Dari beberapa penelitian diatas, penulis mengambil kesimpulan bahwa penelitian terdahulu hanya mengklasifikasikan dan pendeteksian penyakit tanaman, adapun penelitian yang dilakukan oleh Ratnawati & Sulistyaningrum, tahun 2019 tentang mengukur tingkat keparahan penyakit citra daun apel, ekstraksi ciri menggunakan fitur bentuk dan fitur warna serta pada penelitian penyakit tanaman di atas rata-rata menggunakan dua fitur yaitu warna dan tekstur, sedangkan penelitian yang dilakukan oleh penulis dalam klasifikasi penyakit apel, penulis menggunakan metode *Gray Level Co Occurrence Matrix* (GLCM) yang memiliki fitur-fitur mampu mengekstraksi tekstur dengan lebih akurat, selain fitur tekstur juga menggunakan fitur warna dan bentuk untuk menunjang dalam ekstraksi citra daun serta menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk pengklasifikasian/identifikasi penyakit.

2.2 Dasar Teori

2.2.1 Penyakit Tanaman Apel

Apel merupakan salah satu tanaman buah yang dapat dibudidayakan di Indonesia dan merupakan tanaman tahunan yang berasal dari daerah subtropis. Tanaman yang terserang penyakit bila pertumbuhannya menyimpang dari keadaan normal. Penyebabnya terdiri dari beberapa macam, diantaranya jamur atau bakteri. Penyakit daun apel yaitu, kudis/keropeng apel (*apple scab*), karat apel cedar (*cedar apple rust*), apel busuk hitam (*apple Black rot*).

a) Penyakit kudis/keropeng apel (*Apple Scab*)

Penyakit ini disebabkan oleh jamur *venturia inaequalis* yang mengakibatkan muncul bercak-bercak hijau di kedua sisi daun yang seiring waktu akan terus berkembangnya penyakit sehingga daun akan berwarna hitam keunguan.

b) Penyakit karat apel cedar (*Cedar-Apple Rust*)

Penyakit ini disebabkan oleh jamur *Gymnosporangium juniperi-virginianae* yang mengakibatkan bercak-bercak coklat dan membuat daunnya menjadi rapuh.

c) Penyakit Busuk hitam (*Apple black Rot*)

Penyakit ini disebabkan oleh jamur *Botryosphaeria obtusa* yang mengakibatkan bercak-bercak ungu di permukaan daun atas. Saat bercak-bercak ini menua, margin tetap ungu, tetapi bagian tengah mengering dan berubah menjadi kuning coklat. Seiring waktu, bercak-bercak membesar dengan diameter 0,2 sampai 0,125 inci.

2.2.2 Klasifikasi

Klasifikasi adalah cara dalam mengelompokkan suatu benda berdasarkan ciri-ciri yang terdapat pada objek klasifikasi. Dalam proses klasifikasi dapat dilakukan dengan banyak cara baik secara manual maupun dengan bantuan teknologi. Klasifikasi 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 (Wibawa, Purnama, Akbar, & Dwiyanto, 2018).

2.2.3 Citra

Citra merupakan kata lain dari gambar yang termasuk komponen multimedia yang mempunyai peranan penting sebagai bentuk informasi visual. Secara istilah citra adalah gambar pada bidang 2 dimensi yang berasal dari intensitas cahaya. Citra dibagi menjadi 2 yaitu citra analog dan citra digital. Citra analog adalah citra yang bersifat berkelanjutan seperti gambar pada monitor, sedangkan citra digital adalah citra yang diolah komputer (Riadi, 2016).

2.2.4 Citra Digital

Citra digital merupakan gambar yang membentuk matrik tertentu yang berisi titik dari citra (Fathurrahman, Nur, & Fathurrahman, 2019). Citra digital dapat dinyatakan sebagai suatu fungsi 2 dimensi $f(x,y)$. Nilai intensitas citra

mulai dari 0 sampai 255, maka dari itu nilai x, y dan $f(x, y)$ harus berada di jangkauan yang jumlahnya terbatas.

