



Analisis Perbandingan Teorema Bayes dan Case Based Reasoning Dalam Diagnosis Penyakit Myasthenia Gravis

Bagas Triaji¹, Azanuddin², Ibnu Rusydi³, Ita Mariami⁴, Asyahri Hadi Nasyuha^{5,*}

¹Fakultas Teknologi Informasi, Rekayasa Perangkat Lunak Aplikasi, Universitas Teknologi Digital Indonesia, Yogyakarta, Indonesia

²Jurusan Teknik Komputer dan Informatika, Teknik Komputer, Politeknik Negeri Medan, Medan, Indonesia

³Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Rekayasa Perangkat Lunak, Universitas Dharmawangsa, Medan, Indonesia

⁴Sistem Informasi, STMIK Triguna Dharma, Medan, Indonesia

⁵Fakultas Teknologi Informasi, Sistem Informasi, Universitas Teknologi Digital Indonesia, Yogyakarta, Indonesia

Email: ¹bagastriaji@utdi.ac.id, ²azanuddin@polmed.ac.id, ³ibnurusydi@dharmawangsa.ac.id,

⁴itamariami66@gmail.com, ^{5,*}asyahrihadi@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: asyahrihadi@gmail.com

Abstrak—Industri medis menghadapi beberapa kendala akibat penyakit. Perawatan kondisi apa pun, termasuk myasthenia gravis, sangat bergantung pada diagnosis yang akurat dan tepat. Myasthenia gravis adalah penyakit autoimun yang memengaruhi persimpangan neuromuskular dan ditandai dengan kelemahan otot dan kelelahan mendadak karena menyebabkan hilangnya reseptor asetilkolin (AChRs) di persimpangan neuromuskular. Perencanaan terapi yang berhasil dan memberikan prognosis yang baik kepada pasien sangat bergantung pada diagnosis yang akurat dan cepat. Untuk mendiagnosis Myasthenia Gravis, penelitian ini membandingkan dan membedakan Antologi Kasus dengan Teorema Bayes. Kondisi neuromuskular yang disebut myasthenia gravis ditandai dengan penurunan kekuatan otot yang bervariasi. Diagnosis yang tepat dan tepat waktu sangat penting untuk memulai perjalanan terapi yang berhasil. Data dari pasien dengan gejala Myasthenia Gravis dan indikator klinis dikumpulkan untuk penelitian ini. Untuk mendapatkan diagnosis yang akurat, dataset tersebut dianalisis menggunakan teknik Teorema Bayes dan Antologi Kasus. Berdasarkan gejala saat ini, Teorema Bayes digunakan untuk memperkirakan kemungkinan kondisi tersebut, sedangkan Antologi Kasus digunakan untuk mendiagnosis pasien. Berdasarkan gejala, Teorema Bayes memprediksi hasil penyakit secara probabilistik, tetapi membutuhkan asumsi awal yang dapat diandalkan dan rentan terhadap probabilitas sebelumnya. Di sisi lain, Antologi Kasus menggunakan informasi yang diperoleh dari situasi sebelumnya, tetapi mungkin terbatas oleh ketersediaan data relevan dan mungkin mengalami kesulitan dalam menghadapi situasi yang unik atau tidak lazim. Studi ini membantu kita memahami manfaat dan keterbatasan masing-masing teknik dalam mendiagnosis Myasthenia Gravis. Diagnosis yang lebih akurat dan efektif dapat dibuat dengan menggabungkan kedua metode tersebut. Studi ini dapat berfungsi sebagai landasan untuk menciptakan teknik diagnostik yang lebih canggih dan terintegrasi dalam praktik klinis. Berikut adalah ringkasan persentase yang diperoleh dengan menggunakan metode Teorema Bayes dan Antologi Kasus: Untuk diagnosis Myasthenia Gravis, teknik Teorema Bayes menghasilkan nilai persentase sebesar 55% sementara metode Antologi Kasus hanya menghasilkan nilai persentase sebesar 26%. Oleh karena itu, teknik Teorema Bayes lebih baik dan lebih dapat diandalkan dalam mendiagnosis Myasthenia Gravis.

Kata Kunci: Sistem Pakar; Myasthenia Gravis; Teorema Bayes; Dempster Shafer

Abstract—The medical industry faces several obstacles due to illness. Treatment of any condition, including myasthenia gravis, relies heavily on an accurate and precise diagnosis. Myasthenia gravis is an autoimmune disease that affects the neuromuscular junction and is characterized by sudden muscle weakness and fatigue due to the loss of acetylcholine receptors (AChRs) at the neuromuscular junction. Successful treatment planning and providing a good prognosis to the patient is highly dependent on accurate and rapid diagnosis. To diagnose Myasthenia Gravis, this study compares and contrasts Case Anthology with Bayes' Theorem. The neuromuscular condition called myasthenia gravis is characterized by a variable decrease in muscle strength. Correct and timely diagnosis is essential to start a successful course of therapy. Data from patients with Myasthenia Gravis symptoms and clinical indicators were collected for this study. To obtain an accurate diagnosis, the dataset was analyzed using Bayes' Theorem and Case Anthology techniques. Based on the current symptoms, Bayes' Theorem is used to estimate the probability of the condition, while Anthology of Cases is used to diagnose the patient. Based on symptoms, Bayes' Theorem predicts disease outcome probabilistically, but requires reliable initial assumptions and is susceptible to prior probabilities. On the other hand, Case Anthologies use information obtained from previous situations, but may be limited by the availability of relevant data and may experience difficulties in dealing with unique or unusual situations. This study helps us understand the benefits and limitations of each technique in diagnosing Myasthenia Gravis. A more accurate and effective diagnosis can be made by combining the two methods. These studies can serve as a foundation for creating more sophisticated diagnostic techniques integrated into clinical practice. The following is a summary of the percentages obtained using the Bayes Theorem and Case Anthology methods: For the diagnosis of Myasthenia Gravis, the Bayes Theorem technique produces a percentage value of 55% while the Case Anthology method only produces a percentage value of 26%. Therefore, the Bayes Theorem technique is better and more reliable in diagnosing Myasthenia Gravis.

