

Penerapan Algoritma *K-Nearest Neighbor* untuk Diagnosa Penyakit Lambung

^{1*}Kanesa Hermawati Yulistin, ²Risa Helilintar, ³Rony Heri Irawan

¹²³ Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: *¹kanesaahermawatiyulistin@gmail.com, ²risa.helilintar@gmail.com,

³rony@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondens : Kanesa Hermawati Yulistin

Abstrak— Tingginya angka penderita gangguan lambung di masyarakat memerlukan sebuah sistem deteksi dini yang cepat, akurat, dan dapat diakses secara mandiri. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) dalam melakukan klasifikasi dan diagnosa tiga jenis penyakit lambung, yaitu *Dyspepsia*, GERD, dan Gastritis berdasarkan gejala klinis yang dirasakan pasien. Data primer yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh langsung melalui wawancara dengan tenaga medis yang mencakup himpunan gejala tiga jenis penyakit lambung tersebut. Proses klasifikasi dilakukan dengan mengukur kedekatan jarak antar vektor gejala menggunakan metrik *Euclidean Distance*. Hasil pengujian eksperimen menunjukkan bahwa model KNN yang dikembangkan berhasil mengenali pola gejala dengan sangat baik, dibuktikan melalui capaian rata-rata nilai akurasi total sebesar 92%. Penelitian ini membuktikan bahwa algoritma KNN sangat efektif dan memiliki stabilitas tinggi untuk diterapkan sebagai sistem penentu keputusan diagnosa medis awal gangguan lambung.

Kata Kunci— Diagnosa Medis, *K-Nearest Neighbor*, Penyakit Lambung.

Abstract— The high prevalence of gastric disorders in the community requires a fast, accurate, and independently accessible early detection system. This study aims to implement the *K-Nearest Neighbor* (KNN) algorithm in classifying and diagnosing three types of stomach diseases, namely *Dyspepsia*, GERD, and Gastritis, based on the clinical symptoms felt by the patient. The primary data used in this study were obtained directly through interviews with medical experts, encompassing the symptom sets of these three gastrointestinal conditions. The classification process is carried out by measuring the close distance between symptom vectors using the *Euclidean Distance* metric. Experimental test results show that the developed KNN model successfully recognizes symptom patterns very well, as evidenced by the achievement of an average total accuracy value of 92%. This study proves that the KNN algorithm is very effective and has high stability to be applied as an early medical diagnosis decision-making system for gastric disorders.

Keywords— Medical Diagnosis, *K-Nearest Neighbor*, Stomach Disease.

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Penyakit lambung seperti Gastritis, GERD, dan Dispepsia merupakan gangguan kesehatan dengan jumlah kasus yang signifikan di Indonesia, sehingga memerlukan pendekatan manajemen kesehatan mandiri yang komprehensif [1]. Setiap jenis penyakit mempunyai gejala

yang membutuhkan penanganan spesifik untuk menghindari peradangan lambung yang lebih kronis [2]. Data menunjukkan prevalensi penderita gastritis di Indonesia telah mencapai angka 40,8% [2] hal ini diperparah oleh risiko ke kambuhan pada pasien yang telah dinyatakan sembuh, akibat dari ketidakmampuan masyarakat dalam mengidentifikasi gejala secara dini [3]. Minimnya pengetahuan dalam membedakan variasi gejala antar penyakit lambung pada akhirnya berdampak pada kesalahan pengambilan keputusan medis mandiri [4].

Kesalahan penanganan penyakit tersebut juga dipengaruhi oleh faktor keterbatasan akses masyarakat terhadap tenaga kesehatan profesional karena terkendala biaya konsultasi yang cukup tinggi [5]. Di sisi lain, gaya hidup modern yang serba cepat cenderung tidak sehat dan tingkat stres yang tinggi menjadi pemicu utama memburuknya kondisi kesehatan lambung [6]. Kesenjangan informasi mengenai klasifikasi penyakit yang tepat berdasarkan variasi gejala klinis membuat penderita kesulitan untuk menjaga kualitas hidup mereka tanpa bantuan pakar [7]. Pengembangan instrumen cerdas berbasis teknologi pakar menjadi solusi krusial untuk menyediakan layanan diagnosa secara otomatis dan terjangkau bagi masyarakat luas [8]. Penggunaan teknik klasifikasi dalam data mining menjadi instrumen yang kuat dalam memetakan kategori penyakit berdasarkan rekaman gejala pasien [2].

