



# SISTEM PAKAR DETEKSI PENYAKIT TANAMAN CABAI METODE NAÏVE BAYES

Imelki sedek pakpahaan<sup>1</sup>, Imelda Sri Dumayanty<sup>2</sup>, Samuel Manurung

<sup>1,2,3</sup>Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Methodist Indonesia

## Info Artikel

### Histori Artikel:

Received, Agus 9, 2024

Revised, Sep 20, 2024

Accepted, Sep 11, 2024

### Keywords:

Sistem Pakar,  
PHP,  
Deteksi Penyakit Tanaman Cabai,  
Naïve Bayes,  
Dinas Pertanian.

## ABSTRAK

Sistem pakar adalah sebuah sistem yang meniru pengetahuan manusia dan memasukkan ke dalam komputer untuk memberikan hasil dan menyelesaikan masalah dengan menyerupai pengetahuan para ahli. Sistem ini memanfaatkan ilmu pengetahuan, data faktual, serta metode pemikiran dalam membuat keputusan serta menyelesaikan suatu masalah yang hanya dapat ditangani oleh para ahli. Sistem ini memiliki dua ciri utama yaitu pengetahuan dan penalaran, yang di implementasikan melalui basis pengetahuan dan mesin inferensi. Pada penelitian ini, sistem tersebut dimanfaatkan melakukan diagnosis pada penyakit tanaman cabai menggunakan metode Naive Bayes yang bertujuan menghitung probabilitas penyakit berdasarkan gejala yang ada. Aplikasi ini dirancang atau dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman PHP. Untuk penelitian bertujuan meimplementasikan dan membangun sebuah sistem yang membuat sistem ini memberikan informasi tentang penyakit tanaman cabai, sehingga membantu petani dalam mengetahui penyakit yang dialami. Berdasarkan pengujian, sistem ini menunjukkan tingkat akurasi prediksi penyakit sebesar 85%. Penelitian dilakukan dan dijadikan pedoman skripsi dengan judul "Sistem Pakar Deteksi Penyakit Tanaman Cabe Metode Naive Bayes".

*This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.*



### Penulis koresponden:

Imelki Sedek Pakpahan,  
Fakultas Ilmu Komputer,  
Universitas Methodist Indonesia, Medan,  
Jl. Hang Tuah No.8, Medan - Sumatera Utara.  
Email: [imelkisedekpakpahan@gmail.com](mailto:imelkisedekpakpahan@gmail.com)

## 1. PENDAHULUAN

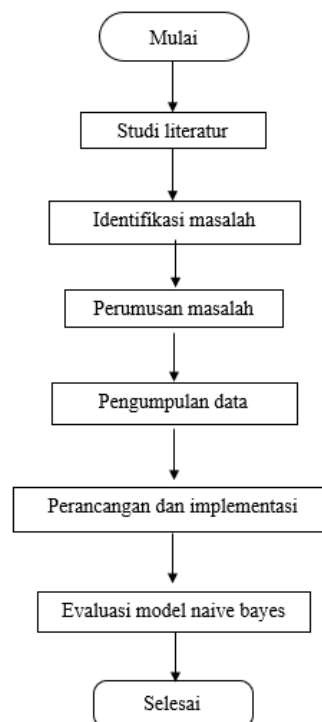
Sistem pakar adalah suatu cabang kecerdasan buatan (artificial intelligence, AI) yang dibuat untuk menyerupai atau menyalin kemampuan, pengetahuan seorang ahli dalam bidang tertentu untuk pengambilan sebuah keputusan dalam permasalahan, dimana komputer melakukan penyelesaian masalah seperti layaknya para pakar. Dalam pembuatan sistem pakar deteksi penyakit tanaman cabai dimana komponen utamanya adalah basis pengetahuan (Knowledge Base) yang artinya benar benar terjadi dan mencerminkan pengetahuan ahli dalam domain tertentu. Tujuan dari sistem pakar yang paling utama untuk memindahkan keahlian dimiliki oleh para ahli ke dalam komputer dan kemudian bisa digunakan oleh orang lain yang membutuhkan. Sistem pakar merupakan sistem perangkat lunak komputer untuk mengaplikasikan pengetahuan, fakta, metode berpikir untuk mengambil keputusan dalam menyelesaikan masalah, umumnya dapat dilakukan oleh seorang ahli dibidangnya. [1] Sistem pakar juga dapat memberikan kesimpulan dengan akurat, dapat juga memberikan keputusan lebih cepat dibanding pakarnya. Ada dua fitur utama dalam sistem pakar deteksi penyakit tanaman cabai, yaitu pengetahuan dan penalaran, jadi dalam memenuhi kedua ciri tersebut perlu memiliki basis pengetahuan dan mesin inferensi. Pada basis pengetahuan dikumpulkan untuk permasalahan pada sistem pakar deteksi penyakit tanaman cabai metode naïve bayes. Dengan pesatnya perkembangan teknologi informasi saat ini, telah diterapkan dalam berbagai sektor kehidupan seperti pemerintah, perbankan, dan lainnya, termasuk dalam bidang pertanian, sehingga dalam pembuatan sistem pakar bertujuan untuk Mengevaluasi metode naïve bayes dalam mendeteksi penyakit pada tanaman cabai serta untuk mengetahui tingkat akurasi

prediksi penyakit tanaman cabai menggunakan metode tersebut. Penelitian ini, sistem pakar digunakan untuk mendiagnosis penyakit pada tanaman cabai dengan penerapan metode Naive Bayes. Metode yang dipakai untuk menghitung peluang telah terjadinya penyakit pada tanaman cabai dimana pengembangan aplikasi ini adalah menggunakan bahasa pemrograman *PHP*. [2]