Keywords: Expert System; Myasthenia Gravis; Teorema Bayes; Dempster Shafer

1. PENDAHULUAN

Kondisi neuromuskular yang disebut myasthenia gravis (MG) ditandai dengan penurunan kekuatan otot yang bervariasi. Gejala umum meliputi kelemahan otot wajah, mata yang terkulai, kesulitan makan dan menelan, serta kelemahan pada anggota tubuh [1][2]. Diagnosis yang akurat dan cepat sangat penting dalam mengelola penyakit ini dan memulai pengobatan yang tepat. Namun, diagnosis Myasthenia Gravis dapat menjadi tantangan. Gejalanya sering mirip dengan penyakit lain dan dapat bervariasi dari pasien ke pasien. Proses diagnosis yang tepat



memerlukan pemahaman yang mendalam tentang karakteristik klinis penyakit, serta kemampuan untuk membandingkan gejala yang ada dengan informasi yang relevan[3].

Dalam upaya meningkatkan keakuratan dan kecepatan diagnosis MG, beberapa metode dan pendekatan telah dikembangkan. Dalam konteks penelitian ini, dua pendekatan yang akan dibandingkan adalah Teorema Bayes dan Case Based Reasoning (CBR). Teorema Bayes adalah pendekatan probabilistik yang menghitung probabilitas penyakit berdasarkan gejala yang ada[4]. Sementara itu, CBR menggunakan pengetahuan yang diperoleh dari kasus-kasus sebelumnya untuk melakukan diagnosis pada kasus yang serupa[5].

Meskipun kedua metode ini telah digunakan dalam diagnosis medis, belum ada penelitian yang secara langsung membandingkan keefektifan dan kelebihan masing-masing metode dalam mendiagnosis Myasthenia Gravis. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengisi kesenjangan pengetahuan ini dan memberikan pemahaman yang lebih baik kepada pembaca tentang bagaimana Teorema Bayes dan Antologi Kasus dapat diterapkan dalam diagnosis MG. Dalam rangka membantu para profesional medis dan penyedia layanan kesehatan lainnya membuat keputusan diagnostik yang lebih tepat dan efisien bagi pasien dengan Myasthenia Gravis, penelitian ini berusaha memahami lebih baik kelebihan dan kekurangan masing-masing teknik.

Obat yang tepat mungkin menggunakan sistem pakar untuk mendiagnosis Myasthenia Gravis. Penggunaan sistem pakar untuk mengidentifikasi penyakit ini sangat penting karena penyebabnya sangat terkait dengan kehidupan sehari-hari. Alternatif yang patut dipertimbangkan termasuk teknik diagnosis penyakit yang digunakan secara teratur seperti metode teorema bayes atau case base reasoning.

Kelayakan metodologi yang dapat digunakan sebagai referensi dalam penelitian ini telah ditinjau dalam sejumlah studi sebelumnya. Salah satunya adalah penelitian tahun 2020 oleh Arfandi yang membandingkan Faktor Kepercayaan dengan pendekatan Bayes dalam mendiagnosis cacar air pada anak-anak. Pendekatan teorema Bayes memiliki nilai persentase yang lebih tinggi daripada cara lain, mencapai 99,7%, menurut perhitungan yang dilakukan menggunakan kedua prosedur ini. Teknik teorema Bayes terbukti lebih efektif dalam diagnosis varisela pada anak-anak dalam penelitian ini[6]. Diketahui bahwa teknik teorema Bayes adalah metode yang menggunakan prinsip-prinsip terkait dengan nilai probabilitas atau kemungkinan untuk memberikan penilaian dan informasi yang benar berdasarkan studi yang dilakukan oleh Rizal dan Sera pada tahun 2020 untuk mendeteksi refraksi mata menggunakan teorema Bayes. Hasil dari penelitian ini adalah pembuatan aplikasi sistem pakar yang dapat mengedukasi pengguna tentang cara mendiagnosis masalah refraksi mata dan berfungsi sebagai platform untuk konsultasi pasien[7]. Dalam penelitian lanjutan mereka, Puji dan Usti (2018) membandingkan berbagai teknik untuk mengidentifikasi peradangan dermatitis imunologis, termasuk Faktor Kepercayaan, Dempster-Shafer, dan teorema Bayes. Hasil dari penelitian ini adalah pembuatan aplikasi sistem pakar yang dapat mengedukasi pengguna tentang identifikasi peradangan dermatitis imunologis dan berfungsi sebagai platform untuk konsultasi pasien[8]. Pada tahun 2020, Harif Rahman melakukan penelitian dengan tujuan menerapkan Antologi Kasus untuk mengidentifikasi kerusakan laptop. Temuan dari penelitian ini menunjukkan bahwa metode ini dapat lebih cepat dan tepat mengidentifikasi kerusakan, membantu pengguna dalam menemukan cara terbaik untuk menangani masalah tersebut. Dalam rangka memungkinkan pengguna laptop untuk dengan cepat dan tepat menangani kerusakan laptop dengan mengidentifikasi solusi yang tepat, penelitian ini sangat berharga bagi semua pengguna laptop[9]. Dalam penelitian mereka pada tahun 2021, Ramadhanu et al. menguji Faktor Kepercayaan dan teorema Bayes sebagai dua teknik untuk mendiagnosis autisme pada anak-anak. Berdasarkan temuan penelitian, kedua teknik ini dapat mengidentifikasi autisme dengan kecepatan dan akurasi yang lebih tinggi, memfasilitasi pengembangan strategi pengobatan. Oleh karena itu, penelitian ini sangat membantu dalam membantu diagnosis autisme pada anak-anak, memungkinkan penerapan terapi yang tepat dan tepat waktu[10].