Oleh karena itu, berdasarkan kebutuhan deteksi dini yang praktis, penelitian ini mengusulkan pengembangan sistem diagnosa penyakit lambung yang mengimplementasikan algoritma KNN. Penerapan sistem cerdas ini difokuskan untuk mengolah data gejala klinis masukan penderita menjadi keputusan klasifikasi penyakit lambung yang presisi. Integrasi data rekam medis lapangan yang divalidasi pakar ke dalam model ini diharapkan mampu menjadi asisten digital penentu keputusan awal yang valid dan aman guna meminimalisir risiko keterlambatan penanganan medis secara berkelanjutan [8].

II. METODE

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan sistematis yang mencakup pengumpulan data, perancangan sistem, hingga implementasi algoritma klasifikasi. Fokus utama metode ini adalah mengintegrasikan logika diagnosa penyakit lambung secara cepat dan presisi.

A. Pengumpulan Data

Untuk mendukung proses penelitian, dilakukan pengumpulan data sebagai sumber informasi utama yang digunakan dalam analisis dan pengambilan kesimpulan terhadap permasalahan yang dikaji [9]. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data gejala yang diperoleh melalui wawancara dengan tenaga medis yang mencakup himpunan gejala untuk penyakit Gastritis, GERD, dan *Dyspepsia* guna membentuk basis pengetahuan (*knowledge base*) pada model KNN.

B. Modelling

Tahap pemodelan mengintegrasikan algoritma utama yang bekerja untuk menghasilkan diagnosa yang akurat:

1. Klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN)

K-Nearest Neighbor (KNN) merupakan algoritma *supervised learning* yang digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap suatu objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling mendekati dengan objek tersebut [10]. Dalam penelitian ini, KNN digunakan sebagai mesin inferensi untuk mengklasifikasikan

jenis penyakit lambung berdasarkan input gejala pengguna. Proses ini dilakukan dengan menghitung jarak terdekat menggunakan persamaan *Euclidean Distance* [10]. Persamaan *Euclidean Distance* ditunjukkan pada persamaan (1).

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

Penjelasan:

$d(x, y)$ = jarak data x dan y

x_i = sampel data

y_i = data uji

i = variabel data

n = jumlah fitur

C. Evaluasi

Pengujian performa sistem dilakukan untuk mengukur sejauh mana algoritma KNN bekerja secara akurat. Penelitian ini menggunakan teknik K-Fold Cross Validation dengan membagi dataset ke dalam beberapa lipatan guna meminimalisir bias pada hasil pengujian.

Metrik evaluasi yang digunakan didasarkan pada tabel *Confusion Matrix*, yang digunakan untuk melihat banyaknya data uji yang diprediksi dengan benar dan salah [11]. Komponen pada *confusion matrix* terdiri atas empat kategori utama yang merepresentasikan hasil prediksi model, yaitu:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (2)$$

$$Precision = \frac{TP}{FP + TP} \quad (3)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

Keterangan:

1. True Positive (TP): Model memprediksi benar pada kelas target.
2. True Negative (TN): Keberhasilan sistem mengenali data di luar kelas target.
3. False Positive (FP): Model memberikan prediksi positif yang tidak sesuai.
4. False Negative (FN): sistem dalam mendeteksi data kelas positif menjadi negatif.

D. Simulasi Perhitungan Metode

Untuk memberikan gambaran jelas mengenai mekanisme kerja keputusan pada sistem, berikut simulasi perhitungan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan pengujian metode.

