



Metode Naive Bayes Mendeteksi Penyakit Citrus Vein Phloem Degeneration

Apira Nurul Putri Santoso^{1,*}, Rina Candra Noor Santi²

^{1,2}Teknologi Informasi dan Industri, Teknik Informatika, Universitas Stikubank, Semarang, Indonesia
Email: ¹apiranurulputrisantoso@mhs.unisbank.ac.id, ²r_candra_ns@edu.unisbank.ac.id

Abstract

On domestic and international markets, oranges are the largest commodity in the category of fruit imports and exports. In Indonesia alone, almost all regions of Indonesia grow citrus fruits, but these plants can be affected by a variety of other diseases, one of which is Citrus Vein Phloem Degeneration in citrus leaf veins. The disease is characterized by symptoms of yellow spots around the leaves, but Indonesia itself does not have a system that can detect the severity of the disease and farmers must be able to detect it manually based on experience. This system is expected to help farmers identify the severity of the disease from leaf images. The processing steps used include trimming, resizing, preprocessing with RGB to grayscale conversion, edge detection with Sobel, feature extraction with GLCM, and naive Bayes classification. In addition, the accuracy obtained from the test results is 67.58%.

Keywords: Disease Detection, CVPD, Naive Bayes, GLCM, Sobel

Abstrak

Di pasar domestik dan internasional, jeruk merupakan komoditas terbesar pada kategori impor dan ekspor buah. Di Indonesia sendiri hampir seluruh wilayah Indonesia menanam buah jeruk, namun tanaman ini dapat terkena berbagai penyakit lain salah satunya adalah Citrus Vein Floem Degeneration pada urat daun jeruk. Penyakit ini ditandai dengan gejala bercak kuning di sekitar daun, namun Indonesia sendiri belum memiliki sistem yang dapat mendeteksi tingkat keparahan penyakit dan petani harus dapat mendeteksinya secara manual berdasarkan pengalaman. Sistem ini diharapkan dapat membantu petani mengidentifikasi tingkat keparahan penyakit dari citra daun. Langkah-langkah pemrosesan yang digunakan meliputi trimming, resizing, preprocessing dengan konversi RGB ke grayscale, deteksi tepi dengan Sobel, ekstraksi ciri dengan GLCM, dan klasifikasi naive bayes. Selain itu akurasi yang didapat dari hasil pengujian adalah 67,58%.

Kata Kunci : Deteksi Penyakit, CVPD, Naive Bayes, GLCM, Sobel

1. PENDAHULUAN

Jeruk pasar lokal dan internasional merupakan komoditas terbesar terutama dalam permintaan tinggi di Indonesia. Buah jeruk terbesar di Indonesia adalah jeruk siam yang menghasilkan 837.370 ton pada tahun 2016 dan 985.455 ton pada tahun 2019 [1]. Buah jeruk mudah tumbuh dan tersebar hampir di seluruh Indonesia, namun sulit dibudidayakan karena terlalu padat dan berjejal, salah satunya gagal panen [2].

Tiap kali produksi jeruk siam mengalami pemrosotan disebabkan penyakit yang menyerang tanaman tersebut, dimana ditandai dengan gejala yang menyerang pada daun seperti bercak kekuningan ataupun gejala lainnya yaitu penyakit CVPD (Citrus Vein Phloem Degeneration) [3]. Dalam mengidentifikasi gejala penyakit tertentu, diperlukan suatu sistem yang dapat diidentifikasi secara visual menggunakan pengolahan citra agar tidak terjadi kesalahan diagnosis penyakit tersebut [4]. Sistem diagnosa penyakit tidak berdasarkan pengamatan

optik melalui objek daun jeruk, sehingga pengobatan yang diterima cukup memadai [5].

Dalam mengidentifikasi penyakit, kita harus memiliki sistem tertentu dimana sistem tersebut diharapkan dapat memberikan solusi untuk menangani gejala penyakit, tahapan pengolahan identifikasi citra yang dilakukan adalah *preprocessing* (pemrosesan awal), *edge detection* (deteksi tepi), pengekstraksi fitur GLCM (*gray level co-occurrence matrix*) dan pengklasifikasian naive bayes. *Preprocessing* adalah tahapan awal pengolahan citra dalam perbaikan kualitas citra sebelum dilakukan proses selanjutnya [6]. Tahapan *preprocessing* dilakukan dengan *resize* yang mana guna memperoleh fokus citra daun jeruk dengan memanipulasi orientasi objek citra. Kemudian dengan *grayscale* yang dilakukan dengan mengkonversi citra RGB ke citra keabuan (*grayscale*) [7].

Deteksi tepi adalah fase atau proses menghasilkan tepi untuk objek gambar, yang bertujuan untuk meningkatkan detail dan meningkatkan kualitas gambar buram [8]. Kemudian dalam ekstraksi fitur GLCM adalah dengan dilakukan pengambilan *feature* dari citra yang digambarkan dengan karakter atau ciri khas dari objek citra penelitian [3]. Tahapan terakhir yaitu klasifikasi digunakan guna menentukan citra uji yang akan dimasukkan ke dalam beberapa kelas yang sudah ditentukan [9].

Penelitian tentang deteksi suatu penyakit sudah pernah dilakukan sebelumnya. Diantaranya adalah aplikasi deteksi penyakit tumbuhan jeruk manis berbasis android menggunakan algoritma *bayesian belief network*. Penelitian ini mencoba mengimplementasikan gejala-gejala penyakit tanaman jeruk dalam sebuah aplikasi yang diharapkan aplikasi tersebut mampu memberikan cara penanggulangan yang tepat [10].

Studi kedua adalah identifikasi citra daun jeruk menggunakan pola biner lokal dan invarian momen. Dalam penelitian ini, peneliti mendeskripsikan pengujian daun jeruk berbasis smartphone Android menggunakan warna latar belakang yang berbeda, menghasilkan skor akurasi 100% pada gambar uji menggunakan smartphone, dan skor akurasi 100% pada gambar tes. Menghasilkan. Latar belakang merah, latar belakang hijau 85,71%, latar belakang biru 100%, latar belakang hitam 85,71%, atau gambar dari web [11].