Penelitian ini akan membandingkan metode teorema bayes dan case base reasoning untuk mendiagnosa Myasthenia Gravis guna mengkaji konstruksi sistem pakar. Kedua strategi akan dipresentasikan secara menyeluruh dalam kerangka yang sama dan menggunakan contoh studi yang serupa. Selain itu, hasil dari kedua pendekatan tersebut akan dibandingkan secara eksplisit untuk melihat manakah yang lebih besar dan terbaik dalam menciptakan jawaban untuk masalah sejenis oleh peneliti di masa depan.

Peneliti masa depan akan mendapat manfaat dari wawasan segar penelitian ini tentang pendekatan terbaik untuk diambil dalam situasi seperti ini. Peneliti masa depan akan dapat menggunakan cara yang paling tepat untuk mendiagnosis porfiria dan menggunakan informasi ini untuk membuat program sistem yang dapat membantu masyarakat umum.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Sistem Pakar

Salah satu teknik yang digunakan dalam kecerdasan buatan untuk mengidentifikasi kelemahan sistem dan memperbaiki masalah adalah sistem pakar. Pandangan lain berpendapat bahwa teknik pencarian dan pengetahuanlah yang menciptakan sistem pakar. Secara umum, sistem pakar adalah sistem yang bertujuan untuk mentransfer pengetahuan manusia ke dalam komputer sehingga komputer dapat mengatasi masalah dengan cara yang sama seperti yang dilakukan oleh para ahli. Sistem pakar adalah sistem yang menggabungkan pengetahuan



atau praktik kerja manusia ke dalam komputer untuk mensimulasikan teknik pemecahan masalah oleh para ahli[11][12].

Sistem pakar dalam konteks teknologi informasi adalah perangkat lunak komputer yang mensimulasikan keterampilan pemecahan masalah seorang pakar. Sistem pakar memiliki kemampuan yang lebih besar dalam mensimulasikan daripada simulasi, yang hanya mengumpulkan data nyata dalam bidang yang sempit. Beberapa bidang, termasuk manufaktur, hukum, medis, dan sistem hukum, dapat mendapatkan manfaat dari penggunaan sistem pakar. Sistem pakar medis dapat membantu tenaga medis dalam mendiagnosis penyakit dengan mempertimbangkan faktor-faktor seperti gejala, riwayat medis pasien, dan hasil tes laboratorium. Sementara ini terjadi, sistem pakar manufaktur dapat digunakan untuk mencari dan memperbaiki masalah dengan mesin produksi[13][14].

2.2 Penyakit Myasthenia Gravis

Akibat adanya antibodi terhadap reseptor asetilkolin (AChR) yang menyebabkan penurunan jumlah AChR di persimpangan neuromuskular, myasthenia gravis adalah penyakit autoimun yang memengaruhi persimpangan neuromuskular dan ditandai dengan kelemahan otot dan kelelahan yang cepat. Menurut perkiraan, di Amerika Serikat terdapat 20 kasus Myasthenia gravis per 100.000 orang pada tahun 2004. Myasthenia gravis dapat terjadi pada orang dari segala usia dan terjadi pada 1 dari 7.500 orang. Myasthenia gravis lebih umum terjadi pada wanita berusia 20 hingga 30 tahun dibandingkan pada pria berusia 60 hingga 70 tahun (dengan rasio perempuan-laki-laki sebesar 3:2) [15][16].

Terjadi pengurangan dalam Receptor Asetilkolin (AChR) pada Myasthenia Gravis. Asetilkolin (ACh), meskipun dihasilkan dalam proporsi normal sebagai akibat kondisi ini, tidak mampu menghantarkan potensial aksi secara efektif ke membran postsinaptik. Jumlah serat saraf yang dipicu oleh impuls tertentu berkurang akibat kurangnya reseptor dan keberadaan jumlah normal ACh. Antibodi Anti-AChR, yang dapat menghambat AChR dan merusak membran postsinaptik, diduga menjadi penyebab pengurangan AChR di seluruh tubuh[17][1].

Kelelahan dan kelemahan otot adalah ciri-ciri myasthenia gravis. Dengan penggunaan yang terus-menerus, otot menjadi semakin lemah dan semakin terasa terutama menjelang akhir hari. Dengan istirahat, gejala ini dapat membaik atau hilang. Pada tahap awal myasthenia gravis, otot kelopak mata dan gerakan mata seringkali terpengaruh terlebih dahulu. Penglihatan ganda (melihat objek sebagai dua) dan kelopak mata yang turun secara tidak wajar (ptosis) dapat menjadi tanda kelumpuhan otot-otot tersebut.

2.3 Metode Teorema Bayes

Metode yang dikenal sebagai Teorema Bayes ditemukan oleh seorang pendeta bernama Thomas Bayes. Ia adalah seorang pendeta Presbiterian yang berasal dari Inggris. Teorema Bayes dikembangkan oleh Reverend Thomas Bayes pada tahun 1763, kemudian diperbaiki dan disempurnakan oleh seorang ahli bernama Laplace. Para ahli ini menyatakan bahwa tujuan utama dari pendekatan yang sudah teruji ini adalah untuk menghitung kemungkinan suatu peristiwa. Teorema ini berusaha untuk menentukan nilai probabilitas dengan mempertimbangkan efek dasar yang lingkungan situasi dan sampelnya berikan. Berdasarkan informasi masa lalu, teorema Bayes diperluas untuk mengidentifikasi parameter tambahan[18][19].

