

# Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Lambung Menggunakan Naïve Bayes dengan Prior Klinis untuk Klasifikasi Gastritis, GERD, dan Dispepsia

Fatma Sari<sup>1,\*</sup>, Agus Sidiq Purnomo<sup>2</sup>

Fakultas Teknologi Informasi, Program Studi Informatika, Universitas Mercu Buana Yogyakarta, Sleman, Indonesia  
Email: <sup>1,\*</sup>211110044@student.mercubuana-yogya.ac.id, <sup>2</sup>sidiq@mercubuana-yogya.ac.id  
Email Penulis Korespondensi: 211110044@student.mercubuana-yogya.ac.id

**Abstrak**—Penyakit lambung seperti *gastritis*, *gastroesophageal reflux disease (GERD)*, dan *dyspepsia* merupakan gangguan yang sering dialami masyarakat dengan karakteristik gejala yang saling mirip, sehingga menyulitkan proses diagnosis awal secara tepat. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pakar yang dapat membantu mengidentifikasi jenis penyakit lambung berdasarkan gejala yang dialami pengguna. Sistem dibangun dengan memanfaatkan metode *Naïve Bayes* yang disesuaikan melalui pemberian penekanan pada tingkat kepentingan gejala, sehingga setiap gejala tidak dianggap memiliki pengaruh yang sama dalam proses penentuan hasil. Basis pengetahuan disusun dari 25 gejala yang diperoleh melalui kajian literatur dan validasi pakar, serta didukung oleh data rekam medis untuk membentuk dasar perhitungan. Pengujian dilakukan menggunakan 30 data uji yang telah diverifikasi oleh pakar. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mengklasifikasikan 27 data dengan benar, sehingga diperoleh tingkat akurasi sebesar 90%. Ketidaksesuaian hasil terjadi pada beberapa kasus dengan kombinasi gejala yang sangat mirip antar penyakit. Secara umum, sistem mampu memberikan hasil diagnosis yang cukup mendekati dengan pertimbangan pakar serta menyajikan tingkat keyakinan untuk setiap kemungkinan penyakit. Dengan demikian, sistem ini dapat membantu mengenali kemungkinan penyakit lambung sejak awal berdasarkan gejala yang dialami.

**Kata Kunci:** Sistem Pakar; Penyakit Lambung; Naive Bayes; Prior Klinis; Kemiripan Gejala

**Abstract**—Gastric diseases such as ulcers, gastroesophageal reflux disease (GERD), and dyspepsia are common disorders experienced by the public, with characteristically similar symptoms, making it difficult to accurately diagnose them. This study aims to develop an expert system that can help identify the type of gastric disease based on the symptoms experienced by users. The system was built using the *Naïve Bayes* method, adjusted by emphasizing the level of symptom importance, so that each symptom is not considered to have the same influence in the outcome determination process. The knowledge base was compiled from 25 symptoms obtained through literature review and expert validation, and supported by medical record data to form the basis for calculations. Testing was conducted using 30 test data sets mined by experts. The test results showed that the system was able to correctly classify 27 data sets, achieving an accuracy rate of 90%. Discrepancies occurred in several cases with very similar combinations of symptoms between diseases. In general, the system was able to provide diagnostic results that were quite close to expert judgment and presented a confidence level for each possible disease. Thus, this system can help identify possible gastric disease early based on symptoms experienced.

**Keywords:** Expert System; Naïve Bayes; Gastric diseases; Clinical Dominance; Similarity of Symptoms

## 1. PENDAHULUAN

Penyakit lambung masih menjadi salah satu permasalahan kesehatan yang banyak dijumpai di kalangan masyarakat, yang dipengaruhi oleh rendahnya tingkat kesadaran kesehatan seperti stres berlebihan, konsumsi makanan pedas secara berlebihan, serta pola makan yang tidak teratur[1][2]. Gangguan seperti *Gastroesophageal Reflux Disease (GERD)*, *gastritis*, dan *dyspepsia* sering kali menunjukkan gejala yang saling tumpang tindih, antara lain nyeri ulu hati, mual, perut kembung, rasa terbakar di dada, hingga muntah[3][4]. Kesamaan gejala tersebut menyebabkan masyarakat awam mengalami kesulitan dalam mengenali jenis penyakit lambung yang diderita secara tepat[5]. Kondisi ini mendorong sebagian masyarakat melakukan swadiagnosis atau mengandalkan informasi dari sumber yang tidak tervalidasi secara medis, yang berpotensi menyebabkan keterlambatan penanganan serta memperburuk kondisi kesehatan penderita[6][7]. Permasalahan lain yang memperkuat urgensi penelitian ini adalah keterbatasan akses terhadap tenaga medis, khususnya dokter spesialis penyakit dalam, terutama di wilayah non-perkotaan. Proses konsultasi yang membutuhkan waktu, biaya, serta keterbatasan jumlah tenaga ahli menyebabkan tidak semua pasien dapat memperoleh diagnosis awal secara cepat[8]. Padahal, diagnosis dini memiliki peran penting dalam menentukan pola pengobatan yang tepat serta mencegah terjadinya komplikasi lanjutan pada penyakit lambung[9].

Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan berbasis teknologi informasi yang mampu membantu proses diagnosis awal secara objektif, cepat, dan mudah diakses oleh masyarakat luas. Salah satu pendekatan yang relevan untuk menjawab permasalahan tersebut adalah penerapan sistem pakar. Sistem pakar merupakan bagian dari kecerdasan buatan yang dirancang untuk meniru cara berpikir seorang pakar dalam menyelesaikan permasalahan tertentu melalui pemanfaatan basis pengetahuan dan mekanisme inferensi[10]. Dalam bidang kesehatan, sistem pakar telah banyak digunakan sebagai alat bantu diagnosis yang memberikan rekomendasi penyakit berdasarkan gejala yang diinputkan oleh pengguna[9][11][12].