Penelitian berikutnya yaitu sistem pakar diagnosis hama dan penyakit tanaman jeruk menggunakan metode *euclidean distance*. Penelitian ini membahas tentang perancangan sistem yang akan ditentukan untuk mendiagnosis penyakit jeruk dengan cara mencari nilai jarak terpendek dari setiap penyakit yang ada [12]. Selanjutnya, analisis kinerja algoritma Naive Bayes dalam pengenalan otomatis citra MRI pada penelitian ini menjelaskan klasifikasi citra tumor otak menggunakan dua kelas, normal dan outlier, dengan indikasi 0,513 normal dan 0,513 outlier. Kami mendapatkan 0,487 dengan nilai akurasi sekitar 84,17%. [13].

Selanjutnya adalah studi deteksi penyakit jeruk menggunakan metode jaringan syaraf tiruan dengan backpropagation. Dalam penelitian ini, peneliti mendeskripsikan pendeteksian penyakit jeruk yang dipartisi menjadi 23 variabel data input dengan 4 layer jaringan yang terdiri dari 1 layer input, 2 hidden layer dan 1 layer output yang mana menghasilkan tingkat akurasi 83,33% dari 24 data

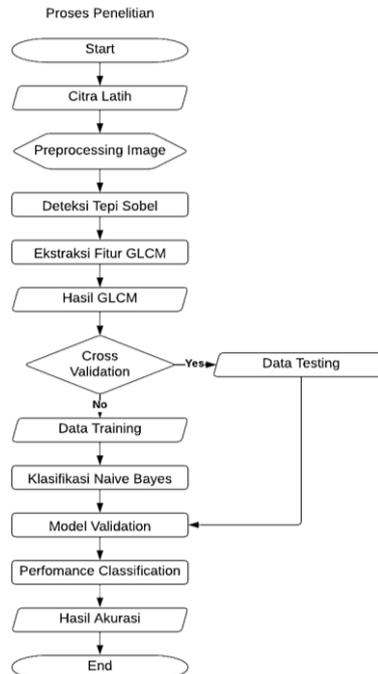
uji [14]. Studi selanjutnya adalah studi sistem pakar deteksi penyakit bakteri jeruk dan penelitian ini akan mengarah pada implementasi sistem deteksi penyakit jeruk dengan tujuan untuk memahami gejala penyakit dan mencari solusi [15].

Kajian sistem pakar diagnosa penyakit dan hama tanaman jeruk nipis menggunakan metode forward dan backward chaining berbasis Visual Basic 6.0. Menjelaskan perancangan aplikasi dengan mendemonstrasikan identifikasi gejala penyakit untuk mengatasi masalah penyakit dan hama jeruk [16]. Selanjutnya adalah studi tentang sistem pakar diagnosa penyakit tanaman jeruk (lemon) dengan menggunakan metode Certainty Factor. Ini menjelaskan akurasi dan akurasi dalam mendiagnosis gejala penyakit daun kuning pada tanaman jeruk nipis [17].

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membantu petani mengklasifikasikan derajat keparahan CVPD urat daun jeruk menjadi penyakit sehat, sedang dan parah. Indonesia sendiri belum memiliki sistem yang dapat mendeteksi tingkat keparahan penyakit tertentu, kebanyakan sistem yang mendeteksi gejala penyakit tanaman tersebut, dan belum ada sistem terpadu yang dikembangkan selama ini. Untuk memastikan bahwa petani hanya mengandalkan sistem manual dengan pengetahuan, wawasan dan pengalaman dalam mengelola kebun jeruk, daripada mengandalkan sistem komputerisasi untuk melakukan ini, melawan penyakit memiliki keunggulan untuk dapat lebih cepat mengidentifikasi gejala penyakit dan mudah.

2. METODOLOGI PENELITIAN

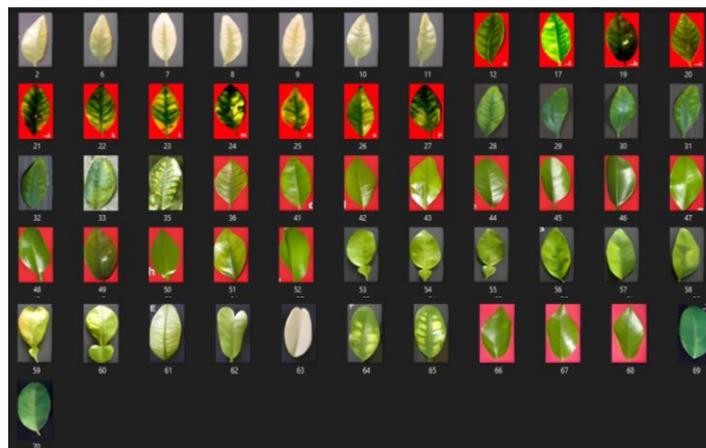
Dalam kajian penelitian ini menggunakan penelitian deskriptif dengan pendekatan penelitian menggunakan penelitian kuantitatif dalam mendapatkan deskripsi yang jelas terkait penelitian deteksi penyakit ini. Dimana menggunakan objek penelitian berupa citra daun jeruk siam yang terbagi dengan citra daun sehat dan citra daun berpenyakit *citrus vein phloem degeneration* yang dimana citra daun sehat dan citra daun berpenyakit termasuk populasi homogen. Data primer ini menggunakan citra dataset daun jeruk siam yang diambil dari berbagai penelitian pihak lain seperti penelitian ni putu swari, gusti putu dintya, muhammad taufik dan juga balai penelitian balitjestro, serta menggunakan data sekunder berupa artikel ilmiah, buku-buku dan sumber lainnya yang mendukung. Dalam menentukan sampel menggunakan teknik sampling acak atau *probability sampling*. Skala pengukuran menggunakan skala nominal, yang mana teknik pengumpulan menggunakan dataset serta studi literatur, dalam menentukan keabsahan data dengan melakukan pengujian koefisien determinasi yang menghasilkan nilai skala antara 0 sampai 1. Setelah menentukan sampel citra yang akan digunakan selanjutnya melakukan analisis citra. Tahapan dalam metode analisis citra ditampilkan dalam Gambar 1 dibawah ini.



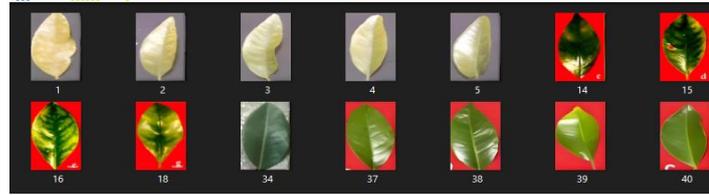
Gambar 1. Metode Analisis Citra

2.1. Pengumpulan Sampel Citra

Seperti penjabaran sebelumnya, pengumpulan data dilakukan dengan sampling acak atau *probability sampling* yang dimana dataset sampel dipilih secara acak, Citra tersebut yang telah menjadi 70 citra daun jeruk siam yang dibagi dengan menggunakan *cross validation* dengan perbandingan ratio 80:20 dimana terbagi menjadi data training sebanyak 56 sampel citra daun dan data testing sebanyak 14 sampel citra daun jeruk siam. Dataset tersebut terlihat seperti Gambar 2 dan Gambar 3 dibawah.