Dalam pengembangan sistem Pakar Deteksi Penyakit Tanaman Cabai dengan Metode *Naive Bayes*, dimana penulis akan mengumpulkan informasi dari berbagai sumber-sumber yang memiliki pengetahuan atau keahlian dibidang tersebut. Pembuatan sistem pakar ini untuk melakukan bagaimana tingkat akurasi metode naïve bayes dalam mendeteksi penyakit tanaman cabai, dan bagaimana merancang aplikasi sistem pakar deteksi penyakit tanaman cabai. Berdasarkan hal tersebut serta dikaji dari referensi jurnal yang digunakan maka akan dilakukan penelitian sebagai bahan skripsi yang berjudul “**Sistem Pakar Deteksi Penyakit Tanaman Cabe Metode Naive Bayes**”

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1. Framework Penelitian



Gambar 1. Framework Penelitian

### 2.2. Studi Literatur

Studi literatur didalam pembuatan sistem pakar deteksi penyakit tanaman cabai yang dilakukan adalah proses pengumpulan, pemahaman dan Pengumpulan informasi yang relevan dilakukan dari sumber-sumber terpercaya, seperti jurnal ilmiah, buku, artikel, konferensi, serta berbagai referensi lainnya.

### 2.3. Identifikasi Masalah

Permasalahan yang peneliti identifikasi adalah bagaimana melakukan perancangan aplikasi dan mengumpulaka dataset yang lebih representatif dengan lembaga pertanian dimana dalam pembuatan rancangan sistem pakar melibatkan ahli pertanian dalam validasi basis pengetahuan tentan tanaman.

### 2.4. Perumusan Masalah

Melakukan riset dalam pengambilan data gejala penyakit untuk tahap pembuatan sistem deteksi penyakit pada tanaman cabai menggunakan metode naïve bayes. Dalam sistem pakar ini pada penyakit tanaman cabai perumusan masalahnya dilakukan adanya keterbatasan dalam

pengambilan data gejala-gejala penyakit tanaman cabai serta penyakitnya . Didalam perhitungan metode naïve bayes ini dengan menghitung probalitas pada masing masing kelas agar dapat dilakukan dengan tingkat akurasi.

**2.5. Algoritma Naïve Bayes**

Pada tahapan training dilakukan analisa untuk mendapatkan *term* yang paling sering muncul dan menentukan *prior* untuk kelas berdasarkan sample, proses prediksi menggunakan metode naïve bayes:

1. Menghitung Probalitas kelas

Sebelum menentukan prediksi ,langkah pertama dilakukan yaitu menghitung probalitas masing-masing kategori kelas pada atribut kelas dengan menjumlahkan kategori kelas dibagi jumlah semua kategori kelas .

Rumus yang digunakan adalah:

$$P(C_i) = \left( \frac{C(i)}{N} \right) \quad (1)$$

2. Mehitung Probalitas Likelihood(Atribut)

Probalitas likelihood dalam konteks naïve bayes menggambarkan probalitas bahwa fitur atau gejala tertentu (x) akan muncul.

$$p(c) = \frac{(X|C)}{N} \quad (2)$$

3. Mehitung Probalitas Posterior dan hasil Prediksi

Probalitas posterior dihitung menggunakan teoreman bayes, yang menggabungkan probalitas prior ,dan probalitas likelihood memberi petunjuk untuk seberapa mungkin suatu kelas penyakit yang berdasarkan bukti yang diberikan dari gejala atau fitur yang diamati.

$$P(C|X) = \frac{P(X|C) * P(C)}{P(X)} \quad (3)$$

$$P(c|X_1, X_2, \dots, X_n) = \frac{P(X_1|C) * P(X_2|c) * \dots * P(x_n|c) * P(C)}{P(X_1) * P(X_2) * \dots * P(X_n)}$$

**3. PEMBAHASAN DAN HASIL**

**3.1. Melakukan Pengumpulan Data**

Dimana data yang diproses dalam rancangan pembuatan sistem pakar ini, yang diambil dari Dinas Pertanian Kota Medan dan data yang akan proses dalam rancangan sistem pakar yaitu data penyakit cabai beserta gejalanya .

Tabel 1. Pengumpulan Data

No	Key	Gejala	Name Gejala
1	G1	Gejala 1	Tanaman tampak layu pada siang hari
2	G2	Gejala 2	Daun muda tampak mengering
3	G3	Gejala 3	Buah tampak menguning
4	G4	Gejala 4	Daun mulai mengerut
5	G5	Gejala 5	Tanaman kerdil
6	G6	Gejala 6	Bercak kuning pada daun
7	G7	Gejala 7	Batang tampak mengering
8	G8	Gejala 8	Buah tampak mengering
9	G9	Gejala 9	Retak pada daun
10	G10	Gejala 10	Bercak putih seperti kapur pada daun

Pada tabel basis aturan dimana suatu tanaman cabai yang mengalami penyakit seperti kode penyakit P1 dengan gejala yang menimbulkan tanaman cabai rusak, dimana penyakit layu fusarium, busuk buah, virus kuning, layu bakteri, rebah semai terkena gejala seperti tabel basis aturan.