Ada beberapa jenis citra digital yang sering digunakan yaitu: Citra biner adalah citra yang terdiri dari piksel-piksel yang berwarna salah satu dari 2 warna yang ada, biasanya hitam dan putih. Citra ini menyimpan piksel tunggal yaitu 0 dan 1. RGB adalah suatu model warna yang terdiri atas 3 buah warna merah (Red), hijau (Green), dan biru (blue) yang bila dijadikan satu sehingga menghasilkan berbagai macam warna lain. Citra grayscale atau citra skala keabuan yang memiliki variasi warna 8 bit. Pada citra grayscale warna yang digunakan antara warna hitam dan putih, di mana hitam adalah warna minimal dan putih warna maksimal sehingga menjadi terlihat seperti abu-abu (Fathurrahman, Nur, & Fathurrahman, 2019).

2.2.5 Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri merupakan tahapan mengekstrak ciri informasi dari objek dalam citra yang ingin dikenali atau dibedakan dengan objek yang lainnya. Ada beberapa ekstraksi ciri citra antara lain sebagai berikut :

1) Ekstraksi Ciri Bentuk

Untuk membedakan bentuk objek satu dengan objek lainnya, dapat menggunakan parameter yang disebut dengan 'eccentricity'. Eccentricity merupakan nilai perbandingan antara jarak foci ellips minor dengan foci ellipse mayor suatu objek. Eccentricity memiliki rentang nilai antara 0 hingga 1. Objek yang berbentuk memanjang/mendekati bentuk garis lurus, nilai eccentricity nya mendekati angka 1, sedangkan objek yang berbentuk bulat/lingkaran, nilai eccentricitynya mendekati angka 0.

2) Ekstraksi Ciri Ukuran

Untuk membedakan ukuran objek satu dengan objek lainnya dapat menggunakan parameter luas dan keliling. Luas merupakan banyaknya piksel yang menyusun suatu objek. Sedangkan keliling merupakan banyaknya piksel yang mengelilingi suatu objek.

3) Ekstraksi Ciri Geometri

Ciri geometri merupakan ciri yang didasarkan pada hubungan antara dua buah titik, garis, atau bidang dalam citra digital. Ciri geometri di antaranya adalah jarak dan sudut. Jarak antara dua buah titik (dengan satuan piksel) dapat ditentukan menggunakan persamaan euclidean, minkowski, manhattan, dll. Jarak dengan satuan piksel tersebut dapat dikonversi menjadi satuan panjang seperti milimeter, centimeter, meter, dll.

4) Ekstraksi Ciri Tekstur

Untuk membedakan tekstur objek satu dengan objek lainnya dapat menggunakan ciri statistik orde pertama atau ciri statistik orde dua. Ciri orde pertama didasarkan pada karakteristik histogram citra. Ciri orde pertama umumnya digunakan untuk membedakan tekstur makrostruktur (perulangan pola lokal secara periodik). Ciri orde pertama antara lain: *mean*, *variance*, *skewness*, *kurtosis*, dan *entropy*. Sedangkan ciri orde dua didasarkan pada probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu. Ciri orde dua umumnya digunakan untuk membedakan tekstur mikrostruktur (pola lokal dan perulangan tidak begitu jelas). Ciri orde dua antara lain: *Angular Second Moment*, *Contrast*, *Correlation*, *Variance*, *Inverse Different Moment*, dan *Entropy*.

5) Ekstraksi Ciri Warna

Untuk membedakan suatu objek dengan warna tertentu dapat menggunakan nilai *hue* yang merupakan representasi dari cahaya tampak (merah, jingga, kuning, hijau, biru, ungu). Nilai *hue* dapat dikombinasikan dengan nilai *saturation* dan *value* yang merupakan tingkat kecerahan suatu warna. Untuk mendapatkan ketiga nilai tersebut, perlu dilakukan konversi ruang warna citra yang semula RGB (*Red*, *Green*, *Blue*) menjadi HSV (*Hue*, *Saturation*, *Value*).

2.2.6 Grayscale

Grayscale adalah salah satu proses pengolahan citra yang mengkonversikan sebuah citra warna (RGB) menjadi keabuan (*gray-level*). Grayscale merupakan proses untuk meratakan nilai piksel citra awalnya 3 nilai menjadi 1 nilai yaitu keabuan. Citra grayscale digunakan karena grayscale hanya membutuhkan sedikit informasi pada setiap pixelnya dibandingkan dengan citra yang berwarna. Warna RGB atau R (*red*), G (*green*) dan B (*blue*) adalah memiliki intensitas sama dengan warna abu-abu pada grayscale.