Dengan adanya sistem pakar, proses identifikasi awal penyakit lambung diharapkan dapat dilakukan secara lebih sistematis, terstruktur, dan berbasis data, sehingga mampu membantu pengguna dalam mengambil keputusan awal sebelum melakukan pemeriksaan lanjutan ke fasilitas kesehatan[13]. Metode *Naive Bayes* merupakan salah satu

metode klasifikasi probabilistik yang banyak diterapkan dalam pengembangan sistem pakar medis karena kesederhanaannya, efisiensi komputasi yang tinggi, serta kemampuannya dalam menangani ketidakpastian data[14][15]. Metode ini bekerja berdasarkan Teorema Bayes dengan asumsi independensi antar atribut, yang dalam praktiknya terbukti cukup efektif untuk kasus diagnosis penyakit berbasis gejala[16][17].

Namun demikian, penerapan Naive Bayes secara konvensional cenderung memperlakukan setiap gejala memiliki pengaruh yang sama terhadap hasil diagnosis. Dalam konteks medis, asumsi tersebut kurang sepenuhnya merepresentasikan kondisi nyata, karena tidak semua gejala memiliki tingkat kepentingan klinis yang setara dalam mengindikasikan suatu penyakit tertentu[18]. Selain itu, beberapa gejala dapat memiliki nilai diagnostik yang lebih kuat dibandingkan gejala lainnya dalam membedakan jenis penyakit yang memiliki karakteristik serupa. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan konsep Prior klinis melalui pembobotan gejala berdasarkan tingkat signifikansinya terhadap penyakit yang didiagnosis. Pendekatan ini bertujuan untuk memberikan kontribusi yang lebih proporsional pada gejala yang memiliki nilai diagnostik tinggi, sehingga dapat mengurangi keterbatasan asumsi independensi pada Naive Bayes dan meningkatkan ketepatan proses klasifikasi penyakit[19].

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa metode Naive Bayes memiliki kinerja yang baik dalam diagnosis penyakit lambung dan gangguan pencernaan. Penelitian oleh Jefa et al. (2021) memperoleh tingkat akurasi sebesar 75% dan nilai AUC 0,852 dalam prediksi penyakit lambung, namun masih mengklasifikasikan penyakit lambung secara umum tanpa membedakan jenis penyakit yang memiliki gejala serupa[20]. Syahputra (2023) mengembangkan sistem pakar diagnosis awal penyakit lambung berbasis web dengan tingkat akurasi 100% dan nilai UAT 91,4%, tetapi belum mempertimbangkan diferensiasi diagnosis pada penyakit lambung yang sering muncul dengan gejala yang tumpang tindih. Selanjutnya, Abdillah et al. (2024) berhasil mencapai akurasi 96% pada klasifikasi gastritis, tukak lambung, dan GERD, meskipun belum memasukkan dispepsia sebagai salah satu kategori penyakit[1]. Di sisi lain, Rahmawati dan Pratama (2024) menggunakan metode Certainty Factor dan memperoleh akurasi 100%, namun penelitian tersebut lebih berfokus pada evaluasi performa metode dibandingkan analisis tingkat kepentingan gejala dalam proses diagnosis[21]. Sementara itu, Syafutra dan Hidayat (2024) menerapkan Naive Bayes untuk diagnosis gangguan pencernaan balita dengan akurasi 87%, tetapi objek penelitian yang digunakan tidak secara khusus membahas penyakit lambung dengan karakteristik gejala yang mirip[22]. Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, dapat disimpulkan bahwa meskipun metode Naive Bayes telah menunjukkan performa yang baik, sebagian besar penelitian masih memperlakukan seluruh gejala memiliki kontribusi yang setara terhadap hasil diagnosis dan belum mengakomodasi Prior klinis gejala tertentu dalam membedakan penyakit lambung yang memiliki kemiripan manifestasi klinis. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan pendekatan dominasi klinis pada metode Naive Bayes untuk meningkatkan kemampuan sistem dalam mengidentifikasi gastritis, tukak lambung, GERD, dan dispepsia secara lebih akurat melalui pemberian pengaruh yang lebih proporsional terhadap gejala yang secara medis memiliki nilai diagnostik lebih tinggi.

Berdasarkan kajian terhadap penelitian-penelitian terdahulu tersebut, dapat disimpulkan bahwa meskipun sistem pakar dan metode Naive Bayes telah banyak diterapkan, masih terdapat celah penelitian dalam pengembangan sistem pakar yang mampu mendiagnosis GERD, gastritis, dan dispepsia secara simultan dengan mempertimbangkan tingkat kepentingan klinis masing-masing gejala. Oleh karena itu, penelitian ini diarahkan untuk mengembangkan sistem pakar diagnosis penyakit lambung menggunakan metode Naive Bayes dengan pembobotan gejala berbasis Prior klinis guna meningkatkan ketepatan hasil diagnosis dan merepresentasikan kondisi medis secara lebih akurat.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Gambar 1 pada tahapan penelitian disusun untuk menjelaskan proses penelitian yang dilakukan secara bertahap dan berurutan.



Gambar 1. Alur Penelitian

Uraian pada bagian ini menggambarkan langkah-langkah yang ditempuh penulis dalam menyelesaikan permasalahan penelitian, mulai dari identifikasi dan studi literatur, pengumpulan data, penerapan metode yang digunakan, hingga proses pengujian untuk memperoleh hasil penelitian. Setiap tahapan dirancang agar saling berkaitan sehingga metode yang diterapkan dapat menghasilkan keluaran yang sesuai dengan tujuan penelitian.