Sistem pakar sering menggunakan metode Teorema Bayes untuk mengatasi masalah yang berkaitan dengan probabilitas, termasuk diagnosis penyakit. Metode yang dikenal sebagai Teorema Bayes menggunakan nilai atau prinsip probabilistik untuk memberikan penilaian yang akurat dan informasi berdasarkan penyebab yang sebenarnya[20]. Persamaan berikut ini adalah penerapan Teorema Bayes:

$$P(H|E) = \frac{P(E|H) \cdot P(H)}{\sum_{k=1}^n P(E|H_k) \cdot P(H_k)} \quad (1)$$

Keterangan:

$P(H|E)$: Probabilitas hipotesa H jika diketahui evidence E

$P(E|H)$: Probabilitas munculnya evidence E jika diketahui hipotesa H

$P(H)$: Probabilitas hipotesa H

$P(E)$: Probabilitas evidence E

n : Jumlah hipotesa yang terjadi

Berikut adalah algoritma penerapan metode Teorema Bayes:

- Dengan menggunakan data sampel yang sudah terkumpul, terlebih dahulu hitung nilai probabilitas setiap bukti untuk setiap hipotesis dengan menggunakan rumus Probabilitas Bayes, yang ditulis sebagai berikut:

$$P(H|E) = \frac{P(E|H) \cdot P(H)}{P(E)} \quad (2)$$

- Dengan menggunakan data sampel, rumus berikut digunakan untuk menghitung nilai probabilitas dari setiap bukti untuk setiap hipotesis:

$$\sum_{k=1}^n P(E|H_k) = G_1 + \dots + G_n \quad (3)$$



- c. Rumus untuk menghitung nilai probabilitas dari setiap hipotesis, terlepas dari data pendukung, adalah sebagai berikut:

$$P(HE|H_k) = \frac{P(E|H_i)}{\sum_{k=1}^n P(E|H_k)} \tag{4}$$

- d. Menentukan nilai probabilitas hipotesis Rumus berikut digunakan untuk memeriksa bukti dengan mengalikan nilai probabilitas bukti awal dengan nilai probabilitas hipotesis yang tidak memiliki bukti dan menjumlahkan perkalian untuk setiap hipotesis:

$$\sum_{k=1}^n P(H_i) * P\left(\frac{E}{H_i}\right) = P(H_i) * P(E|H_i) + \dots + P(H_i) * P(E|H_i) \tag{5}$$

- e. rumus untuk menghitung $P(H_i|E)$, atau kemungkinan bahwa H_i benar dengan bukti E , adalah sebagai berikut:

$$P(H_i|E_i) = \frac{P(E|H_i)*P(H_i)}{P(E|H_k)} \tag{6}$$

- f. Dalam Teorema Bayes, nilai kesimpulan dapat dihitung dengan mengalikan nilai probabilitas bukti awal ($P(E|H_i)$) dengan probabilitas bahwa H_i benar jika diberikan bukti E ($P(H_i|E)$). Hasil perkalian tersebut kemudian dapat dijumlahkan untuk memperoleh nilai kesimpulan yang diinginkan.

$$\sum_{k=1}^n \text{bayes} = P(E|H_i) * P(H_i|E_i) + \dots + P(E|H_i) * P(H_i|E_i) \tag{7}$$

2.4 Metode Case Base Reasoning

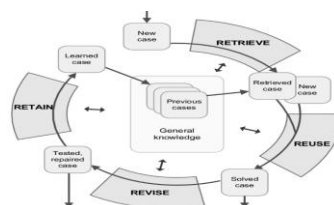
Case-Based Reasoning (CBR) adalah metode yang digunakan dalam kecerdasan buatan untuk membantu menyelesaikan masalah dengan menggunakan pengetahuan dan pengalaman dari contoh-contoh sebelumnya. Dalam case-based reasoning, masalah yang ada dihadapi dengan mencari masalah analog atau terkait dalam basis data kasus, mengadopsi dan memodifikasi solusi dari contoh-contoh tersebut sesuai kebutuhan, dan kemudian menyelesaikan masalah yang ada. Dalam contoh ini, basis data kasus terdiri dari kasus-kasus sampel yang relevan dan solusi yang diterapkan dalam keadaan tersebut.

CBR sering digunakan dalam berbagai industri, termasuk rekayasa, manajemen, dan kedokteran. Selain itu, CBR dapat digunakan dalam sistem pakar untuk mendukung proses pengambilan keputusan yang kompleks seperti diagnosis dan perencanaan pengobatan. Salah satu keuntungan CBR adalah kemampuannya dalam mengelola masalah-masalah yang kompleks dan tidak terstruktur serta beradaptasi dengan situasi dan perubahan lingkungan baru.

Case-Based Reasoning dan sistem pakar berbasis pengetahuan lainnya menggunakan teknik representasi pengetahuan. Case-Based Reasoning adalah metode untuk pemecahan masalah yang melibatkan pemeriksaan tren atau contoh dari masa lalu[21]. Oleh karena itu, jelas bahwa pendekatan diagnostik Case-Based Reasoning membandingkan contoh baru dengan yang sudah ada. Untuk mendapatkan hasil terbaik, penting untuk memastikan bahwa semua implementasi Case-Based Reasoning menjaga basis data kasus yang diperbarui secara berkala dan memiliki informasi terbaru.

Menggunakan pendekatan Case-Based, terdapat empat langkah dalam metode pemecahan masalah, seperti yang dijelaskan di bawah ini[22]:

- a. Retrieve
Mencari kasus-kasus dari basis data kasus yang relevan dengan topik yang sedang dibahas dan dapat digunakan sebagai referensi. Pada tahap ini, mencari basis data kasus dilakukan, yang dapat dilakukan secara manual atau elektronik.
- b. Reuse
Mencari solusi yang cocok dengan masalah saat ini dengan menggunakan contoh-contoh dari kasus yang relevan. Pada fase ini, contoh-contoh sebelumnya dianalisis, solusi yang sesuai dipilih, dan solusi tersebut dimodifikasi jika diperlukan.
- c. Revise
Menganalisis jawaban yang dihasilkan dan, jika diperlukan, memperbaikinya. Pada fase ini, solusi yang ditawarkan dievaluasi dan, jika diperlukan, dimodifikasi untuk membuatnya lebih baik.
- d. Retain
Mengarsipkan kasus-kasus baru dan solusi yang mereka berikan dalam basis data kasus untuk digunakan di kemudian hari. Pada fase ini, kasus-kasus baru dan solusi yang efektif disimpan dalam basis data kasus untuk digunakan di kemudian hari.