Tabel 2. Tabel Basis Aturan

no	Kode penyakit	Gejala
1	P1 = penyakit layu fusarium	G1,G2,G3,G4,G6
2	P2 = penyakit busuk buah	G3,G8,G10

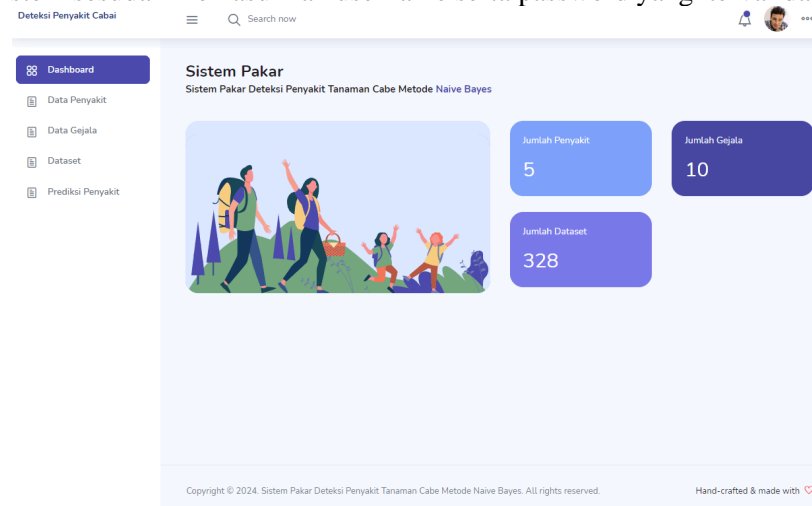
3	P3 = penyakit virus kuning	G3,G6,G10
4	P4 = penyakit layu bakteri	G5,G7,G10
5	P5 = penyakit rebah semai	G5,G9

### 3.2. Perancangan Dan Implementasi.

Dalam perancangan dilakukan pembersihan data dan selanjutnya ,data akan dibagi menjadi dua bahian yaitu data untuk pelatihan dan data untuk pengujian, dan pada implementasinya dibuat sistem sederhana dimana admin akan memasukan berdasarkan gejala penyakit tanaman cabai dan sistem akan menghasilkan kalsifikasi yang mencakup kemungkinan penyakit yang diderita oleh tanama cabai.

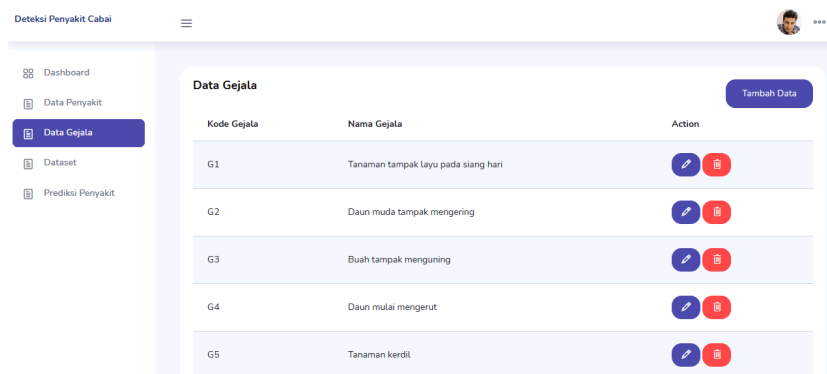
#### 3.2.1. Halaman Dashboard

Halaman dashboard yang akan ditampilkan oleh sistem kepada pengguna ataupun admin ketika sukses login ke sistem sesudah memasukkan username serta password yang tervalidasi oleh sistem.



Gambar 2. Halaman Dashboard

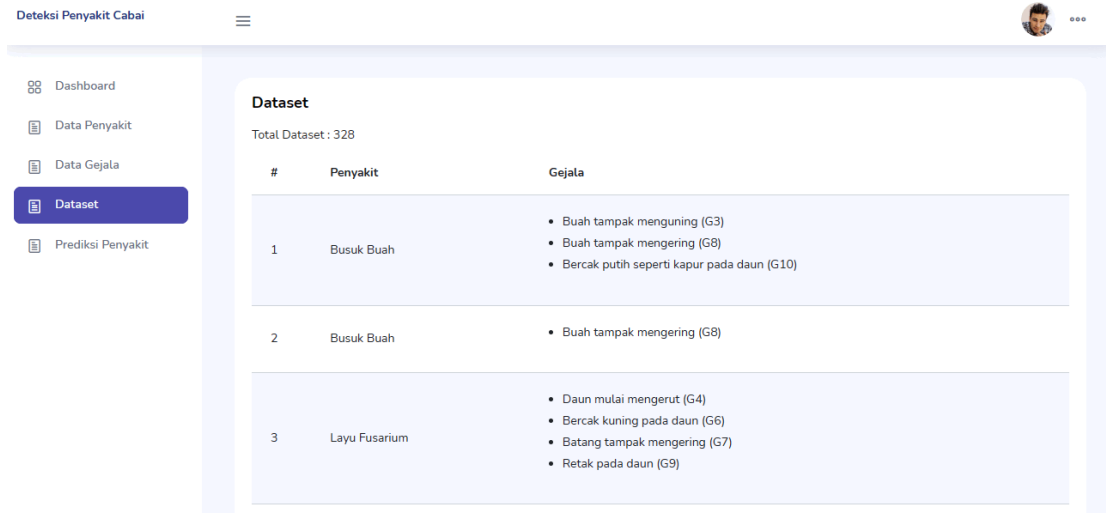
Halaman data penyakit ini adalah halaman yang digunakan oleh admin untuk mengatur data terkait penyakit cabai. Dalam penelitian ini jumlah data penyakit yang digunakan adalah sebanyak 5 penyakit.