## 2.2 Akuisisi Pengetahuan dan Stratifikasi Gejala

Tahap akuisisi pengetahuan diperoleh melalui telaah literatur medis terkini dan konsultasi dengan pakar untuk menentukan daftar gejala dan bobot klinisnya. Berdasarkan tingkat spesifisitas dan relevansi diagnostik, gejala diklasifikasikan ke dalam tiga kategori sebagai. Daftar seluruh gejala beserta kategori disajikan pada Tabel 2.

**Tabel 1.** Tabel Penyakit

Kode	Jenis Penyakit Lambung
PNY01	Gastritis
PNY02	Gerd
PNY03	Dispepsia

Berikut pada Tabel 2 merupakan daftar gejala.

**Tabel 2.** Tabel Gejala

Kode	Nama Gejala
GP01	Nyeri Epigastrium
GP02	Mual (Nausea)
GP03	Perut Kembung / Begah
GP04	Muntah (Emesis)
GP05	Sendawa Berlebihan
GP06	Nafsu Makan Menurun
GP07	Heartburn (Rasa Terbakar di Dada)
GP08	Regurgitasi Asam
GP09	Rasa Asam / Pahit di Mulut
GP10	Nyeri Dada Non Kardiak
GP11	Keluhan Memburuk Saat Berbaring
GP12	Nocturnal Symptoms
GP13	Nyeri Setelah Makan
GP14	Gangguan Tidur / Insomnia
GP15	Dysphagia (Sulit Menelan)
GP16	Nyeri / Rasa Tidak Nyaman Saat Menelan
GP17	Mengalami Masalah Pernafasan
GP18	Borborigmi
GP19	Perut Terasa Perih/Gastric Tenderness
GP20	Buangairbesar(feses)yangterus-menerus
GP21	Demam
GP22	Pusing / Sakit Kepala
GP23	Badan Lemas / Kelelahan
GP24	Melena / Hematemesis
GP25	Referred Pain (Nyeri Menjalar)

## 2.3 Metode Naive Bayes

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Naïve Bayes Classifier, yang merupakan salah satu metode klasifikasi berbasis probabilistik dengan pendekatan teori Bayes. Sistem menggunakan mesin inferensi berbasis probabilitas dengan tahapan sebagai berikut:

### 2.3.1 Konsep Dasar Metode Naive Bayes

Naïve Bayes merupakan metode klasifikasi yang menghitung probabilitas suatu kelas berdasarkan data fitur dengan asumsi bahwa setiap fitur bersifat independen satu sama lain. Meskipun asumsi independensi ini bersifat sederhana (naïve), metode ini terbukti memberikan performa yang baik pada berbagai permasalahan klasifikasi, khususnya pada bidang kesehatan dan sistem pakar. Secara matematis, metode Naïve Bayes dirumuskan sebagai berikut:

$$P(H|E) = \frac{P(E|H) \cdot P(H)}{P(E)} \quad (1)$$

Secara Persamaan  $P(H | E) = \frac{P(E|H) \times P(H)}{P(E)}$  merupakan rumus dasar Teorema Bayes yang digunakan untuk menentukan probabilitas suatu kelas atau hipotesis  $C$  berdasarkan data atau evidence  $X$ . Pada penelitian ini,  $P(E | H)$  merepresentasikan probabilitas suatu penyakit lambung setelah mempertimbangkan gejala yang dialami oleh pengguna. Nilai  $P(E | H)$  menunjukkan probabilitas munculnya gejala  $E$  pada penyakit  $H$ , sedangkan  $P(H)$  merupakan probabilitas awal (prior) dari penyakit tersebut. Adapun  $P(E)$  adalah probabilitas total dari gejala

yang diamati dan berfungsi sebagai faktor normalisasi, sehingga dalam proses perhitungan dapat diabaikan karena nilainya sama untuk setiap kelas.

### 2.3.2 Implementasi Metode Naive Bayes

Penyelesaian permasalahan diagnosis penyakit lambung pada penelitian ini dilakukan melalui empat tahapan perhitungan Naive Bayes yang disusun secara sistematis. Dataset yang digunakan terdiri dari 69 kasus klinis yang terbagi ke dalam tiga kelas diagnosis, yaitu Gastritis ( $N_i = 15$ ), GERD ( $N_i = 22$ ), dan Dispepsia ( $N_i = 32$ ), dengan total 25 gejala klinis (G01–G25). Tahapan perhitungan tersebut meliputi:

#### 1. Perhitungan Probabilitas Prior

Probabilitas prior menyatakan derajat kepercayaan awal terhadap suatu diagnosis sebelum adanya observasi gejala baru. Nilai ini dihitung berdasarkan distribusi kasus pada data latih. Untuk mencegah kemungkinan nilai nol pada prior, diterapkan Laplace Smoothing dengan rumus.

$$P(H_i) = \frac{N_i+1}{N+k} \quad (2)$$

Dimana  $N_c$  adalah jumlah kasus kelas  $H_i$ ,  $N$  adalah total seluruh kasus (69), dan  $k$  adalah jumlah kelas diagnosis (3).

#### 2. Perhitungan Bobot Dominasi Klinis

Nilai Bobot dominasi klinis digunakan untuk merepresentasikan tingkat kepentingan suatu gejala terhadap penyakit tertentu. Nilai bobot dihitung berdasarkan frekuensi kemunculan gejala pada masing-masing kelas penyakit.

$$\omega_{ij} = \frac{f_{ij}}{n_i} \quad (3)$$

Variabel  $\omega_{ij}$  adalah bobot dominasi klinis gejala pada penyakit  $S_i$ . Nilainya dipengaruhi oleh  $f_{ij}$  (jumlah kemunculan gejala) dan  $n_i$  (total kasus penyakit). Semakin besar nilai  $\omega_{ij}$ , maka semakin dominan dan representatif gejala tersebut terhadap penyakitnya[23].