Gambar 1. Tahapan Case-Based Reasoning



Tindakan-tindakan yang disebutkan di atas membentuk sebuah siklus dalam case-based reasoning. Setelah siklus selesai, basis data kasus dapat diperbarui dengan kasus-kasus dan solusi-solusi baru, sehingga tetap terkini dan mampu memberikan hasil yang lebih akurat pada tahap pengambilan. Selain itu, penting untuk diingat bahwa kualitas basis data kasus yang digunakan memiliki dampak yang signifikan pada kinerja CBR. Oleh karena itu, perlu diperhatikan jenis dan volume data yang disimpan dalam basis data kasus.

Selama proses pengambilan kasus-kasus sebelumnya, tingkat kesamaan antara kasus baru dan item-item dalam kasus-kasus yang telah disimpan sebelumnya akan dihitung. Fungsi kesamaan digunakan untuk menentukan kesamaan atau perbedaan antara kasus baru dan kasus-kasus yang telah disimpan sebelumnya dalam basis data kasus[23]. Nilai kesamaan dihitung menggunakan rumus berikut:

$$\text{Similarity} = \frac{S_1*W_1+S_2*W_2+\dots+S_n*W_n}{W_1+W_2+\dots+W_n} \quad (8)$$

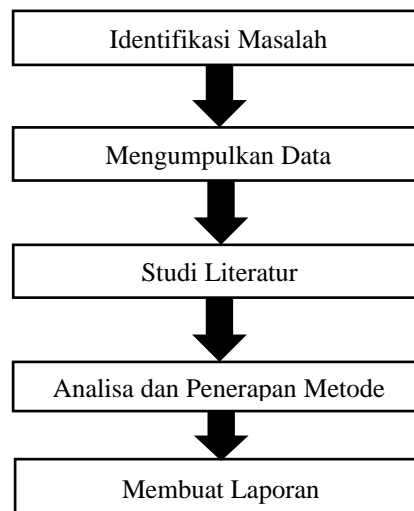
Keterangan:

S = Similarity (nilai kemiripan) yaitu 1 (sama) dan 0 (berbeda)

W = Weight (bobot yang diberikan)

2.5 Tahapan Penelitian

Studi ini menyajikan suatu kerangka kerja yang menunjukkan langkah-langkah yang dilakukan untuk mencapai tujuan penelitian ini. Prosedur penelitian tersebut ditunjukkan dalam Gambar 2 untuk kejelasan.



Gambar 2. Tahapan Penelitian

- Identifikasi Masalah**
Langkah ini melibatkan pemilihan topik penelitian yang akan diteliti, identifikasi masalah atau kekurangan yang relevan dengan topik tersebut, dan formulasi pertanyaan penelitian.
- Pengumpulan Data**
Menggunakan teknik dan alat yang dibuat selama penelitian, pengumpulan data dilakukan selama langkah ini.
- Studi Literatur**
Langkah ini melibatkan melakukan studi literatur yang relevan tentang masalah penelitian untuk mempelajari lebih lanjut tentang hipotesis atau penemuan sebelumnya yang dapat membantu mendukung penelitian Anda.
- Analisa dan Penerapan Metode**
Fase keempat menggunakan strategi yang dipilih untuk menguji masalah dan menganalisis temuan. Teknik analisis yang digunakan dalam penelitian ini meliputi Teorema Bayes dan metode Case Base Reasoning.
- Laporan Penelitian**
Tahap terakhir adalah menyusun laporan penelitian. Setelah penelitian selesai dilakukan dan hasilnya telah dipilih, tahap ini akan selesai.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisis Permasalahan

Memahami berbagai variasi atau bentuk myasthenia gravis sangat penting sebelum menentukan jenis penyakit yang dialami seseorang. Pada tahap ini, informasi dikumpulkan dari berbagai sumber, termasuk spesialis, buku, jurnal, dan sumber lainnya. Informasi yang dikumpulkan berkaitan dengan penyelidikan gejala myasthenia gravis.



Tabel 1. Data Kepakaran Penyakit Porfiria

No.	Kode Gejala	Daftar Gejala
1	GJL1	Melemahnya otot-otot mata
2	GJL2	Penglihatan kabur atau ganda
3	GJL3	Bicara menjadi tidak jelas
4	GJL4	Sulit menunjukkan ekspresi wajah, misalnya tersenyum
5	GJL5	Suara serak
6	GJL6	Sulit menelan atau mengunyah makanan atau cairan
7	GJL7	Nafas pendek
8	GJL8	Nyeri otot
9	GJL9	Sulit bergerak
10	GJL10	Gangguan dalam berjalan

Data diagnostik akan ditangani dengan menggunakan pendekatan Teorema Bayes selama prosedur yang dikenal sebagai "analisis nilai gejala". Informasi ini akan digunakan untuk menentukan nilai gejala sebagai nilai awal untuk mendapatkan nilai kesimpulan Bayes. Tabel 1 merupakan tabel riwayat pasien gangguan yang pernah dilihat.

Tabel 2. Data Riwayat Penyakit Pasien

Nama Pasien	Gejala									
	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10
Angel	*	*		*						
Bobby	*		*		*		*			
Maya		*		*		*		*		
Ayu	*		*	*		*				*
Dwi		*	*		*		*		*	
Chandra	*	*		*			*			
Dedek		*					*		*	*
Friska					*	*	*	*		
Amanda		*					*	*		
Sabar		*			*			*		*

Tanda bintang (*) pada Tabel 2 menunjukkan bahwa pasien sebelumnya telah mengalami gejala yang ditunjukkan.

3.2 Penerapan Metode Teorema Bayes

Langkah yang digunakan untuk menentukan tindakan yang dilakukan pada sistem yang akan dibuat adalah algoritma. Metode berbasis Teorema Bayes dibuat dengan konsultasi untuk mengidentifikasi jenis penyakit menggunakan data pasien dari masa lalu.