Gambar 3. Halaman Data Penyakit

#### 3.2.2. Halaman Data set

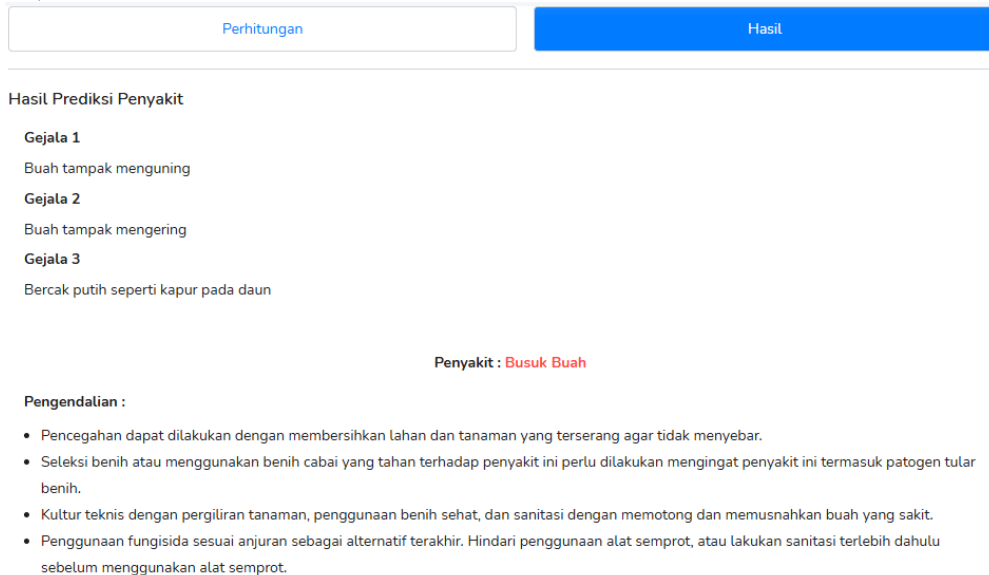
Halaman dataset, atau halaman data latih, merupakan halaman yang akan menampilkan dataset yang digunakan dalam proses perhitungan menggunakan metode *naive bayes*.



Gambar 4. Halaman Data Set

### 3.2.3. Halaman Hasil Pengendalian

G3,G8,G10 (Buah muda tampak menguning, buah tampak mengering, bercak putih seperti kapur pada daun).



Gambar 5. Halaman Hasil Pengendalian

## 3.3 Perhitungan Naïve Bayes

Penelitian ini menggunakan 328 dataset untuk melakukan perhitungan dengan metode naïve bayes. Dataset akan dibagi menjadi 2 bagian, yaitu data pelatihan dan data pengujian.

Tabel 3. Data Pelatihan

No	Gejala	Penyakit
1	Busuk Buah	G3, G8, G10
2	Busuk Buah	G8
3	Rebah Semai	G4, G6, G7, G9
4	Rebah Semai	G2, G5, G9
5	Layu Fusarium	G4, G6, G7, G8
6	Layu Fusarium	G4, G6, G7, G8, G9
7	Layu Bakteri	G2, G5, G6, G7, G9, G10
8	Virus Kuning	G3, G5, G6, G10
9	Virus Kuning	G3, G5, G6, G9, G10
10	Layu Fusarium	G4, G5, G6
11	Rebah Semai	G2, G5, G8, G9
12	Layu Bakteri	G2, G5, G7, G8, G10

229 Layu Fusarium G3, G4, G5, G6, G7, G9

Nilai probalitas prior untuk setiap kelas, atau hasil perhitungan nilai prior pada masing- masing penyakit, adalah sebagai berikut:

- 1. P ( Penyakit | Layu Fusarium) =  $99/229 = 0,432$
- 2. P (Penyakit | Busuk Buah) =  $44/229 = 0,192$
- 3. P (Penyakit | Virus Kuning) =  $21/229 = 0,092$
- 4. P (Penyakit | Layu Bakteri) =  $49/229 = 0,214$
- 5. P (Penyakit | Rebah Semai) =  $16/229 = 0,070$

Langkah selanjutnya setelah menghitung nilai prior adalah menghitung nilai setiap gejala pada masing-masing kelas penyakit . Pada proses pelatihan menggunakan metode naive bayes data penyakit dipasangkakan dengan 10 gejala yang ada. Model data yang digunakan sebagai pelatihat naive bayes.