2.2.7 Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

Metode GLCM merupakan suatu metode ekstraksi fitur citra yang cukup efektif dalam memberikan informasi yang detail tentang suatu citra dalam hal tekstur. Untuk ekstraksi metode GLCM dapat menghasilkan 14 fitur. Fitur-fitur ekstraksi yang didapatkan adalah energi, kontras, korelasi, rata-rata variasi, *Inverse Different Moment* (IDM), jumlah rata-rata, jumlah varians, jumlah entropi, entropi, perbedaan variance, perbedaan entropi, nilai kemungkinan tertinggi, homogen dan dissimilarity. Kookurensi sama dengan kejadian bersama, jumlah kejadian nilai pixel bertetangga dalam satu level dengan jarak (d) dalam satu level nilai pixel lain dan orientasi sudut (θ) tertentu. Jarak menggunakan nilai pixel dan orientasi menggunakan nilai derajat. Orientasi disusun berdasarkan empat arah sudut dengan interval sudut 45° , yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° . Jarak antar pixel ditetapkan sebesar 1 pixel. Matriks kookurensi merupakan jumlah elemen sebanyak kuadrat jumlah level intensitas pixel pada citra yang terdapat pada matriks bujur sangkar. Masing-masing titik (p,q) pada matriks kookurensi berorientasi θ merupakan peluang kejadian pixel bernilai p yang bertetangga dengan pixel bernilai q pada jarak d serta orientasi θ dan $(180-\theta)$.

Beberapa fitur GLCM dijelaskan sebagai berikut:

a. Energi (Angular Second Moment/Energy)

Mengukur keseragaman tekstur, energi akan bernilai tinggi ketika nilai pixel mirip satu sama lain sebaliknya akan bernilai kecil menandakan nilai dari GLCM normalisasi adalah heterogen. Nilai

maksimum energi adalah 1 artinya distribusi pixel dalam kondisi konstan atau bentuknya yang berperiodik (tidak acak).

$$Energy = \sum_i \sum_j \{p(i,j)\}^2 \dots \dots \dots (2.1)$$

b. Kontras (Contrast)

Frekuensi spasial dari citra dan perbedaan moment GLCM yang dihasilkan. Perbedaan yang dimaksud adalah perbedaan tinggi dan rendahnya suatu pixel. Kontras bernilai 0 jika nilai ketetanggaan pixel sama.

$$Contrast = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i,j) \dots \dots \dots (2.2)$$

c. Correlation

Correlation menunjukkan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linear dalam citra.

$$Correlation = \frac{\sum_i \sum_j p(i,j) p(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \dots \dots \dots (2.3)$$

d. Homogeneity

Homogeneity menunjukkan kehomogenan variasi intensitas dalam citra. Citra homogen akan memiliki nilai homogeneity yang besar. Nilai homogeneity membesar bila variasi intensitas dalam citra mengecil dan sebaliknya Korelasi (Correlation) Mengukur linearitas (the joint probability) dari sejumlah pasangan pixel.

$$Homogeneity = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i+j)^2} p(i,j) \dots \dots \dots (2.4)$$

2.2.8 Metode Support Vector Machine (SVM)

SVM adalah metode learning machine yang bekerja atas prinsip Structural Risk Minimization (SRM) dengan tujuan menemukan hyperplane terbaik yang memisahkan dua buah class pada input space. Support Vector Machine (SVM) pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik pada tahun 1992 sebagai rangkaian harmonis konsep-konsep unggulan dalam bidang pattern recognition. Sebagai salah satu metode pattern recognition, usia SVM terbilang masih relatif muda. Walaupun demikian, evaluasi kemampuannya dalam berbagai aplikasinya

menempatkannya sebagai state of the art dalam pattern recognition (Wibawa, Purnama, Akbar, & Dwiyanto, 2018).