#### 3. Perhitungan Likelihood Terbobot

Nilai likelihood menyatakan probabilitas kemunculan suatu gejala  $G_j$  pada kelas penyakit  $H_i$ . Karena setiap gejala bersifat biner (ada = 1, tidak ada = 0), jumlah nilai yang mungkin untuk setiap gejala adalah  $k = 2$ . Untuk menghindari masalah \*zero-frequency\* — yaitu kondisi di mana suatu gejala belum pernah muncul pada data latih sehingga menghasilkan probabilitas nol yang akan menggugurkan seluruh hasil perkalian — digunakan Laplace Smoothing dengan rumus.

$$P(G_j|H_i) = \frac{f_{ij} + \alpha}{n_i + (k \cdot \alpha)} \quad (4)$$

#### 4. Perhitungan Probabilitas Posterior

Nilai probabilitas posterior diperoleh dari hasil perkalian probabilitas prior dengan probabilitas likelihood dari gejala yang dipilih pengguna[23].

$$P(H_i|E) = P(H_i) \cdot \prod_{j=1}^n P(G_j|H_i)^{\omega_{ij}} \quad (5)$$

#### 5. Penentuan Hasil Diagnosis

Penyakit dengan nilai probabilitas posterior terbesar ditetapkan sebagai hasil diagnosis sistem. Hasil diubah menjadi persentase untuk memudahkan interpretasi pengguna[26].

$$(H_i|E) = \frac{P(H_i|E)}{\sum_{k=1}^3 P(H_k|E)} \times 100\% \quad (6)$$

### 2.4 Pengujian

Pengujian dilakukan menggunakan 30 data kasus uji. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil diagnosis sistem terhadap diagnosis pakar untuk mengetahui tingkat akurasi dengan menggunakan rumus berikut :

$$Akurasi = \frac{\text{Jumlah Diagnosis Sesuai}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\% \quad (7)$$

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Pengumpulan dan Analisis Data

Proses pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan melalui ekstraksi data sekunder yang berasal dari rekam medis pasien. Sebanyak 69 kasus klinis dianalisis untuk memetakan distribusi gejala pada tiga entitas penyakit lambung, yaitu Gastritis, GERD, dan Dispepsia. Analisis data dilakukan dengan melakukan tabulasi frekuensi kemunculan gejala pada setiap kategori penyakit. Data tersebut kemudian diolah untuk menghitung nilai likelihood dan menentukan prevalensi penyakit (prior). Tahap analisis ini sangat krusial untuk mentransformasi data mentah



rekam medis menjadi basis pengetahuan yang objektif bagi sistem pakar. Selain itu, dilakukan penanganan terhadap data yang bernilai nol (0) menggunakan Laplace Correction dengan memberikan nilai konstanta minimal 0,00001 guna menjaga stabilitas perhitungan algoritma Naive Bayes.

### 3.2 Hasil Akuisisi Pengetahuan Pakar

Basis pengetahuan dalam sistem pakar ini merupakan hasil sintesis antara data empiris rekam medis dan validasi pakar medis. Pengetahuan ini disusun dalam bentuk tabel frekuensi gejala yang terstandarisasi menggunakan terminologi medis profesional untuk menjamin validitas ilmiah. Sehingga dapat diperoleh hubungan antar penyakit dengan gejala seperti pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Hubungan Antara Penyakit dengan Gejala

Gejala	PNY01	PNY02	PNY03
GP01	✓		✓
GP02	✓		✓
GP03			✓
GP04	✓		✓
GP05		✓	✓
GP06	✓		✓
GP07		✓	
GP08		✓	
GP09		✓	
GP10		✓	
GP11		✓	
GP12		✓	
GP13		✓	
GP14		✓	
GP15	✓	✓	
GP16	✓	✓	
GP17		✓	
GP18		✓	
GP19		✓	
GP20		✓	
GP21	✓		✓
GP22			
GP23			
GP24	✓		
GP25	✓		

### 3.3 Simulasi Perhitungan Diagnosis

Hasil penelitian diperoleh dari simulasi kasus uji yang dilakukan berdasarkan gejala yang dialami pasien. Proses perhitungan dimulai dengan menentukan evidence yang muncul dan tidak muncul, kemudian menghitung probabilitas posterior untuk setiap penyakit.

#### 1. Identifikasi Kelas Penyakit

**Tabel 3.** Kelas Penyakit

Kode Pasien	Gejala
PSN-01	GP01, GP02, GP03, GP04, GP06, GP10, GP22

#### 2. Perhitungan Posterior Awal

Hasil perhitungan posterior awal ditunjukkan pada Tabel 2, yang menunjukkan nilai probabilitas penyakit.

**Tabel 4.** Hasil Perhitungan Posterior Awal

Kode	Nilai	Presentase
PNY01	0,217391	21,74%
PNY02	0,318841	31,88%
PNY03	0,463768	46,38%



### 3. Likelihood

Likelihood merupakan nilai probabilitas yang menunjukkan kemungkinan munculnya suatu gejala apabila suatu penyakit tertentu terjadi. Nilai likelihood dinyatakan dalam bentuk  $P(X | C)$ , yaitu probabilitas gejala  $X$  terhadap penyakit  $C$ . Nilai ini digunakan untuk mengukur tingkat keterkaitan antara penyakit lambung dan gejala yang menyertainya. Dalam metode Naive Bayes, likelihood menjadi komponen utama dalam proses perhitungan karena secara langsung mempengaruhi nilai probabilitas akhir diagnosis. Data likelihood gejala terhadap penyakit disajikan pada tabel likelihood.