Tabel 3. Hasil Konsultasi Gejala Yang Dialami

Kode Gejala	Pertanyaan Berdasarkan Gejala	Jawaban Pasien
GJL1	Melemahnya otot-otot mata	Tidak
GJL2	Penglihatan kabur atau ganda	Ya
GJL3	Bicara menjadi tidak jelas	Tidak
GJL4	Sulit menunjukkan ekspresi wajah, misalnya tersenyum	Ya
GJL5	Suara serak	Ya
GJL6	Sulit menelan atau mengunyah makanan atau cairan	Tidak
GJL7	Nafas pendek	Tidak
GJL8	Nyeri otot	Tidak
GJL9	Sulit bergerak	Ya
GJL10	Gangguan dalam berjalan	Ya

Perhitungan dilakukan untuk setiap gejala dengan menggunakan Teorema Bayes setelah mendapat jawaban dari pertanyaan konsultasi. Berikut adalah algoritma penerapan metode Teorema Bayes :

a. Tetapkan nilai probabilitas

Nilai probabilitas dihitung dengan cara membagi jumlah total gejala dengan keseluruhan penyakit, atau untuk lebih jelasnya lihat persamaan 2.

$$GJL1 = \frac{4}{10} = 0,4$$



$$GJL2 = \frac{7}{10} = 0,7$$

$$G3 = \frac{3}{10} = 0,3$$

$$G4 = \frac{4}{10} = 0,4$$

$$G5 = \frac{4}{10} = 0,4$$

$$G6 = \frac{3}{10} = 0,3$$

$$G7 = \frac{6}{10} = 0,6$$

$$G8 = \frac{4}{10} = 0,4$$

$$G9 = \frac{2}{10} = 0,2$$

$$G10 = \frac{3}{10} = 0,3$$

Tabel 4 menunjukkan hasil perhitungan tiap gejala berdasarkan jenis penyakit dari perhitungan diatas.

Tabel 4. Gejala dan Nilai Gejala Myasthenia Gravis

No.	Kode Gejala	Daftar Gejala	Nilai Gejala
1	GJL1	Melemahnya otot-otot mata	0,4
2	GJL2	Penglihatan kabur atau ganda	0,7
3	GJL3	Bicara menjadi tidak jelas	0,3
4	GJL4	Sulit menunjukkan ekspresi wajah, misalnya tersenyum	0,4
5	GJL5	Suara serak	0,4
6	GJL6	Sulit menelan atau mengunyah makanan atau cairan	0,3
7	GJL7	Nafas pendek	0,6
8	GJL8	Nyeri otot	0,4
9	GJL9	Sulit bergerak	0,2
10	GJL10	Gangguan dalam berjalan	0,3

Dari tabel 4 dihasilkan informasi berupa data bahwa kode gejala GJL9 memiliki nilai gejala terendah yaitu 0,2 dan kode gejala GJL2 memiliki nilai gejala terbesar yaitu 0,7.

- b. Berdasarkan data sampel, jumlahkan nilai probabilitas dari setiap bukti untuk setiap hipotesis. Rumus dapat ditemukan dalam persamaan 3 dan digunakan untuk menjumlahkan nilai probabilitas setelah ditentukan.

$$GJL2 = P(E|H1) = 0,7$$

$$GJL4 = P(E|H1) = 0,4$$

$$GJL5 = P(E|H1) = 0,4$$

$$GJL9 = P(E|H1) = 0,2$$

$$GJL10 = P(E|H1) = 0,3$$

$$\sum_{k=1}^n P(E|H_k) = 0,7 + 0,4 + 0,4 + 0,2 + 0,3 = 2$$

- c. Persamaan 4 dikembangkan untuk menentukan nilai probabilitas hipotesis H terlepas dari setiap bukti untuk setiap hipotesis.

$$GJL2 = P(H1) = \frac{0,7}{2} = 0,35$$

$$GJL4 = P(H1) = \frac{0,4}{2} = 0,2$$

$$GJL5 = P(H1) = \frac{0,4}{2} = 0,2$$

$$GJL9 = P(H1) = \frac{0,2}{2} = 0,1$$

$$GJL10 = P(H1) = \frac{0,3}{2} = 0,15$$

- d. Mencari nilai probabilitas hipotesis dengan bukti pendukung dengan cara membandingkan nilai kemungkinan bukti di awal dengan nilai-nilai probabilitas hipotesis tanpa menambahkan bukti pendukung dan dengan memperbanyak peningkatan untuk setiap hipotesis yang dibahas dalam pembahasan 5.

$$\sum_{k=5}^5 = (0,7 * 0,35) + (0,4 * 0,2) + (0,4 * 0,2) + (0,2 * 0,1) + (0,3 * 0,15) = 0,47$$

- e. Menghitung nilai P(Hi|E), yang merupakan kemungkinan bahwa Hi benar dengan adanya bukti E, rumus dapat dilihat pada persamaan 6.



$$P(H1|E2) = \frac{0,7 \cdot 0,35}{0,47} = 0,52$$

$$P(H1|E4) = \frac{0,4 \cdot 0,2}{0,47} = 0,17$$

$$P(H1|E5) = \frac{0,4 \cdot 0,2}{0,47} = 0,17$$

$$P(H1|E9) = \frac{0,2 \cdot 0,1}{0,47} = 0,04$$

$$P(H1|E10) = \frac{0,3 \cdot 0,15}{0,47} = 0,1$$

- f. Menghitung nilai kesimpulan dari Teorema Bayes dengan mengalikan nilai probabilitas bukti asli, atau $P(E|Hi)$, dengan nilai hipotesis Hi , dan menjumlahkan hasil perkalian yang diturunkan dari persamaan 7.

$$\sum_{k=5}^5 Bayes = (0,7 \cdot 0,52) + (0,4 \cdot 0,17) + (0,4 \cdot 0,17) + (0,2 \cdot 0,04) + (0,3 \cdot 0,15) = 0,55$$

Dari hasil perhitungan menggunakan metode teorema bayes diketahui bahwa pasien menderita penyakit Myasthenia Gravis dengan nilai kepercayaan sebesar 0,55 atau 55%.