SVM digunakan untuk mencari *hyperplane* terbaik dengan memaksimalkan jarak antar kelas. *Hyperplane* adalah sebuah fungsi yang dapat digunakan untuk pemisah antar kelas. Dalam 2-D fungsi yang digunakan untuk klasifikasi antar kelas disebut sebagai *line whereas*, fungsi yang digunakan untuk klasifikasi antar kelas dalam 3D disebut *plane similarly*, pasangan fungsi yang digunakan untuk klasifikasi di dalam ruang kelas dimensi yang lebih tinggi disebut *hyperplane* (Samsudiney, 2019)

Ide dasar SVM adalah memaksimalkan batas hyperplane yang diinstruksikan sejumlah pilihan hyperplane yang mungkin untuk dataset dan mencari margin yang paling maksimal. Konsep klasifikasi dengan SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha untuk mencari hyperplane terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah kelas data pada ruang input. Hyperplane atau batas keputusan pemisah terbaik antara dua kelas dapat ditemukan dengan mengukur margin hyperplane tersebut dan mencari titik maksimalnya. Margin adalah jarak antara hipertensi sebut dengan data terdekat dari masing-masing kelas. Berikut ini rumus mencari fungsi :

$$f(x) = w^T x + b \dots \dots \dots (2.5)$$

Sedangkan untuk mencari nilai berdasarkan dari fungsi keputusan adalah sebagai berikut :

$$f(x_t) = \sum_{s=1}^{ns} a_s y_s x_s \cdot x_t + b \dots \dots \dots (2.6)$$

Keterangan : x_t = data yang akan diprediksi kelasnya(data testing)

x_s = data *support vector*, $s = 1, 2, \dots, ns$

ns = banyak data *support vector*

2.2.9 Matlab

MATLAB (Matrix Laboratory) adalah suatu program untuk analisis dan komputasi numerik dan merupakan suatu bahasa pemrograman matematika lanjutan yang dibentuk dengan dasar pemikiran menggunakan sifat dan bentuk matriks. Pada awalnya, program ini merupakan interface untuk koleksi rutin-rutin

numeric dari proyek LINPACK dan EISPACK, dan dikembangkan menggunakan bahasa FORTRAN namun sekarang merupakan produk komersial dari perusahaan Mathworks, Inc. yang dalam perkembangan selanjutnya dikembangkan menggunakan bahasa C++ dan assembler (utamanya untuk fungsi-fungsi dasar MATLAB).





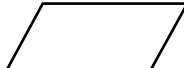
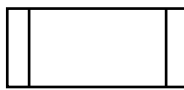
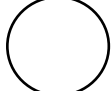
MATLAB merupakan merk software yang dikembangkan oleh Mathworks.Inc merupakan software yang paling efisien untuk perhitungan numeric berbasis matriks. Dengan demikian jika di dalam perhitungan kita dapat memformulasikan masalah ke dalam format matriks maka MATLAB merupakan software terbaik untuk penyelesaian numericnya. MATLAB yang merupakan bahasa pemrograman tingkat tinggi berbasis pada matriks sering digunakan untuk teknik komputasi numerik, untuk menyelesaikan masalah-masalah yang melibatkan operasi matematika elemen,matrik, optimasi, aproksimasi dan lain-lain. Sehingga Matlab banyak digunakan pada: Matematika dan Komputasi, Pengembangan dan Algoritma, Pemrograman model, simulasi, dan pembuatan prototipe, Analisis Data, eksplorasi dan visualisasi, Analisis numerik dan statistic, dan Pengembangan aplikasi teknik (Cahyono, 2013).

2.2.10 Flowchart

Flowchart merupakan representasi secara simbolik dari suatu algoritma atau prosedur dalam menyelesaikan suatu masalah, dengan menggunakan flowchart akan memudahkan pengguna melakukan pengecekan bagian-bagian yang terlupakan dalam analisis masalah, disamping itu flowchart juga berguna sebagai fasilitas untuk berkomunikasi antara pemrogram yang bekerja dalam tim suatu proyek. Flowchart dapat membantu memahami urutan-urutan logika yang rumit dan panjang. Flowchart juga membantu dalam mengkomunikasikan jalannya program ke orang lain (bukan pemrogram) akan lebih mudah. (Santoso, Radna Nurmalina, 2017).

2.2.10.1 Simbol-Simbol dan Fungsi Flowchart

Tabel 2.2 Simbol dan Fungsi Flowchart

Simbol	Nama	Fungsi
	Terminator	Awalan / Akhir program
	Garis Alir (Flow Line)	Arah aliran arogram
	Preparation	Proses inisialisasi (pemberian harga awal)
	Proses	Proses Pengolahan Data
	Input/Output Data	Proses Input/Output Data
	Predefined Process (Sub Program)	Proses awal menjalankan sub program
	On Page Connector	Penghubung bagian flowchart pada satu halaman