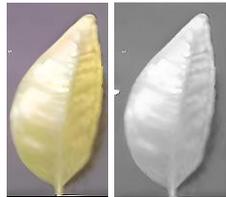
Gambar 2. Sampel Data Training



Gambar 3. Sampel Data Testing

2.2. Preprocessing Sampel Data

Preprocessing dilakukan sebelum mengolah sampel data menjadi data yang akan digunakan selanjutnya guna mendapatkan hasil yang sesuai dengan penelitian ini. Proses yang dilakukan meliputi *cropping* atau pemotongan citra, *resize* atau mengubah ukuran citra sesuai dengan ukuran yang diinginkan, kemudian mengkonversi citra dari RGB (*Red, Green and Blue*) ke *grayscale* yang dimana menghasilkan citra seperti dibawah ini:



Gambar 4. Kiri: Citra Asli, Kanan: Grayscale

Seperti yang terlihat diatas, citra daun sebelah kiri adalah citra asli daun jeruk siam dan gambar sebelah kanan adalah citra yang sudah diubah dari RGB (*Red, Green and Blue*) ke grayscale sebelumnya. Setelah melakukan pengolahan citra maka akan dilakukan pengolahan menggunakan deteksi tepi dengan metode sobel, dimana dimaksudkan untuk mencari tepian objek serta melihat tingkat keparahan citra daun yang berpenyakit. Sobel menggunakan filter HPF yang diberi angka nol penyangga, dengan operator kernel seperti dibawah [8]:

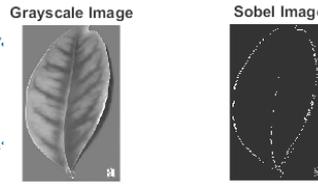
Tabel 1. Operator Sobel Horizontal

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

Tabel 2. Operator Sobel Vertikal

1	0	-1
2	0	-2
1	0	-1

Dari hasil pemrosesan program didapatkan hasil seperti salah satu contoh sampel citra yang diambil dibawah.



Gambar 5. Citra Yang Diubah Dari Grayscale Ke Sobel

Dalam penelitian ini, data training dan data testing yang akan digunakan dilakukan pengolahan menggunakan deteksi tepi sobel. Hal itu dikarenakan hasil yang akan digunakan berasal dari data yang telah dibagi menggunakan cross validation yang tebagi dengan ratio 80:20 data training dan data testing.

2.3. Ekstraksi Fitur Tekstur

Setelah melakukan proses *preprocessing* diatas maka selanjutnya akan dilakukan proses ekstraksi fitur tekstur yang menggunakan GLCM (*Gray Level Co-occurency Matrix*), ekstraksi fitur sendiri digunakan guna mendapatkan hasil dari nilai citra untuk selanjutnya dikelompokkan berdasarkan klasifikasi yang akan ditentukan. Hasil ekstraksi ciri ini berupa nilai kontras, korelasi, energi, dan keseragaman, masing-masing nilai ditentukan oleh sudut 0° , 45° , 90° serta 135° dengan *pixel spacing* 5 untuk setiap nilai. Rumus untuk nilai kontras yang merupakan penyebaran momen inersia pada matriks citra dijelaskan dengan indeks persamaan berikut ini [9]:

$$\text{Kontras} = \sum_k k^2 \left[\sum_{|i-j|=k} i \sum j . P(i, j) \right] \quad (1)$$

dengan Σ adalah jumlah perhitungan i dan j , k adalah kontras (px), i adalah nilai baris yang digunakan, dan j adalah nilai kolom yang digunakan.

Untuk nilai korelasi yang dimana korelasi merupakan derajat keabuan yang diukur dengan memberi struktur linier pada citra ini menggunakan rumus persamaan berikut:

$$\text{Korelasi} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (i = \mu_i)(j = \mu_j)(GLCM(i, j))}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2)$$

dengan Σ adalah jumlah perhitungan i dan j , μ adalah nilai rata-rata atau *mean*, σ_i adalah standar deviasi i dan σ_j adalah standar deviasi j , yang dimana nilai *mean* dan standar deviasi dirumuskan seperti dibawah ini :

$$\text{Nilai rata-rata}(\mu) = \sum P(i, j) \times I \quad (3)$$

dengan $\Sigma P(i, j)$ adalah jumlah nilai baris (i) dan kolom (j), serta I adalah jumlah matriks i dan j .

Untuk menghitung standar deviasi dibagi menjadi perhitungan baris dan kolom sehingga perhitungan baris dirumuskan seperti dibawah ini :

$$\text{Standar deviasi} (\sigma_i) = \sqrt{(1 - \mu_i)^2} \times X \quad (4)$$

dengan μ_i adalah nilai rata-rata i dan X adalah jumlah nilai i pada matriks, kemudian untuk perhitungan kolom dirumuskan sebagai berikut :

$$\sigma_j = \sqrt{(1 - \mu_j)^2} \times Y \tag{5}$$

dengan μ_j adalah nilai rata-rata j dan Y adalah nilai rata-rata j dan Y adalah jumlah nilai j pada matriks.

Nilai energi merupakan nilai intensitas piksel yang diukur dari jangkauan keabuan dalam citra yang akan dirumuskan sebagai berikut ini :

$$\text{Energi} = \sum_{i=1} \sum_{j=1} GLCM(i, j)^2 \tag{6}$$

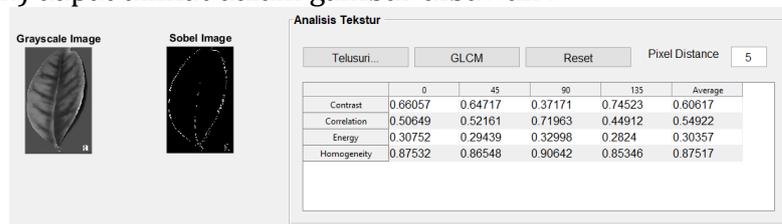
dengan $\Sigma_{i=1}$ adalah jumlah nilai i yang sama dengan 1 dan $\Sigma_{j=1}$ adalah jumlah nilai j yang sama dengan 1.