**Tabel 5.** Nilai Likelihood

Kode	P(G Gastritis)	P(G Dispepsia)	P(G Gerd)
G01	0,733333	0,181818	0,375000
G02	1,000000	1,000000	0,750000
G03	0,533333	0,090909	0,750000
G04	0,200000	0,000001	0,218750
G06	0,800000	0,000001	0,750000
G20	0,066667	0,000001	0,218750
G22	0,200000	0,000001	0,125000

### 4. Perhitungan Probabilitas Posterior

Mengalikan nilai Prior dengan seluruh nilai Likelihood:

**Tabel 6.** Probabilitas Posterior

Nama	Hasil
Gastritis	1,8138E-112
Dispepsia	5,2701E-135
GERD	4,3886E-112

### 5. Normalisasi Hasil Akhir

Hasil normalisasi diperoleh dengan membagi nilai posterior tiap penyakit dengan total seluruh nilai posterior.

**Tabel 7.** Probabilitas Posterior

Nama	Hasil
Gastritis	0,29244260
Dispepsia	0,00000000
GERD	0,70755740

## 3.4 Rancang Bangun Sistem

Implementasi sistem dilakukan dalam bentuk aplikasi sistem pakar berbasis web. Pengujian sistem dilakukan dengan memasukkan data gejala pasien dan membandingkan hasil diagnosis sistem dengan pendapat pakar.

### 3.4.1 Implementasi

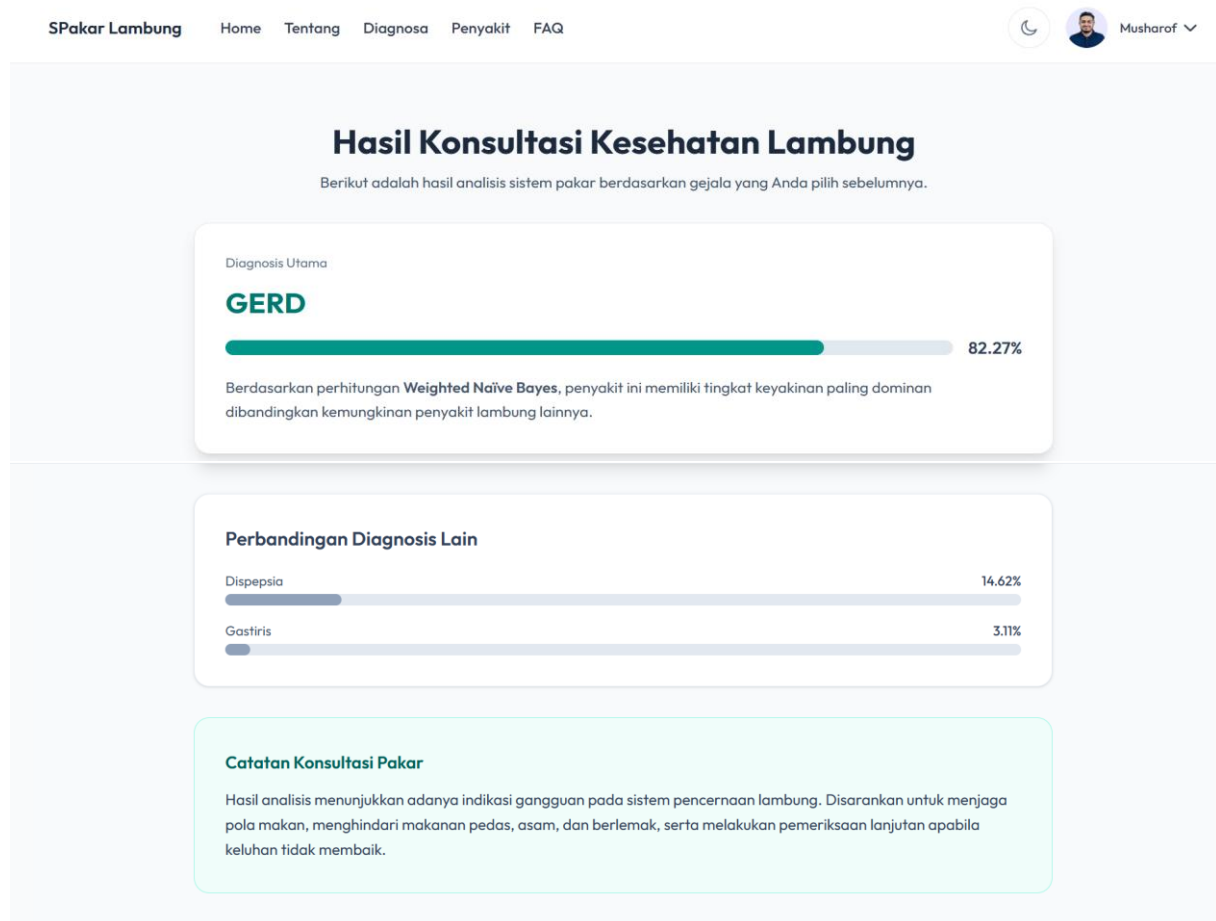
#### a. Halaman Antarmuka Input Gejala

Halaman konsultasi merupakan antarmuka awal yang digunakan pengguna untuk memasukkan data gejala. Sistem menampilkan 25 gejala penyakit lambung yang telah diperoleh melalui studi literatur dan validasi pakar. Setiap gejala disajikan dalam bentuk checkbox yang dilengkapi dengan deskripsi singkat untuk membantu pengguna memahami kondisi klinis yang dialami. Pendekatan ini bertujuan meningkatkan akurasi input dan mengurangi kesalahan pemilihan gejala oleh pengguna awam. Untuk melihat lebih jelas bisa dilihat pada Gambar 2.

**Gambar 2.** Halaman Input Gejala

b. Halaman Hasil Diagnosa

Halaman hasil diagnosis menampilkan penyakit dengan tingkat keyakinan tertinggi beserta perbandingan probabilitas penyakit lain dalam bentuk visual progress bar, sehingga memudahkan pengguna memahami hasil perhitungan metode Naïve Bayes secara intuitif. Untuk melihat lebih jelas bisa dilihat pada Gambar 3.