Tabel 4. Model Data Latih

No	Kode Gejala										Nama panyakit
	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10	
1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	Busuk buah
2	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	Busuk buah
3	0	0	0	1	0	1	1	0	1	0	layu fusarium
4	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	rebah semai
5	0	0	0	1	0	1	1	1	0	0	layu fusarium
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
229	0	0	1	1	1	1	1	0	1	0	layu fusarium

Pada model data latih , angka 0 menunjukkan bahwa suatu penyakit tidak memiliki gejala tersebut , sedangkan angka 1 menunjukkan bahwa suatu penyakit memiliki gejala tersebut. Langkah selanjutnya adalah mencari nilai likelihood tiap gejala pada tiap kelas penyakit.

Perhitungan unutk mencari nilai *likelihood* pada setiap kelas penyakit adalah sebagai berikut:

- 1. Perhitungan nilai untuk setiap gejala pada kelas penyakit layu fusarium dengan nilai 1 .

Tabel 5. Penyakit Layu Fusarium Bernilai 1

Keterangan	Kode Gejala									
	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10
X C	55	62	55	68	33	70	45	47	57	30
P(Layu Fusarium)	0,56	0,63	0,56	0,69	0,33	0,71	0,45	0,47	0,58	0,30

Merupakan nilai *likelihood* pada masing-masing gejala yang bernilai 1. Pada baris pertama menunjukkan total jumlah kemunculan gejala yang dimiliki penyakit layu fusarium pada tanaman cabai. Baris ketiga merupakan nilai *likelihood* pada masing-masing gejala. Selanjutnya nilai *likelihood* pada kelas penyakit Layu Fusarium yang memiliki nilai 0.

Tabel 6. Penyakit Layu Fusarium Bernilai 0

Keterangan	Kode Gejala									
	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10
X C	44	37	44	31	66	29	54	52	42	69
P(Layu Fusarium)	0,44	0,37	0,44	0,31	0,67	0,29	0,55	0,53	0,42	0,70

- 2. Perhitungan nilai untuk setiap gejala pada kelas penyakit Busuk Buah dengan nilai 1.

Tabel 7. Penyakit Busuk Buah Bernilai 1

Keterangan	Kode Gejala									
	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10

	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10
X C	10	9	29	9	14	2	9	44	17	40
P(Busuk Buah)	0,23	0,20	0,66	0,20	0,32	0,05	0,20	1,00	0,39	0,91

Merupakan nilai *likelihood* pada masing-masing gejala yang bernilai 1. Pada baris pertama menunjukkan total jumlah kemunculan gejala yang dimiliki penyakit busuk buah pada tanaman cabai. Baris ketiga merupakan nilai *likelihood* pada masing-masing gejala. Selanjutnya nilai *likelihood* pada kelas penyakit busuk buah yang memiliki nilai 0.

Tabel 8. Penyakit Busuk Buah Bernilai 0

Keterangan	Kode Gejala									
	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10
X C	0	1	15	0	5	21	7	2	8	14
P(Busuk Buah)	0,00	0,05	0,71	0,00	0,24	1,00	0,33	0,10	0,38	0,67

3. Perhitungan nilai untuk setiap gejala pada kelas penyakit Virus Kuning dengan nilai 1.

Tabel 9. Penyakit virus Kuning Bernilai 1

Keterangan	Kode Gejala									
	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10
X C	0	1	15	0	5	21	7	2	8	14
P(Virus Kuning)	0,00	0,05	0,71	0,00	0,24	1,00	0,33	0,10	0,38	0,67

Merupakan nilai *likelihood* pada masing-masing gejala yang bernilai 1. Pada baris pertama menunjukkan total jumlah kemunculan gejala yang dimiliki penyakit Virus Kuning pada tanaman cabai. Baris ketiga merupakan nilai *likelihood* pada masing-masing gejala. Selanjutnya nilai *likelihood* pada kelas penyakit Virus Kuning yang memiliki nilai 0.

Tabel 10. Penyakit virus Kuning Bernilai 0

Keterangan	Kode Gejala									
	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10
X C	10	8	4	14	41	15	45	15	23	36
P(Virus Kuning)	0,20	0,16	0,08	0,29	0,84	0,31	0,92	0,31	0,47	0,73

4. Perhitungan nilai untuk setiap gejala pada kelas penyakit Layu Bakteri dengan nilai 1.

Tabel 11. Penyakit Layu Bakteri Bernilai 1

Keterangan	Kode Gejala									
	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10
X C	10	8	4	14	41	15	45	15	23	36
P(Layu Bakteri)	0,20	0,16	0,08	0,29	0,84	0,31	0,92	0,31	0,47	0,73

Merupakan nilai *likelihood* pada masing-masing gejala yang bernilai 1. Pada baris pertama menunjukkan total jumlah kemunculan gejala yang dimiliki penyakit Layu Bakteri pada tanaman cabai. Baris ketiga merupakan nilai *likelihood* pada masing-masing gejala. Selanjutnya nilai *likelihood* pada kelas penyakit Layu Bakteri yang memiliki nilai 0.