Kemudian untuk nilai homogenitas yang mana merupakan kesamaan varietas dari matriks kookurensi memiliki rumus persamaan seperti ini :

$$\text{Homogenitas} = \sum_{i=1} \sum_{j=1} GLCM(i, j)^2 \tag{7}$$

dengan $\Sigma_{i=1}$ adalah jumlah nilai i yang sama dengan 1 dan $\Sigma_{j=1}$ adalah jumlah nilai j yang sama dengan 1.

Contoh dari hasil ekstraksi fitur menggunakan GLCM (*Gray Level Co occurancy Matrix*) dapat dilihat dalam gambar dibawah :



Gambar 6. Hasil Ekstraksi Fitur GLCM

2.4. Klasifikasi Citra Daun Jeruk

Tahapan klasifikasi digunakan untuk menentukan citra data training dan citra data testing kedalam kelas citra daun sehat, citra daun berpenyakit sedang dan citra daun berpenyakit parah. Pada tahapan ini menggunakan metode klasifikasi Naive Bayes. Naive Bayes adalah metode klasifikasi yang berguna untuk memprediksi kemungkinan (probabilitas) sesuatu yang akan terjadi berdasarkan teorema bayes sederhana [9]. Persamaan Naive Bayes dirumuskan seperti dibawah ini :

$$P(a_i | v_j) = \frac{n_c + m_p}{n + m} \tag{8}$$

dengan n_c adalah jumlah pada data, dimana $v = v_j$ dan $a = a_i$, m_p adalah 1 / tingkat keparahan jenis penyakit, m adalah jumlah parameter gejala, dan n adalah jumlah pada data, dimana $v = v_j$ tiap kelas.

Metode ini dievaluasi dengan menggunakan matriks konfusi yang terdiri dari tiga kelas: citra dari daun yang sehat, citra dari daun yang sakit sedang, dan citra

dari daun yang sakit parah. Evaluasi mode menggunakan tiga parameter yaitu *precision*, *recall* dan akurasi (*accuration*). Evaluasi metode dapat dilihat pada Tabel 3 dibawah ini.

Tabel 3. Confussion Matrix Kelas Citra Daun Jeruk Siam

Eksperimen		Nilai Real	
		True	False
Nilai Prediksi	True	TP (True Positive) Correct result	FP (False Positive) Unexpected result
	False	FN (False Negative) Missing result	TN (True Negative) Correct absence of result

Cara membaca Tabel 3 diatas yaitu dari baris kemudian kolom, untuk menentukan nilai akurasi citra daun jeruk menggunakan matriks konfusi diatas maka persamaan evaluasi mode dirumuskan seperti dibawah ini:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{9}$$

dengan TP adalah True Positive, TN adalah True Negative, FP adalah False Positive dan FN adalah False Negative.

Sedangkan untuk menghitung nilai presisi dari citra daun jeruk siam menggunakan persamaan rumus sebagai berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{10}$$

dengan TP adalah True Positive dan FP adalah False Positive.

Dan untuk menghitung nilai recall dari citra daun jeruk siam dengan matriks konfusi seperti Tabel 3 maka menggunakan rumus sebagai berikut:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{11}$$

dengan TP adalah True Positive dan FN adalah False Negative

Nilai precision, recall dan akurasi menghasilkan nilai antara 0 sampai 1. Kinerja dikatakan baik jika nilai yang dihasilkan ketiga parameter mendekati 1.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahapan ini menunjukkan hasil serta pembahasan mengenai langkah-langkah yang dijabarkan sebelumnya, dimana proses yang dilakukan meliputi *preprocessing*, deteksi tepi, ekstraksi fitur dan klasifikasi yang disertai evaluasi metode. Tahapan *preprocessing*, deteksi tepi dan ekstraksi fitur menggunakan Matlab 2015a dan klasifikasi menggunakan Rapidminer Studio Hasil setiap langkah-langkah pada penjabaran sebelumnya dijelaskan sebagai berikut :

3.1. *Resize*, Konversi *Grayscale* dan Deteksi Tepi

Pada tahap awal dilakukan proses *preprocessing* dengan melakukan *resize* yang mengubah ukuran citra daun jeruk dengan ukuran piksel vertikal sebesar 250x400 piksel, kemudian citra daun jeruk dilakukan pengkonversian ke dalam

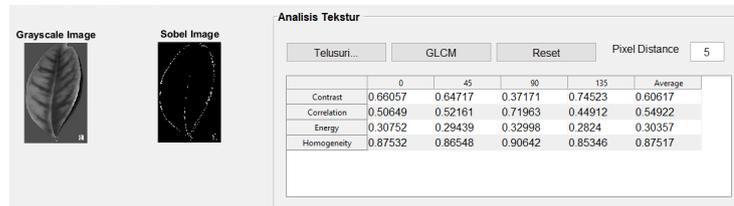
citra keabuan dan kemudian diubah menggunakan metode deteksi tepi sobel. Beberapa gambar skala abu-abu dan sobel yang diubah ukurannya ditunjukkan pada Tabel 4 di bawah ini.

Tabel 4. Citra Hasil Preprocessing

No.	Citra Resize	Citra Grayscale	Citra Sobel
1.			
2.			
3.			
4.			

3.2. Ekstraksi GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix)

Ekstraksi GLCM ini menghasilkan nilai citra daun jeruk dari masing-masing nilai fitur. Nilai ciri terdiri dari nilai ciri kontras, korelasi, energi, dan keseragaman yang masing-masing memiliki arah sudut 0° , 45° , 90° dan 135° serta nilai *average* yang akan digunakan dalam proses klasifikasi. Hasil ekstraksi GLCM dapat dilihat pada gambar-gambar dibawah ini.