**Gambar 3.** Gambar Hasil Diagnosis atau Konsultasi

### 3.5 Pengujian Sistem dan Analisis Unjuk Kerja

Berikut Tabel 7 merupakan hasil uji pada sistem diagnosis.

**Tabel 7.** Tabel Data Uji

No	Kode Pasien	Gejala	Diagnosis Pakar	Diagnosis Sistem	Kesesuaian
1	PSN01	G07, G08, G09, G05, G02, G12, G13, G11	GERD	GERD	Sesuai
2	PSN02	G07, G17, G01, G05, G13, G12, G11	GERD	GERD	Sesuai
3	PSN03	G07, G08, G02, G11, G12, G20, G14, G01	GERD	GERD	Sesuai
4	PSN04	G01, G02, G03, G04, G06, G23, G05	Dispepsia	Dispepsia	Sesuai
5	PSN05	G01, G02, G03, G06, G05, G23	Dispepsia	Dispepsia	Sesuai
6	PSN06	G01, G02, G03, G04, G21, G06, G23, G14	Gastritis	Gastritis	Sesuai
7	PSN07	G01, G02, G04, G10, G20, G14, G23	Gastritis	Gastritis	Sesuai
8	PSN08	G08, G09, G02, G05, G11, G12	GERD	GERD	Sesuai
9	PSN09	G07, G02, G01, G13, G12, G05	GERD	GERD	Sesuai
10	PSN10	G07, G08, G09, G01, G05, G11, G14	GERD	GERD	Sesuai
11	PSN11	G01, G02, G04, G06, G03, G09, G22	Gastritis	Gastritis	Sesuai
12	PSN12	G01, G02, G03, G06, G05, G22, G14, G20	Dispepsia	Dispepsia	Sesuai
13	PSN13	G01, G02, G03, G04, G06, G22, G20	Dispepsia	Dispepsia	Sesuai
14	PSN14	G07, G08, G02, G01, G10, G20, G17	GERD	GERD	Sesuai
15	PSN15	G01, G02, G03, G05, G06, G20, G23	Dispepsia	Dispepsia	Sesuai
16	PSN16	G01, G02, G03, G15, G16, G06, G22	Gastritis	Gastritis	Sesuai
17	PSN17	G07, G08, G05, G02, G11, G13	GERD	GERD	Sesuai
18	PSN18	G07, G08, G17, G18, G15, G11, G05	GERD	GERD	Sesuai
19	PSN19	G01, G02, G04, G06, G09, G22, G23	Gastritis	Gastritis	Sesuai

No	Kode Pasien	Gejala	Diagnosis Pakar	Diagnosis Sistem	Kesesuaian
10	PSN20	G08, G09, G02, G05, G01, G15, G16, G11	GERD	GERD	Sesuai
21	PSN21	G01, G02, G03, G06, G19, G22, G25	Gastiris	Gastiris	Sesuai
22	PSN22	G01, G02, G03, G04, G06, G05, G19, G20	Dispepsia	Dispepsia	Sesuai
23	PSN23	G01, G02, G03, G04, G06, G05, G21, G22	Dispepsia	Gastiris	Tidak Sesuai
24	PSN24	G01, G02, G03, G06, G19, G22, G25	Gastiris	Dispepsia	Tidak Sesuai
25	PSN25	G01, G02, G03, G06, G04, G21, G22	Gastiris	Gastiris	Sesuai
26	PSN26	G01, G02, G03, G05, G06, G20	Gastiris	Gastiris	Sesuai
27	PSN27	G01, G02, G03, G05, G06, G22, G13	Dispepsia	Dispepsia	Sesuai
28	PSN28	G01, G02, G03, G04, G05, G06, G22, G13	Gastiris	Dispepsia	Tidak Sesuai
29	PSN29	G01, G02, G04, G17, G06, G23	Gastiris	Gastiris	Sesuai
30	PSN30	G01, G02, G03, G05, G06, G19, G20	Dispepsia	Dispepsia	Sesuai

Dari Tabel 7 tersebut bila dilakukan perhitungan terhadap akurasi sistem Menggunakan persamaan 7, maka dapat diperoleh 90% sistem memiliki akurasi yang baik.

$$\text{Akurasi} = \frac{27}{30} \times 100 = 90\%$$

### 3.6 Pembahasan

Berdasarkan Berdasarkan hasil pengujian, sistem pakar yang dikembangkan memperoleh tingkat akurasi sebesar 90%, dengan 27 data sesuai dan 3 data tidak sesuai dari total 30 data uji. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode Naïve Bayes mampu mengidentifikasi hubungan antara gejala dan jenis penyakit lambung dengan cukup baik. Tingkat akurasi yang diperoleh mengindikasikan bahwa sistem memiliki kemampuan yang memadai dalam melakukan klasifikasi penyakit lambung berdasarkan gejala yang diberikan pengguna. Secara umum, sistem mampu mengenali gejala yang bersifat spesifik terhadap suatu penyakit, seperti heartburn dan regurgitasi asam lambung yang identik dengan GERD. Sebaliknya, gejala umum seperti mual, nyeri perut, dan perut kembung ditemukan pada lebih dari satu jenis penyakit, sehingga menyulitkan proses klasifikasi. Kondisi ini menyebabkan beberapa data uji menghasilkan diagnosis yang berbeda dengan pendapat pakar, terutama pada kasus yang memiliki kemiripan gejala tinggi antara gastritis dan dispepsia. Pada situasi tersebut, sistem cenderung memilih kelas dengan nilai probabilitas posterior tertinggi meskipun selisih antar kelas relatif kecil. Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian Abdillah et al. (2025) yang menerapkan metode Naïve Bayes pada sistem pakar diagnosis penyakit lambung dan memperoleh tingkat akurasi sebesar 96% [1].