Tabel 12. Penyakit Layu Bakteri Bernilai 0

Keterangan	Kode Gejala									
	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10
X C	39	41	45	35	8	34	4	34	26	13

P(Layu Bakteri)	0,80	0,84	0,92	0,71	0,16	0,69	0,08	0,69	0,53	0,27
-----------------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------

5. Perhitungan nilai dengan setiap gejala pada kelas penyakit Rebah Semai dengan nilai 1.

Tabel 13. Penyakit Rebah Semai Bernilai 1

Keterangan	Kode Gejala									
	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10
X C	2	4	3	4	13	0	0	7	16	3
P(Rebah Semai)	0,13	0,25	0,19	0,25	0,81	0,00	0,00	0,44	1,00	0,19

Merupakan nilai *likelihood* pada masing-masing gejala yang bernilai 1. Pada baris pertama menunjukkan total jumlah kemunculan gejala yang dimiliki penyakit Rebah Semai pada tanaman cabai. Baris ketiga merupakan nilai *likelihood* pada masing-masing gejala. Selanjutnya nilai *likelihood* pada kelas penyakit Rebah Semai yang memiliki nilai 0.

Tabel 14. Penyakit Rebah Semai Bernilai 0

Keterangan	Kode Gejala									
	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10
X C	14	12	13	12	3	16	16	9	0	13
P(Rebah Semai)	0,88	0,75	0,81	0,75	0,19	1,00	1,00	0,56	0,00	0,81

Setelah menghitung nilai posterior untuk masing-masing kategori penyakit dan nilai likelihood untuk setiap gejala di tiap kategori, langkah berikutnya adalah menguji sistem dengan melakukan perhitungan pada data uji. Contoh data uji yang akan dilakukan dengan cara memberikan beberapa gejala dan melakukan perhitungan, berdasarkan gejala yang diberikan akan dicari penyakit yang sesuai.

Tabel 15. Tabel Data Uji

Kode Gejala	Nama Gejala
G3, G8, G10	Daun mulai mengerut, Buah tampak mengering dan bercak putih seperti kapur pada daun

Berdasarkan data uji, maka perhitungan untuk melakukan prediksi penyakit tanaman cabai adalah sebagai berikut:

a) Kelas Layu Fusarium

$$\begin{aligned}
 P &= P(\text{Layu Fusarium}) * P(G3|\text{Layu Fusarium}) * P(G8|\text{Layu Fusarium}) * P(G10|\text{Layu Fusarium}) \\
 &= 0,432 * 0,56 * 0,47 * 0,30 \\
 &= 0,03411072
 \end{aligned}$$

b) Kelas Busuk Buah

$$\begin{aligned}
 P &= P(\text{Busuk Buah}) * P(G3|\text{Busuk Buah}) * P(G8|\text{Busuk Buah}) * P(G10|\text{Busuk Buah}) \\
 &= 0,192 * 0,66 * 1 * 0,91 \\
 &= 0,1153152
 \end{aligned}$$

c) Kelas Virus Kuning

$$\begin{aligned}
 P &= P(\text{Virus Kuning}) * P(G3|\text{Virus Kuning}) * P(G8|\text{Virus Kuning}) * P(G10|\text{Virus Kuning}) \\
 &= 0,092 * 0,71 * 0,95 * 0,67 \\
 &= 0,00041952
 \end{aligned}$$

d) Kelas Layu Bakteri

$$\begin{aligned}
 P &= P(\text{Layu Bakteri}) * P(G3|\text{Layu Bakteri}) * P(G8|\text{Layu Bakteri}) * P(G10|\text{Layu Bakteri}) \\
 &= 0,214 * 0,08 * 0,31 * 0,74 \\
 &= 0,003927328
 \end{aligned}$$

e) Kelas Rebah Semai

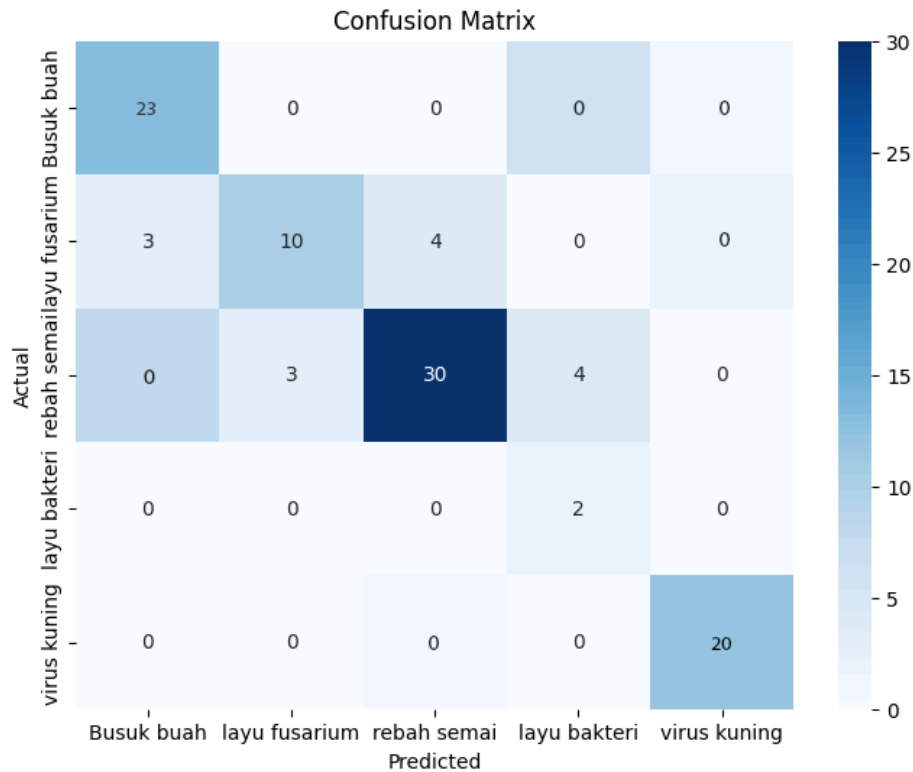
$$\begin{aligned}
 P &= P(\text{Rebah Semai}) * P(G3|\text{Rebah Semai}) * P(G8|\text{Rebah Semai}) * P(G10|\text{Rebah Semai}) \\
 &= 0,070 * 0,189 * 0,44 * 0,19 \\
 &= 0,001106028
 \end{aligned}$$