Gambar 7. Hasil Ekstraksi GLCM Sampel 12



Gambar 8. Hasil Ekstraksi GLCM Sampel 25



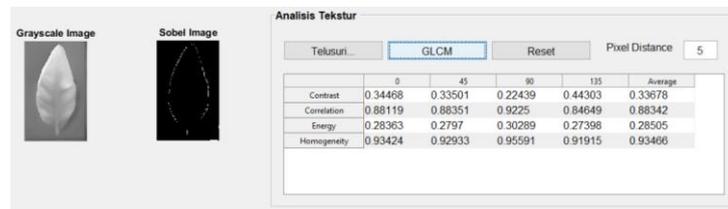
Gambar 9. Hasil Ekstraksi GLCM Sampel 13



Gambar 10. Hasil Ekstraksi GLCM Sampel 26



Gambar 11. Hasil Ekstraksi GLCM Sampel 8



Gambar 12. Hasil Ekstraksi GLCM Sampel 7

Dari Gambar 7 sampai Gambar 12 terlihat bahwa hasil ekstraksi fitur GLCM menunjukkan nilai fitur yang bermacam-macam. Untuk dapat diklasifikasikan hanya akan menggunakan nilai *average* dari setiap sampel citra data uji. Hasil rata-rata yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai Average

Sampel	Cn	Cr	E	H	A	P
12.	0,60617	0,54922	0,30357	0,87517	0,2211221	SEHAT
25.	0,53615	0,76504	0,32119	0,87715	0,2888992	SEHAT
13.	1,2489	0,85291	0,18476	0,84291	0,4147248	SEDANG
26.	0,59868	0,7826	0,34339	0,8693	0,3496487	SEDANG
8.	0,40459	0,91223	0,16518	0,90643	0,1381501	PARAH
7.	0,33678	0,88342	0,28505	0,93466	0,1981656	PARAH

Terlihat bahwa dari Tabel 5 diatas nilai setiap citra berbeda-beda, dimana Cn adalah kontras, Cr adalah korelasi, E adalah energi, H adalah nilai homogenitas, A adalah *average* atau nilai rata-rata, serta P adalah tingkat keparahan penyakit citra daun jeruk. Dari nilai *average* yang didapatkan dalam ekstraksi fitur GLCM sebelumnya maka dalam Tabel 5 diatas ditentukan nilai *average* untuk rata-rata kontras, korelasi, energi dan homogenitas yang dimana keempat nilai itu dihitung dengan rumus seperti dibawah ini :

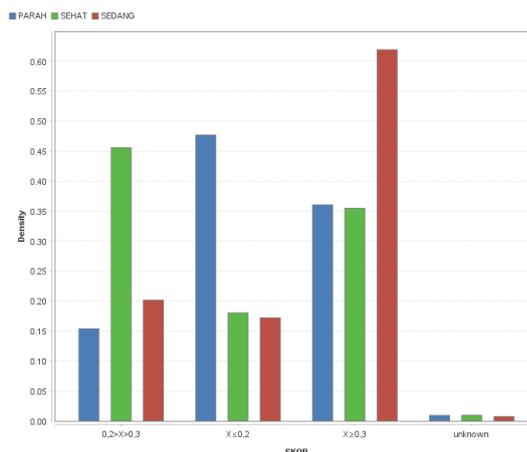
$$\text{Average} = \frac{Cn \times Cr \times E \times H}{4} \times 10 \tag{12}$$

Setelah penentuan nilai *average* maka untuk menentukan jenis keparahan penyakit maka sebelumnya dibuat sebuah penentuan skor yang akan digunakan dalam penentuan nilai *average* itu sendiri, untuk melihat skor penentuan dapat dilihat dibawah ini:

Tabel 6. Skor Klasifikasi

Skor	Persentase Tingkat Gejala CVPD	Tingkat Keparahan
$0,2 \geq X \geq 0,3$	Tidak terdapat gejala	Sehat
$X \geq 0,3$	Gejala timbul lebih dari 10% sampai 25% luas tanaman	Sedang
$X \leq 0,2$	Gejala timbul lebih dari 25% sampai 50% tanaman	Parah

Dari Tabel 6 diatas maka dapat dilihat bahwa nilai *average* yang sudah ditentukan sebelumnya akan diklasifikasikan sehat jika nilai *average* yang didapatkan berkisar antara 0,2 sampai 0,3, kemudian akan diklasifikasikan berpenyakit sedang jika nilai *average* lebih dari sama dengan 0,3 dan akan diklasifikasikan berpenyakit parah jika nilai *average* kurang dari atau sama dengan 0,2.

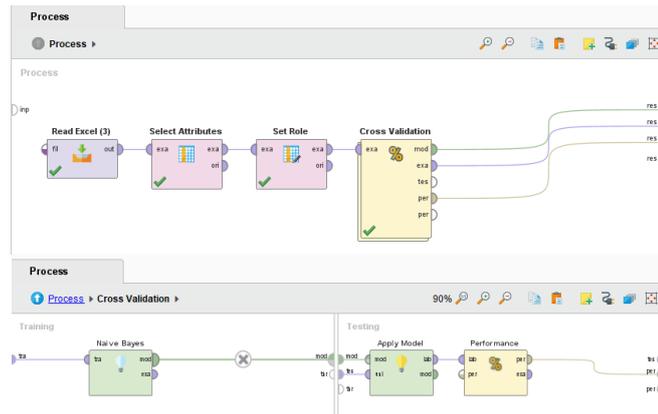


Gambar 13. Grafik Tingkat Keparahan Penyakit

Terlihat dari gambar 13 diatas menjelaskan tentang tingkat keparahan penyakit dari citra daun jeruk siam, dijelaskan bahwa warna biru adalah citra parah, warna hijau adalah citra sehat dan warna merah adalah citra sedang. Dalam rentang skor $0,2 > X > 0,3$ terlihat bahwa citra daun sehat menjadi yang paling tinggi density-nya disusul kedua dengan citra daun sedang dan terakhir citra daun parah, kemudian untuk rentang skor $X \leq 0,2$ terlihat bahwa citra parah memiliki density yang paling tinggi dan posisi kedua ditempati oleh citra daun sehat kemudian terakhir citra daun sedang, selanjutnya dalam rentang skor kisaran $X \geq 0,3$ terlihat dengan sangat jelas bahwa citra daun sedang memiliki density yang paling tinggi daripada citra lainnya dan disusul dengan citra daun parah kemudian terakhir ada citra daun sehat.

3.3. Klasifikasi Naive Bayes

Nilai dataset uji yang sudah dilakukan ekstraksi fitur sebelumnya maka akan dimasukkan untuk proses klasifikasi menggunakan metode naive bayes guna menentukan apakah citra tersebut sehat, sedang atau parah serta guna menentukan nilai akurasi data tersebut. Naive bayes berguna memunculkan nilai probabilitas terbaru dalam setiap kelas. Proses tahapan klasifikasi serta akurasi dapat dilihat dibawah ini.