Perbedaan tingkat akurasi antara kedua penelitian dapat dipengaruhi oleh jumlah data uji, karakteristik dataset, serta variasi gejala yang digunakan dalam proses klasifikasi. Selain itu, penelitian Azmi et al. (2025) menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes mencapai akurasi sebesar 95% dalam klasifikasi penyakit gastritis [24]. Temuan tersebut memperkuat bahwa Naïve Bayes merupakan metode yang efektif untuk klasifikasi penyakit berbasis gejala. Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki keterbatasan, terutama pada jumlah data uji yang relatif kecil. Ukuran data yang terbatas dapat memengaruhi kemampuan generalisasi sistem ketika diterapkan pada data dengan karakteristik yang lebih beragam. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih besar dan bervariasi agar performa sistem dapat dievaluasi secara lebih komprehensif.

## 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil yang diperoleh, sistem yang dibangun mampu memberikan hasil diagnosis dengan tingkat akurasi sebesar 90% dari total 30 data uji. Hasil ini menunjukkan bahwa metode yang digunakan cukup efektif dalam mengenali pola hubungan antara gejala dan jenis penyakit, sehingga dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu dalam proses identifikasi awal. Penerapan pembobotan pada setiap gejala memberikan pengaruh yang cukup signifikan dalam meningkatkan kemampuan sistem untuk membedakan penyakit yang memiliki kemiripan gejala. Gejala yang lebih khas memiliki kontribusi yang lebih besar dalam proses penentuan hasil, sehingga membantu sistem dalam menghasilkan keputusan yang lebih mendekati kondisi sebenarnya. Selain itu, sistem juga mampu menampilkan tingkat keyakinan terhadap setiap kemungkinan penyakit, sehingga pengguna dapat memahami hasil yang diberikan secara lebih menyeluruh. Meskipun demikian, masih terdapat beberapa keterbatasan dalam penelitian ini. Salah satunya adalah jumlah data yang digunakan masih terbatas, sehingga belum sepenuhnya mewakili variasi kondisi yang terjadi di lapangan atau belum sepenuhnya merepresentasikan keragaman kondisi pasien yang ditemui pada lingkungan klinis nyata. Keterbatasan tersebut berpotensi memengaruhi kemampuan generalisasi model ketika dihadapkan pada variasi gejala yang lebih kompleks. Selain itu, sistem masih mengalami kesulitan dalam membedakan penyakit yang memiliki gejala yang sangat mirip, yang menyebabkan terjadinya ketidaksesuaian pada beberapa kasus. Hal ini menunjukkan bahwa masih diperlukan pengembangan lebih lanjut agar sistem dapat memberikan hasil yang lebih konsisten. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam, melibatkan validasi pada data klinis yang lebih luas, serta mengembangkan metode penentuan bobot dominasi klinis yang lebih objektif melalui keterlibatan pakar medis atau pendekatan optimasi



berbasis data. Pengembangan tersebut diharapkan dapat meningkatkan konsistensi dan keandalan sistem dalam membedakan penyakit yang memiliki kemiripan gejala yang tinggi.