Setelah melakukan perhitungan pada setiap kelas penyakit, nilai probabilitas yang tertinggi terdapat pada kelas Busuk buah, maka berdasarkan nilai tersebut hasil prediksi penyakit tanaman cabai untuk gejala Daun mulai mengerut, Buah tampak mengering dan Bercak putih seperti kapur pada daun adalah penyakit Busuk Buah.

### 3.4 Evaluasi Model Naive Bayes

Tahap pengujian pada perhitungan manual merupakan proses kritis dalam menilai keakuratan dan keandalan rumus matematis, memastikan bahwa setiap langkah perhitungan secara manual menghasilkan hasil sesuai harapan dan memenuhi persyaratan yang telah ditetapkan. Pengujian akurasi dilakukan menggunakan *confusion matrix*.



Gambar 6. Confusion Matriks

1. Accuracy

Akurasi dihitung sebagai berikut

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= \frac{85}{99} \\ &= 0,8585 \times 100\% = 85\% \end{aligned}$$

2. Precision

Untuk menghitung precision macro average, kita hitung precision untuk setiap kelas dan rata-ratanya:

a. Busuk buah

$$\text{Precision} = \frac{23}{23 + 3} = \frac{23}{26} = 0.8846$$

b. Layu fusarium

$$\text{Precision} = \frac{10}{10 + 3} = \frac{10}{13} = 0.7692$$

c. Rebah semai

$$\text{Precision} = \frac{30}{30 + 3} = \frac{30}{34} = 0.8824$$

d. Layu bakteri

$$\text{Precision} = \frac{2}{2 + 4} = \frac{2}{6} = 0.333$$

e. Virus kuning

$$\text{Precision} = \frac{20}{20+0} = 1.0$$

$$\text{Precision} = \frac{0,8846+0,7692+0,8824+0,3333+1,0}{5} = 0,7739$$

## 3. Recall

Untuk menghitung recall kita menghitung recall untuk setiap kelas dan rata-ratanya:

## a. Busuk buah

$$\text{Recall} = \frac{23}{23+0} = 1.0$$

## b. Layu fusarium

$$\text{Recall} = \frac{10}{10+7} = \frac{10}{17} = 0.5882$$

## c. Rebah semai

$$\text{Recall} = \frac{30}{30+7} = \frac{30}{37} = 0.8108$$

## d. Layu bakteri

$$\text{Recall} = \frac{2}{2+0} = 1,0$$

## e. Virus kuning

$$\text{Recall} = \frac{20}{20+0} = 1.0$$

$$\text{Recall} = \frac{1,0+0,5882+0,8108+1,0+1,0}{5} = 0,8798$$

## 4. F1-score

Untuk menghitung F1-score kita hitung untuk setiap kelas dan rata-rataanya.

## a. Busuk buah

$$\text{F1-score} = \frac{2 \times 0,8846 \times 1,0}{0,8846 + 1,0} = 0.9387$$

## b. Layu fusarium

$$\text{F1-score} = \frac{2 \times 0,7692 \times 0,5882}{0,7692 + 0,5882} = 0.6667$$

## c. Rebah semai

$$\text{F1-score} = \frac{2 \times 0,8824 \times 0,8108}{0,8824 + 0,8108} = 0.8451$$

## d. Layu bakteri

$$\text{F1-score} = \frac{2 \times 0,3333 \times 1,0}{0,3333 + 1,0} = 0.5$$

## e. Virus kuning

$$\text{F1-score} = \frac{2 \times 1,0 \times 1,0}{1,0 + 1,0} = 1,0$$

$$\text{F1-score} = \frac{0,9387+0,6667+0,8451+0,5+1,0}{5} = 0,7901$$

## 5. Support

Support adalah jumlah aktual dari sampel untuk setiap kelas:

## a. Busuk Buah

$$\text{Support} = 23 + 0 + 0 + 0 + 3 = 26$$

## b. Layu fusarium

$$\text{Support} = 3 + 10 + 4 + 0 + 0 = 17$$

## c. Rebah Semai

$$\text{Support} = 0 + 3 + 30 + 4 + 0 = 37$$

## d. Layu bakteri

$$\text{Support} = 0 + 0 + 0 + 2 + 0 = 2$$

## e. Virus Kuning

$$\text{Support} = 0 + 0 + 0 + 0 + 20 = 20$$

## 4. KESIMPULAN

Setelah melalui tahap perencanaan, pelaksanaan, dan pengujian terhadap aplikasi yang telah dikembangkan, dapat disimpulkan hal-hal berikut:

1. Berdasarkan hasil pengujian *confusion matrix* menunjukkan tingkat akurasi sistem dalam melakukan prediksi penyakit mencapai 85%.
2. Sistem Pakar untuk Deteksi Penyakit Tanaman Cabai menggunakan Metode Naïve Bayes telah berhasil dikembangkan dan dapat memprediksi penyakit pada tanaman cabai berdasarkan gejala yang diberikan.
3. Dengan menggunakan skema evaluasi yang sesuai, kita dapat memastikan bahwa model *naive bayes* yang dikembangkan untuk mendeteksi penyakit tanaman cabai tidak hanya akurat tetapi juga handal dalam berbagai kondisi, seperti confusion matrix, nilai presisi = 0,7739, nilai recall = 0,8798, nilai F1-score = 0,7901 dapat menunjukkan model yang baik.

## REFERENSI

- [1] I. Y. Panessai, "Arsitektur Sistem Pakar: Pengenalan Sistem Pakar," Aug. 12, 2021. doi: 10.31219/osf.io/8nhwx.
- [2] Ndaru Ruseno, "PHP," *Ndaru Ruseno*, Dec. 2021.
- [3] D. Alita, I. Sari, and A. Rahman Isnain, "PENERAPAN NAÏVE BAYES CLASSIFIER UNTUK PENDUKUNG KEPUTUSAN PENERIMA BEASISWA," *JDMSI*, vol. 2, no. 1, p. 702022, 2021.
- [4] A. Dina Kalifia, M. Saharudin Aslam, U. Teknologi Yogyakarta Jl Siliwangi, and R. Utara, "IDENTIFIKASI PENYAKIT TANAMAN CABAI MENGGUNAKAN TEOREMA BAYES," 2022. [Online]. Available: <http://jurnal.unnur.ac.id/index.php/jurnalfiki>
- [5] BUKU AJAR LOGIKA & ALGORITMA. (2023). (n.p.): PT. Sonpedia Publishing Indonesia.
- [6] Chaudhuri, A. B. (2020). *F lowchart and Algorithm Basics*. David Pallai.
- [7] Hendini, A. (2020). *PEMODELAN UML SISTEM INFORMASI MONITORING PENJUALAN DAN STOK BARANG (STUDI KASUS: DISTRO ZHEZHA PONTIANAK): Vol. IV (Issue DESEMBER)*.
- [8] Girsang, R. R., & Fahmi, H. (2019). Sistem Pakar Mendiagnosa Penyakit Mata Katarak Dengan Metode Certainty Factor Berbasis Web. *MATICS: Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (Journal of Computer Science and Information Technology)*, 11(1), 27-31.
- [9] Kasidal, K., Aidawati, N., & Adriani, D. E. (2019). Uji efektifitas agensia hayati dalam mengendalikan penyakit layu bakteri *Ralstonia solanacearum* dan meningkatkan pertumbuhan serta hasil tanaman cabai (*Capsicum annum*). *EnviroScienteeae*, 15(3), 349-356.
- [10] Khairunnas, K., Gemasih, H., & Syahputra, H. (2022). RANCANG BANGUN SISTEM PAKAR PENYAKIT TANAMAN CABAI MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES BERBASIS WEB. *Ocean Engineering: Jurnal Ilmu Teknik dan Teknologi Maritim*, 1(3), 59-73.
- [11] Malabay, H. S., & Kartini, M. A. S. DESKRIPSI RANCANGAN DIAGRAM PEMBAYARAN SUMBANGAN PEMBINAAN PENDIDIKAN BERBASIS VIRTUAL ACCOUNT.
- [12] Mahmudi, A., Rokhman, M. M., Eko, A., Teknik, P., & Malang, I. I. (2020). RANCANG BANGUN SISTEM PAKAR UNTUK MENDIAGNOSIS. *Jurnal Rekayasa Dan Manajemen Sistem Informasi*, 2(2).
- [13] Novendri, M. S., Saputra, A., & Firman, C. E. (2019). Aplikasi Inventaris Barang Pada Mts Nurul Islam Dumai Menggunakan Php Dan Mysql. *lentera dumai*, 10(2).
- [14] Sastypratiwi, H., & Nyoto, R. D. (2020). Analisis Data Artikel Sistem Pakar Menggunakan Metode Systematic Review. *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)*, 6(2), 250-257.
- [15] Syarif, M., & Nugraha, W. (2020). Pemodelan diagram uml sistem pembayaran tunai pada transaksi e-commerce. *JTIK (Jurnal Teknik Informatika Kaputama)*, 4(1), 64-70.
- [16] Ulya, H., Darmanti, S., & Ferniah, R. S. (2020). Pertumbuhan Daun Tanaman Cabai (*Capsicum annum* L.) yang Diinfeksi *Fusarium oxysporum* pada Umur Tanaman yang Berbeda. *Jurnal Akademika Biologi*, 9(1), 1-6.
- [17] Yanuardi, Y., & Permana, A. A. (2019). Rancang Bangun Sistem Informasi Keuangan Pada Pt. Secret Discoveries Travel and Leisure Berbasis Web. *JIKA (Jurnal Informatika)*, 2(2).