Gambar 14. Proses Klasifikasi Naive Bayes

Dalam Gambar 14 diatas terlihat bahwa data latih serta data uji dilakukan pemilihan atribut subset yang kemudian dihubungkan dengan set role untuk menentukan jenis kolomnya, dimana parah penyakit di set dengan label, sampel di set dengan id dan average di set dengan weight. Setelah melakukan set role pada beberapa kolom kemudian dihubungkan dengan *cross validation* untuk membagi data menjadi data training dan data testing yang dimana dalam data training dihubungkan dengan klasifikasi naive bayes yang selanjutnya dihubungkan dengan model evaluation yang kemudian dilakukan perhitungan *performance (classification)* guna menghitung akurasi dengan cermat menggunakan *laplace correction* yang menangani nilai peluang 0. Dimana menghasilkan nilai seperti Gambar 15 hingga Gambar 19 dibawah ini.

Row No.	SAMPEL	PARAH PEN...	AVERAGE	SKOR	ENERGI	HOMOGENIT...	KONTRAS	KORELASI
1	Sampel 1	PARAH	0.189	Xs0.2	0.250	0.929	0.352	0.924
2	Sampel 2	PARAH	0.105	Xs0.2	0.159	0.915	0.316	0.916
3	Sampel 3	PARAH	0.153	Xs0.2	0.192	0.908	0.400	0.876
4	Sampel 4	PARAH	0.146	Xs0.2	0.190	0.918	0.383	0.879
5	Sampel 5	PARAH	0.108	Xs0.2	0.172	0.905	0.305	0.909
6	Sampel 6	PARAH	0.198	Xs0.2	0.285	0.935	0.337	0.883
7	Sampel 7	PARAH	0.198	Xs0.2	0.285	0.935	0.337	0.883
8	Sampel 8	PARAH	0.138	Xs0.2	0.165	0.906	0.405	0.912
9	Sampel 9	PARAH	0.153	Xs0.2	0.169	0.895	0.442	0.912
10	Sampel 10	PARAH	0.169	Xs0.2	0.208	0.906	0.400	0.897
11	Sampel 11	PARAH	0.200	Xs0.2	0.298	0.921	0.339	0.859
12	Sampel 12	SEHAT	0.221	0.2-Xs0.3	0.304	0.875	0.606	0.549
13	Sampel 13	SEDANG	0.415	Xs0.2	0.185	0.843	1.249	0.853
14	Sampel 14	SEDANG	1.286	Xs0.3	0.814	0.883	0.879	0.814
15	Sampel 15	SEDANG	1.112	Xs0.3	0.743	0.844	0.956	0.743
16	Sampel 16	SEDANG	1.382	Xs0.3	0.780	0.779	1.166	0.780

Gambar 15. Hasil Klasifikasi



Row No.	SAMPEL	PARAH PEN...	AVERAGE	SKOR	ENERGI	HOMOGENIT...	KONTRAS	KORELASI
16	Sampel 16	SEDANG	1.382	X _≥ 0.3	0.780	0.779	1.166	0.780
17	Sampel 17	SEDANG	0.366	X _≥ 0.3	0.215	0.814	1.058	0.789
18	Sampel 18	SEHAT	0.250	X _≥ 0.3	0.216	0.857	0.663	0.812
19	Sampel 19	SEHAT	0.253	X _≥ 0.3	0.241	0.889	0.643	0.735
20	Sampel 20	SEHAT	0.248	X _≥ 0.3	0.373	0.876	0.534	0.568
21	Sampel 21	SEHAT	0.233	X _≥ 0.3	0.247	0.871	0.564	0.768
22	Sampel 22	SEHAT	0.270	X _≥ 0.3	0.270	0.847	0.648	0.728
23	Sampel 23	SEHAT	0.255	X _≥ 0.3	0.248	0.843	0.624	0.782
24	Sampel 24	SEDANG	0.345	X _≥ 0.3	0.213	0.832	0.967	0.806
25	Sampel 25	SEHAT	0.289	X _≤ 0.2	0.321	0.877	0.536	0.765
26	Sampel 26	SEDANG	0.350	X _≤ 0.2	0.343	0.869	0.599	0.783
27	Sampel 27	SEHAT	0.252	X _≥ 0.3	0.214	0.835	0.813	0.696
28	Sampel 28	PARAH	0.125	X _≥ 0.3	0.152	0.873	0.447	0.843
29	Sampel 29	PARAH	0.179	X _≥ 0.3	0.371	0.916	0.313	0.671
30	Sampel 30	PARAH	0.149	X _≥ 0.3	0.253	0.915	0.313	0.820
31	Sampel 31	PARAH	0.154	X _≥ 0.3	0.312	0.906	0.309	0.705

Gambar 16. Hasil Klasifikasi

Row No.	SAMPEL	PARAH PEN...	AVERAGE	SKOR	ENERGI	HOMOGENIT...	KONTRAS	KORELASI
31	Sampel 31	PARAH	0.154	X _≥ 0.3	0.312	0.906	0.309	0.705
32	Sampel 32	PARAH	0.162	X _≥ 0.3	0.301	0.882	0.366	0.666
33	Sampel 33	PARAH	0.102	X _≥ 0.3	0.115	0.789	0.591	0.759
34	Sampel 34	PARAH	0.130	0.2>X<0.3	0.154	0.866	0.436	0.892
35	Sampel 35	PARAH	0.129	X _≤ 0.2	0.060	0.729	1.570	0.746
36	Sampel 36	SEHAT	0.202	X _≤ 0.2	0.275	0.870	0.474	0.712
37	Sampel 37	SEHAT	0.288	0.2>X<0.3	0.393	0.902	0.401	0.810
38	Sampel 38	SEDANG	0.303	0.2>X<0.3	0.261	0.860	0.745	0.726
39	Sampel 39	SEHAT	0.272	0.2>X<0.3	0.380	0.912	0.383	0.820
40	Sampel 40	SEHAT	0.253	0.2>X<0.3	0.370	0.907	0.512	0.588
41	Sampel 41	PARAH	0.192	X _≥ 0.3	0.272	0.884	0.487	0.657
42	Sampel 42	SEHAT	0.274	0.2>X<0.3	0.476	0.914	0.347	0.726
43	Sampel 43	SEHAT	0.231	X _≥ 0.3	0.177	0.877	0.758	0.787
44	Sampel 44	SEHAT	0.288	0.2>X<0.3	0.388	0.900	0.416	0.794
45	Sampel 45	SEHAT	0.218	0.2>X<0.3	0.236	0.895	0.459	0.901
46	Sampel 46	SEDANG	0.304	0.2>X<0.3	0.214	0.878	0.826	0.781