3.3 Penerapan Metode Case Base Reasoning

Setelah mengumpulkan informasi yang relevan, teknik Penalaran Berbasis Kasus kemudian dapat diterapkan. Salah satu dari empat langkah yang harus dilakukan dalam metode pendekatan ini adalah tahap pengambilan, yaitu proses identifikasi masalah dan pencarian masalah di database. Langkah penggunaan kembali juga berfungsi sebagai alat untuk menemukan nilai yang sebanding dengan memanfaatkan informasi yang disimpan sebelumnya. Pada tahap selanjutnya, merevisi, hasilnya akan dinilai kembali. Pada langkah mempertahankan, prosedur untuk memasukkan pengetahuan yang diperoleh ke dalam basis data selesai.

3.3.1 Tahapan Retrieve

Seperti yang dinyatakan sebelumnya, fokus saat ini adalah menemukan contoh yang relevan dari basis kasus untuk digunakan sebagai panduan dalam menyelesaikan masalah saat ini. Pada tahap ini, pencarian kasus per kasus dilakukan baik secara manual maupun melalui sistem komputer. Pencarian masalah dilakukan untuk setiap jenis kondisi dan dapat dinyatakan sebagai berikut:

Tabel 5 menunjukkan hubungan untuk mencari masalah pada kasus yang baru didapat.

Tabel 5. Pencarian Kasus Baru Pada Jenis Penyakit Myasthenia Gravis

Kode Gejala	Gejala Kasus Lama	Kode Gejala	Gejala Kasus Baru
GJL1	Melemahnya otot-otot mata	GJL2	Penglihatan kabur atau ganda
GJL2	Penglihatan kabur atau ganda	GJL4	Sulit menunjukkan ekspresi wajah, misalnya tersenyum
GJL3	Bicara menjadi tidak jelas		
GJL4	Sulit menunjukkan ekspresi wajah, misalnya tersenyum		
GJL5	Suara serak	GJL5	Suara serak
GJL6	Sulit menelan atau mengunyah makanan atau cairan	GJL9	Sulit bergerak
GJL7	Nafas pendek	GJL10	Gangguan dalam berjalan
GJL8	Nyeri otot		
GJL9	Sulit bergerak		
GJL10	Gangguan dalam berjalan		

Menurut Tabel 5, kasus sebelumnya dan kejadian saat ini memiliki 5 gejala, termasuk penglihatan kabur atau ganda (GJL2), kesulitan mengekspresikan emosi wajah, seperti tersenyum (GJL4), suara serak (GJL5), kesulitan bergerak (GJL9), dan gangguan berjalan (GJL10).

3.3.2 Tahapan Reuse

Pada tahap reuse, dilakukan perhitungan similaritas untuk memastikan tingkat kemiripan antara kasus lama dan kasus baru. Berikut penjelasan cara mendeteksi kesejajaran:

$$\text{Similarity (1)} = \frac{S1 \cdot W1 + S2 \cdot W2 + \dots + Sn \cdot Wn}{W1 + w2 + \dots + Wn}$$

$$= \frac{1 \cdot 0,8 + 0 \cdot 0,5 + 0 \cdot 0,8 + 0 \cdot 0,5 + 0 \cdot 0,5}{0,8 + 0,5 + 0,8 + 0,5 + 0,5}$$

$$= \frac{0,8}{3,1} = 0,26 = 26\%$$



3.3.3 Tahapan Revise

The process of reviewing the similarity procedure's findings is now under motion. The similarity value for myasthenia gravis is 26%. These results indicate that the patient may have Myasthenia Gravis illness, with a similarity value of 26%.

3.3.4 Tahapan Retain

Dalam tahap Mempertahankan metode Penalaran Berbasis Kasus, kasus baru dan solusinya disimpan dalam basis kasus untuk digunakan nanti. Basis kasus diperbarui pada tahap ini, yang membantu membuatnya lebih aktual dan relevan. Basis data sekarang terbuka untuk kasus baru yang telah menjalani pengujian myasthenia gravis dalam bentuk apa pun. Diharapkan contoh-contoh ini dapat digunakan untuk membandingkan dengan kasus-kasus baru lainnya jika dilakukan teknik pencarian baik untuk kasus baru maupun kasus lama.

Memastikan basis kasus terorganisir dan dapat diakses sangat penting selama fase retensi. Untuk membantu mengatasi masalah terkait di masa depan, basis kasus harus disusun secara logis dan mudah ditemukan. Basis kasus juga harus dijaga agar tidak tercemar oleh informasi yang tidak benar atau tidak relevan.

3.4 Analisis Hasil Persentase

Tabel 6 di bawah ini menunjukkan hasil nilai persentase diagnosis penyakit Myasthenia Gravis menurut kedua pendekatan yang digunakan di atas.

Tabel 6. Hasil Persentase

Nama Penyakit	Teorema Bayes	Case Base Reasoning
Myasthenia Gravis	55%	26%

Nilai persentase hasil penerapan metode Bayes Theorem dan Case Base Reasoning dapat dilihat pada tabel, dan dapat disimpulkan bahwa penggunaan metode Bayes Theorem menghasilkan nilai persentase sebesar 55% sedangkan dengan metode Case Base Reasoning hanya menghasilkan persentase nilai 26% untuk mendiagnosis Myasthenia Gravis.

4. KESIMPULAN

Teknik Bayes Theorem dan metode Case Based Reasoning dapat digunakan untuk mendiagnosa mastositis, sesuai dengan temuan perdebatan tentang Perbandingan metode Bayes Theorem dan Case Based Reasoning dalam Diagnosis Myasthenia Gravis yang telah dikeluarkan. Hasil temuan dari penerapan sistem pakar dengan menggunakan pendekatan Bayes Theorem diperoleh nilai persentase sebesar 55%, sedangkan metode Case Base Reasoning hanya menghasilkan nilai persentase sebesar 26%. Oleh karena itu, dalam penelitian serupa di masa mendatang, teknik Teorema Bayes disarankan untuk mengidentifikasi Myasthenia Gravis atau gangguan lainnya.