## REFERENCES

- [1] A. Abdillah, E. Ismaredah, and A. M. Sidiq, "Implementasi Sistem Pakar Diagnosis Awal Penyakit Lambung Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 4, pp. 1559–1569, 2025, doi: <https://doi.org/10.57152/malcom.v5i4.2226>.
- [2] S. Pecere, S. M. Milluzzo, G. Esposito, E. Dilaghi, A. Telese, and L. H. Eusebi, "Applications of Artificial Intelligence for the Diagnosis of Gastrointestinal Diseases," *MDPI*, pp. 1–13, 2021, doi: <https://doi.org/10.3390/diagnostics11091575>.
- [3] X. Sun *et al.*, "Application of Machine Learning in the Diagnosis of Early Gastric Cancer Using the Kyoto Classification Score and Clinical Features Collected from Medical Consultations," *MDPI*, 2024, doi: <https://doi.org/10.3390/bioengineering11100973>.
- [4] K. Polotskaya, C. S. Muñoz-valencia, A. Rabasa, J. A. Quesada-rico, D. Orozco-beltrán, and X. Barber, "Bayesian Networks for the Diagnosis and Prognosis of Diseases : A Scoping Review," *Mach. Learn. Knowl. Extr.*, vol. 6, no. 2, pp. 1243–1262, 2024, doi: <https://doi.org/10.3390/make6020058>.
- [5] S. Setiyani, P. T. Prasetyaningrum, S. Informasi, T. Informasi, U. Mercu, and B. Yogyakarta, "Penerapan Metode Naive Bayes Clasifier Pada Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Lambung," *J. Sist. Inf. dan Bisnis Cerdas*, vol. 14, no. 2, pp. 117–126, 2021, doi: <https://doi.org/10.3390/make6020058>.
- [6] S. Aminah, S. T. Saniman, M. Kom, and R. M. Spd, "Sistem Pakar Untuk Mendiagnosa Penyakit Asam Lambung Menggunakan Metode Teorema Bayes," *J. Cyber Tech*, vol. 4, no. 1, 2021, doi: <https://doi.org/10.53513/jct.v4i1.2406>.
- [7] D. Nababan, H. H. Ullu, and B. Baso, "Implementasi Teorema Bayes Pada Sistem Pakar Untuk Mendiagnosa Penyakit Asam Lambung Berbasis Website," *J. Ilmu Komput. Dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 1, pp. 182–192, 2024, doi: <https://doi.org/10.55338/jikomsi.v7i1.2843>.
- [8] & P. A. I. Edhy Poerwandono, "Expert System For Diagnosis of Hypertension Disease Using Naive Bayes Method," *Modem J. Inform. dan Sains Teknol.*, vol. 3, no. 2, pp. 30–41, 2025, doi: <https://doi.org/10.62951/modem.v3i2.386>.
- [9] F. T. Zohra, "Prediction of Different Diseases and Development of a Clinical Decision Support System using Naive Bayes Classifier," *Int. J. Res. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 8, no. V May, 2020, doi: <http://doi.org/10.22214/ijraset.2020.5002>.
- [10] S. F. H. Rachma, Shindy Millati, M. Nishom, "Gastric Disease Diagnostic Expert System Application Using the Fuzzy Mamdani Method," vol. 5, no. 2, pp. 104–114, 2023, doi: <https://doi.org/10.20895/inista.v5i2.1057>.
- [11] S. K. Egereonu, N. Ekedebe, A. I. Otuonye, C. Etus, E. C. Amadi, and U. U. Egereonu, "Development of an Expert System for Diagnosing Musculoskeletal Disease," *Int. J. Intell. Inf. Syst.*, vol. 13, no. 4, pp. 78–93, 2024, doi: [10.11648/j.ijis.20241304.12](https://doi.org/10.11648/j.ijis.20241304.12).
- [12] A. Anggilina and A. Eviyanti, "Web-Based Expert System for Diagnosing Gastric Disease Using Bayes Theorem Method Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Lambung Menggunakan Metode Teorema Bayes Berbasis Web," *Procedia Eng. Life Sci.*, vol. 1, no. 2, 2021, doi: <https://doi.org/10.21070/pels.v1i2.944>.
- [13] D. Ranti, A. Desiani, S. Yahdin, and S. Lamin, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Lambung Menggunakan Metode Certainty Factor," *J. Teknol.*, vol. 23, no. 2, pp. 70–77, 2023, [Online]. Available: <https://e-jurnal.pnl.ac.id/teknologi/article/view/3887>
- [14] W. Hidayatullah, Salman, and L. D. Bakti, "Sistem Pakar Diagnosis Penyakit ISPA Menggunakan Metode Naive Bayes Berbasis WEB Pada Puskesmas Teratak," *J. Kecerdasan Buatan dan Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 32–42, 2023, doi: <https://doi.org/10.69916/jkbt.v2i1.13>.
- [15] J. I. Panjiwijanarko, N. A. Prasetyo, and A. D. Septiadi, "Implementasi Metode Naive Bayes dan Certainty Factor Pada Sistem Pakar Untuk Diagnosa Awal Penyakit Gigi dan Mulut," *Antivirus J. Ilm. Tek. Inform.*, vol. 18, no. 2, pp. 324–337, 2025, doi: <https://doi.org/10.35457/antivirus.v18i2.3290>.
- [16] Musdhalifah, Iddrus, and E. Mulyadi, "Penerapan Metode Naive Bayes Untuk Mendiagnosa Tingkat Deprese Mahasiswa Akhir Dalam Penelitian Ilmiah di Universitas Wirajaja," *J. Adv. Res. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 1–14, 2025, doi: <https://doi.org/10.24929/jars.v4i1.4451>.
- [17] Q. N. Azizah, D. Puspitasari, S. H. Sukmana, and E. D. Sikumbang, "Pendekatan Algoritma Naive Bayes Dalam Memprediksi Penyakit Diabetes," *J. Infortech*, vol. 7, no. 2, 2025, doi: <https://doi.org/10.31294/infortech.v7i2.11397>.
- [18] N. Ramadhan and R. K. Ramli, "Naive bayes algorithm for early diagnosis of non-communicable diseases," *IDSS*, vol. 8, no. 3, pp. 124–133, 2025, doi: <https://doi.org/10.35335/idss.v8i3.306>.
- [19] Z. Zhang, J. Li, W. Zheng, S. Tian, Y. Wu, and Q. Yu, "Research on Diagnosis Prediction of Traditional Chinese Medicine Diseases Based on Improved Bayesian Combination Model," *Evid. Based. Complement. Alternat. Med.*, vol. 2021, no. 1, 2021, doi: <https://doi.org/10.1155/2021/5513748>.
- [20] N. Afni, A. Salim, and Y. I. Maulana, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Dalam Memprediksi Penyakit Lambung," *J. Inf. Syst. Comput.*, vol. 5, no. 2, pp. 524–531, 2021, doi: <https://doi.org/10.52362/jisicom.v5i2.659>.
- [21] H. A. Febriani and D. P. Wijaya, "Expert System for Diagnosis of Gastric Diseases Using Web-Based Employment Factors Method Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Lambung Menggunakan Metode Certainty Factor Berbasis Web," *Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. October, pp. 1290–1300, 2024, doi: <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i4.1402>.
- [22] E. M. Prawestina, M. G. Rohman, and M. R. Zamroni, "Sistem Pakar Diagnosa Gangguan Pencernaan Balita Dengan Metode Naive Bayes," *Stain. Nas. Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 1, pp. 23–28, 2024, doi: <https://doi.org/10.29407/stains.v3i1.4079>.
- [23] N. A. Zaidi, M. J. Carman, and G. I. Webb, "Alleviating Naive Bayes Attribute Independence Assumption by Attribute Weighting," *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 14, pp. 1947–1988, 2013, [Online]. Available: <https://jmlr.org/papers/volume14/zaidi13a/zaidi13a.pdf>
- [24] A. I. Azmi, C. Lamasitudju, and R. Azhar, "Klasifikasi penyakit gastritis menggunakan algoritma naive bayes dan k-nearest neighbor (knn) di puskesmas totikum selatan kabupaten banggai kepulauan," *JUPI (Journal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.*, vol. 10, no. 4, pp. 3429–3440, 2025, doi: <https://doi.org/10.29100/jupi.v10i4.6402>.