Gambar 17. Hasil Klasifikasi

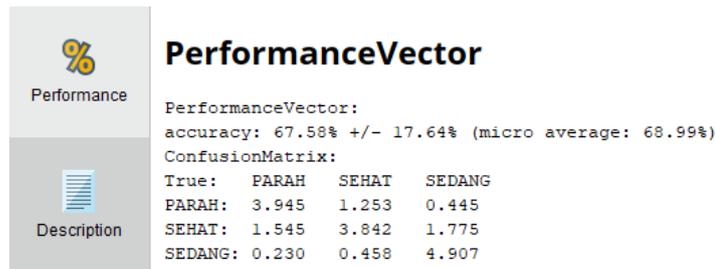
Row No.	SAMPEL	PARAH PEN...	AVERAGE	SKOR	ENERGI	HOMOGENIT...	KONTRAS	KORELASI
46	Sampel 46	SEDANG	0.304	0.2>X<0.3	0.214	0.878	0.826	0.781
47	Sampel 47	PARAH	0.168	X _≥ 0.3	0.191	0.882	0.479	0.828
48	Sampel 48	SEHAT	0.231	0.2>X<0.3	0.315	0.902	0.407	0.802
49	Sampel 49	PARAH	0.175	0.2>X<0.3	0.281	0.904	0.380	0.725
50	Sampel 50	SEDANG	0.349	0.2>X<0.3	0.531	0.918	0.457	0.627
51	Sampel 51	PARAH	0.188	X _≥ 0.3	0.170	0.872	0.635	0.900
52	Sampel 52	PARAH	0.185	0.2>X<0.3	0.326	0.917	0.349	0.709
53	Sampel 53	PARAH	0.174	X _≤ 0.2	0.156	0.903	0.559	0.885
54	Sampel 54	PARAH	0.152	X _≤ 0.2	0.140	0.880	0.587	0.845
55	Sampel 55	PARAH	0.153	X _≥ 0.3	0.219	0.908	0.370	0.831
56	Sampel 56	PARAH	0.173	X _≥ 0.3	0.147	0.889	0.651	0.811
57	Sampel 57	PARAH	0.171	X _≥ 0.3	0.147	0.914	0.575	0.888
58	Sampel 58	PARAH	0.170	X _≥ 0.3	0.184	0.911	0.465	0.873
59	Sampel 59	PARAH	0.152	X _≤ 0.2	0.115	0.894	0.645	0.912
60	Sampel 60	PARAH	0.147	X _≤ 0.2	0.093	0.850	0.837	0.887
61	Sampel 61	SEHAT	0.205	X _≤ 0.2	0.089	0.824	1.281	0.870

Gambar 18. Hasil Klasifikasi

61	Sampel 61	SEHAT	0.205	X _≤ 0.2	0.089	0.824	1.281	0.870
62	Sampel 62	SEHAT	0.289	X _≤ 0.2	0.176	0.903	0.823	0.886
63	Sampel 63	SEDANG	0.445	X _≤ 0.2	0.218	0.913	0.979	0.914
64	Sampel 64	PARAH	0.132	X _≤ 0.2	0.124	0.879	0.561	0.867
65	Sampel 65	PARAH	0.134	X _≤ 0.2	0.103	0.847	0.698	0.881
66	Sampel 66	PARAH	0.169	0.2>X<0.3	0.258	0.876	0.448	0.666
67	Sampel 67	SEHAT	0.288	0.2>X<0.3	0.271	0.880	0.770	0.628
68	Sampel 68	PARAH	0.200	0.2>X<0.3	0.272	0.906	0.389	0.833
69	Sampel 69	SEDANG	0.470	0.2>X<0.3	0.283	0.918	0.914	0.793
70	Sampel 70	SEHAT	0.241	0.2>X<0.3	0.171	0.912	0.705	0.878

Gambar 19. Hasil Klasifikasi

Gambar 15 hingga gambar 19 diatas dapat terlihat bahwa sampel 4 diklasifikasikan kedalam citra daun berpenyakit parah dengan nilai aveage 0,146 yang diperoleh dari penentuan skor $X \leq 0,2$. Dalam gambar 15 hingga gambar 19 klasifikasi yang berbeda-beda tersebut mengacu pada kriteria nilai skor yang telah ditentukan. Guna mengamati confusion matrix hasil klasifikasi dengan mudah dapat terlihat dalam Tabel 6 di bawah.



Gambar 20. Hasil Confusion Matrix Citra Daun Jeruk Siam

Dalam gambar 20 diatas maka confusion matrix dapat dijelaskan bahwa true parah parah memiliki nilai 3,945, true parah sehat memiliki nilai sekitar 1,253, true parah sedang adalah 0,445, kemudian untuk true sehat parah bernilai 1,545, true sehat sehat memiliki nilai 3,842, dan true sehat sedang adalah 1,775, adapun true sedang parah adalah 0,230, true sedang sehat bernilai 0,458 dan true sedang sedang adalah 4,907. Untuk melihat hasil pengukuran akurasi dari klasifikasi naive bayes sebagai berikut :

accuracy: 67.58% +/- 17.64% (micro average: 68.99%)

	true PARAH	true SEHAT	true SEDANG	class precision
pred. PARAH	3.945	1.253	0.445	69.92%
pred. SEHAT	1.545	3.842	1.775	53.64%
pred. SEDANG	0.230	0.458	4.907	87.71%
class recall	68.97%	69.20%	68.85%	

Gambar 21. Hasil Akurasi Data

Pada Gambar 21 di atas dapat kita lihat bahwa data memiliki nilai akurasi sebesar 67.58% dengan micro average 68.99% yang mana terbagi menjadi *class recall* dan *class precision*. Pada prediksi sehat menghasilkan nilai *true* sehat 3,842 dan *true* sedang 1,775 serta *true* parah adalah 1,545, pada prediksi sedang, *true* sedang menghasilkan nilai 4,907 sedangkan nilai *true* sehat 0,458 dan *true* parah 0,230, untuk prediksi parah memiliki nilai 1,253 *true* sehat, 3,945 *true* parah dan 0,445 *true* sedang. Sehingga menghasilkan nilai *class precision* pada prediksi sehat sebesar 53,64%, nilai *class precision* pada prediksi sedang sekitar 87,71% dan nilai *class precision* prediksi parah sebesar 69,92%. Sedangkan untuk nilai *class recall* pada *true* sehat sebesar 69,20%, *class recall* pada *true* sedang 68,85% dan *class recall* pada *true* parah sebesar 68,97%.

4. SIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan dan menghasilkan hasil yang dibahas pada penjabaran sebelumnya maka didapatkan hasil kesimpulan yaitu bahwa citra

daun jeruk dapat dibuat dengan 3 kelas klasifikasi yaitu kelas daun sehat, kelas daun sedang dan kelas daun parah. Penelitian tersebut berhasil dilakukan dengan menggunakan metode Naive Bayes yang menghasilkan nilai akurasi sebesar 67.58% dan nilai class recall pada setiap kelas adalah 68.97%, 69.20% dan 68.85% sedangkan nilai class precision pada setiap kelas adalah 69.92%, 53.64% dan 87.71%. Penelitian ini masih harus dikembangkan lagi, dikarenakan sampel citra data hanya menggunakan 70 citra yang terbagi menjadi dua data serta klasifikasi kelas tidak terdapat kelas ringan. Sehingga diharapkan dengan berkembangnya sistem dari banyak data yang dikumpulkan mampu meningkatkan nilai akurasi serta pemrograman yang digunakan menjadi lebih baik, dengan begitu dapat membantu para petani perkebunan dalam mengatasi gejala penyakit berdasarkan tingkat keparahannya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. H. Ariesdianto, Z. E. Fitri, A. Madjid, and A. M. N. Imron, "Identifikasi Penyakit Daun Jeruk Siam Menggunakan K-Nearest Neighbor," *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, vol. 1, no. 2, pp. 133–140, Dec. 2021, doi: 10.54082/jiki.14.
- [2] Setyaningsih F, Rahmawati, and Mukarlina, "Analisis Sistem Pakar Untuk Mengidentifikasi Penyakit Pada Tanaman Jeruk Siam (Citrus Nobilis Var. Microcarpa) Dari Perkebunan Desa Setapok, Kota Singkawang," *Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer (KLIK)*, vol. 08, no. 2, pp. 162–171, Jun. 2021.
- [3] F. Lestari, I. Purnama, A. Sajiah, and L. Aksara, "Identifikasi Penyakit Tanaman Jeruk Siam Menggunakan Metode M-SVM," in *Seminar Nasional APTIKOM (SEMNASITIK)*, 2019, pp. 441–448.
- [4] M. Widyaningsih and A. Harjoko, "Identifikasi Gejala Penyakit Tanaman Jeruk Melalui Pengolahan Citra," *Jurnal Sains Komputer dan Teknologi Informasi*, vol. 3, no. 2, pp. 104–113, Apr. 2021.
- [5] F. Lestari, J. Sari, Sutardi, I. Purwanti, and N. Purnama, "Deteksi Penyakit Tanaman Jeruk Siam Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Segmentasi Warna RGB-HSV," in *Seminar Nasional Teknologi Terapan Berbasis Kearifan Lokal (SNT2BKL)*, 2018, pp. 276–283.
- [6] M. Widyaningsih, "Segmentasi Canny Dan Otsu Pada Citra Daun Jeruk Tidak Sehat," in *SEMNASITIK*, 2015, pp. 43–48.
- [7] S. Wahyuni, E. Hariyanto, and S. Batubara, "Deteksi Penyakit Tanaman Jeruk Dengan Algoritma Radial Basis Function Network," in *Prosiding Seminar Nasional Inovasi Teknologi dan Ilmu Komputer (SNITIK)*, Apr. 2018, pp. 358–363.
- [8] A. Anas and A. Rizal, "Deteksi Tepi Dalam Pengolahan Citra Digital," in *Seminar Nasional TIK dan Ilmu Sosial (SocioTech)*, Oct. 2017, pp. 1–6.
- [9] A. Septiarini, R. Saputra, A. Tejawati, and M. Wati, "Deteksi Sarung Samarinda Menggunakan Metode Naive Bayes Berbasis Pengolahan Citra," *Jurnal Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi (RESTI)*, vol. 5, no. 5, pp. 927–935, Oct. 2021, Accessed: Jun. 21, 2022. [Online]. Available: <http://jurnal.iaii.or.id>.
- [10] I. Ginting, "Aplikasi Deteksi Penyakit Tumbuhan Jeruk Manis Berbasis Android Dengan Menggunakan Algoritma Bayesian Beliefnetwork," *Jurnal Pelita Informatika*, vol. 8, no. 1, pp. 133–137, Jul. 2019.
- [11] A. Novitasari, E. Purwandari, and F. Coastera, "Identifikasi Citra Daun Tanaman Jeruk Dengan Local Binary Pattern Dan Moment Invariant," *Jurnal Informatika dan Komputer (JIKO)*, vol. 3, no. 2, pp. 76–83, Sep. 2018.

- [12] S. Zayin and H. Rakhmad, "Sistem Pakar Diagnosis Hama Dan Penyakit Tanaman Jeruk Menggunakan Metode Euclidean Distance," *Jurnal Sistem & Teknologi Informasi Indonesia (JUSTINDO)*, vol. 1, no. 2, pp. 123–131, Aug. 2016.
- [13] F. Akbar, A. Rais, I. Sobari, R. Zuma, and B. Rudiarto, "Analisis Performa Algoritma Naive Bayes Pada Deteksi Otomatis Citra MRI," *Jurnal Ilmu Pengetahuan Dan Teknologi Komputer*, vol. 5, no. 1, pp. 37–42, Aug. 2019.
- [14] F. Nugraha, B. Irawan, and D. Midyanti, "Deteksi Penyakit Pada Tanaman Jeruk Pontianak Dengan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation," *Jurnal Coding, Sistem Komputer Untan*, vol. 4, no. 2, pp. 76–85, 2016.
- [15] L. Elfianty and J. Wahyudi, "Sistem Pakar Deteksi Penyakit Tanaman Jeruk Yang Disebabkan Oleh Bakteri," *Jurnal Teknik Informatika Unika St. Thomas (JTIUST)*, vol. 6, no. 2, pp. 316–324, Dec. 2021.
- [16] Suyono, R. Wati, and T. Susilowati, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Dan Hama Pada Tanaman Jeruk Nipis Menggunakan Metode Forward Dan Backward Chaining Berbasis Visual Basic 6.0," *Jurnal Management Sistem Informasi Dan Teknologi (EXPERT)*, vol. 10, no. 1, pp. 23–28, Jun. 2020.
- [17] N. Gaol, "Sistem Pakar Mendiagnosa Penyakit Tanaman Buah Citrus (Lemon) Menggunakan Metode Certainty Factor," *Jurnal SAINTIKOM (Jurnal Sains Manajemen Informatika dan Komputer)*, vol. 19, no. 1, pp. 1–7, Feb. 2020.