REFERENCES

- [1] F. Dwimartyono, "Nyeri Neuropatik Pada Penderita Myasthenia Gravis," *Green Med. J.*, vol. 1, no. 1, pp. 111–127, 2019.
- [2] F. Muhammad, Y. Syafrita, and L. Susanti, "Gambaran Kualitas Hidup Pasien Miastenia Gravis Di RSUP Dr. M. Djamil Padang," *J. Kesehat. Andalas*, vol. 8, no. 1, pp. 43–49, 2019.
- [3] H. Rahim, H. Hisbullah, S. K. Arif, and F. Muchtar, "Covid-19 pada Pasien Myasthenia Gravis," *UMI Med. J.*, vol. 6, no. 2, pp. 65–76, 2021.
- [4] N. Sulardi and A. Witanti, "Sistem Pakar Untuk Diagnosis Penyakit Anemia Menggunakan Teorema Bayes," *J. Tek. Inform.*, vol. 1, no. 1, pp. 19–24, 2020.
- [5] I. Muzakkir and M. H. Botutihe, "Case Based Reasoning Method untuk Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Sapi," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 12, no. 1, pp. 25–31, 2020.
- [6] A. J. F. Purba, "Perbandingan Metode Bayes Dan Certenty Factor Pada Sistem Pakar Mendiagnosa Penyakit Varisela Pada Anak- Anak," *Heal. Contemp. Technol. J.*, vol. 1, no. 1, pp. 20–25, 2020, [Online]. Available: <https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/hytech/issue/view/13>
- [7] R. Rachman, "Sistem Pakar Deteksi Penyakit Refraksi Mata Dengan Metode Teorema Bayes Berbasis Web," *J. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 68–76, 2020, doi: 10.31311/ji.v7i1.7267.
- [8] P. S. Ramadhan and U. F. S. Sitorus Pane, "Analisis Perbandingan Metode (Certainty Factor, Dempster Shafer dan Teorema Bayes) untuk Mendiagnosa Penyakit Inflamasi Dermatitis Imun pada Anak," *J. SAINTIKOM (Jurnal Sains Manaj. Inform. dan Komputer)*, vol. 17, no. 2, p. 151, 2018, doi: 10.53513/jis.v17i2.38.
- [9] H. A. Rahman, "Sistem Pakar dalam Mendeteksi Kerusakan Laptop dengan Metode Case Based Reasoning," *J. Sistim Inf. dan Teknol.*, vol. 2, pp. 71–76, 2020, doi: 10.37034/jsisfotek.v2i3.25.
- [10] R. Ginting, M. Zarlis, and R. Rosnelly, "Analisis Perbandingan Metode Certainty Factor dan Teorema Bayes untuk Mendiagnosa Penyakit Autis Pada Anak," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 2, p. 583, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2930.
- [11] B. H. Hayadi, *Sistem pakar*. Deepublish, 2018.
- [12] R. Hardianto and C. Kusuma, "Rancang Bangun Sistem Pakar Penentuan Kepribadian," *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 1, no. 1, pp. 45–51, 2019.



- [13] M. A. Pratama et al., "Expert System Mendiagnosa Kerusakan Pada Sepeda Motor Vespa Jenis Kongo 1965 Menggunakan Metode Dempster Shafer Pada Bengkel Scooter Bongkar Servizio," *J. Cyber Tech*, vol. 1, no. 3, 2021.
- [14] A. Supiandi and D. B. Chandradimuka, "Sistem Pakar Diagnosa Depresi Mahasiswa Akhir Dengan Metode Certainty Factor Berbasis Mobile," *J. Inform.*, vol. 5, no. 1, pp. 102–111, 2018.
- [15] F. Aziizah, M. Sinta, and D. Kusumaningsih, "Tantangan Diagnosis Dan Terapi Myasthenia Gravis," *Univ. Muhammadiyah Surakarta*, p. 803, 2021.
- [16] B. Husna, M. Marlina, and R. Amni, "ASUHAN KEPERAWATAN PADA MYASTHENIA GRAVIS DI INTENSIVE CARE UNIT: SUATU STUDI KASUS," *J. Ilm. Mhs. Fak. Keperawatan*, vol. 1, no. 1, 2022.
- [17] I. Jusup, "Psikofarmaka Depresi pada Pasien Myasthenia Gravis," *J. Nutr. Heal.*, vol. 7, no. 3, 2019.
- [18] G. W. N. Wibowo, S. Widiastuti, M. Muratno, E. Lolang, and S. Soraya, "Penerapan Metode Teorema Bayes Dalam Mendiagnosa Penyakit Tuberculosis," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 4, no. 4, pp. 1782–1788, 2023.
- [19] P. S. Ramadhan, "Sistem Pakar Pendeteksian Psoriasis Postular Menggunakan Kombinasi Teorema Bayes Dengan Euclidean Probability," *CESS (Journal Comput. Eng. Syst. Sci.)*, vol. 4, no. 2, pp. 111–118, 2019.
- [20] D. Setiawan, R. N. Putri, and R. Suryanita, "Perbandingan Algoritma Genetika dan Backpropagation pada Aplikasi Prediksi Penyakit Autoimun," *Khazanah Inform. J. Ilmu Komput. Dan Inform.*, vol. 5, no. 1, pp. 21–27, 2019.
- [21] A. H. Nasyuha, Y. Syahra, M. I. Perangin-Angin, D. R. Habibie, and A. A. Subagyo, "Sistem Pakar Dalam Mendiagnosis Penyakit Leishmaniasis Menerapkan Metode Case-Based Reasoning (CBR)," *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 7, no. 2, pp. 747–755, 2023.
- [22] Z. A. Faisal, "Sistem pakar diagnosa penyakit ayam petelur menggunakan metode case based reasoning berbasis web," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 3, no. 2, pp. 126–132, 2019.
- [23] N. J. Telambanua, N. Nofriadi, and A. Dermawan, "Sistem Pakar Untuk Mendeteksi Penyakit Mata Menerapkan Metode Case Based Reasoning," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 4, no. 2, pp. 570–580, 2022.