1. Perhitungan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN)

Simulasi perhitungan numerik berskala kecil menggunakan data sampel. Terdapat 3 data latih dengan 3 atribut gejala biner, yaitu mual (G01), nyeri ulu hati (G02), dan kembung (G03). Target kelas adalah jenis penyakit Lambung.

- a. Data Latih 1 (Gastritis): G01= 1, G02= 1, G03= 0
- b. Data Latih 2 (GERD): G01= 1, G02 = 0, G03 = 1
- c. Data Latih 3 (Dispepsia): G01 = 0, G02 = 1, G03 = 1

Terdapat 1 data uji (masukan pengguna baru) dengan kondisi gejala: G01=1, G02=1, G03=1. Jarak Euclidean antara data uji terhadap masing-masing data latih dihitung sebagai berikut:

1. $DL1 = \sqrt{(1-1)^2 + (1-1)^2 + (1-0)^2} = \sqrt{1} = 1$
2. $DL2 = \sqrt{(1-1)^2 + (1-0)^2 + (1-1)^2} = \sqrt{1} = 1$
3. $DL3 = \sqrt{(1-0)^2 + (1-1)^2 + (1-1)^2} = \sqrt{1} = 1$

Penelitian ini menggunakan nilai $K = 1$, hasil klasifikasi ditentukan oleh satu data pembandingan yang memiliki jarak paling dekat terhadap data uji. Dalam kondisi tertentu ketika data memiliki jarak yang sama, sistem menerapkan evaluasi bobot gejala prioritas diterapkan untuk menyelesaikan ambiguitas keputusan, yang pada penelitian ini mengarah pada klasifikasi Gastritis.

2. Perhitungan Kinerja Klasifikasi KNN

Untuk memberikan gambaran jelas mengenai mekanisme pengujian performa model, berikut disajikan simulasi perhitungan metrik evaluasi berdasarkan komponen *Confusion Matrix* menggunakan contoh kasus sebanyak $N = 100$ data uji. Pada skenario tersebut, sebanyak 45 data berhasil dikenali dengan benar pada kelas target TP, 45 data teridentifikasi tepat sebagai bukan kelas target TN, 5 data keliru diprediksi sebagai kelas target FP, dan 5 data lainnya tidak berhasil dikenali pada kelas target FN.

Berdasarkan distribusi nilai sampel tersebut, simulasi perhitungan keempat metrik evaluasi dirumuskan sebagai berikut:

a. Akurasi (*Accuracy*)

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} = \frac{45 + 45}{100} = \frac{90}{100} = 0.9 = 90\%$$

b. Presisi (*Precision*)

$$Precision = \frac{TP}{FP + TP} = \frac{45}{5 + 45} = \frac{45}{50} = 0.9 = 90\%$$

c. Recal (*Recall*)

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{45}{45 + 5} = \frac{45}{50} = 0.9 = 90\%$$

d. F1-Score

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = 2 \times \frac{0.9 \times 0.9}{0.9 + 0.9} = 2 \times \frac{0.81}{1.8} = 2 \times 0.45 = 0.90 = 90\%$$

Hasil pengukuran dari semua metrik di atas pada data uji akan dianalisis secara komparatif untuk menentukan tingkat stabilitas dan performa yang dihasilkan oleh model *K-Nearest Neighbor* (KNN).

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Basis Data Pengetahuan

Tahap pembentukan basis pengetahuan dilakukan sebelum proses evaluasi algoritma untuk memastikan sistem memiliki referensi data yang sesuai dengan kebutuhan klasifikasi. Informasi rincian gejala klinis yang digunakan dalam penelitian disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1 Basis Data

Kode	Nama Gejala	Penyakit
G01	Mual dan Muntah	GERD
G02	Sesak Nafas	
G03	Nyeri Ulu Hati	
G04	Perut terasa sesak setelah makan	
G05	Kram pada perut	
G06	Pusing mbiyur	
G07	Keju linu	
G08	Mual	Gastritis
G09	Tubuh Terasa Lelah	
G10	Demam	
G11	Nafsu Makan Berkurang	
G12	Cepat Merasa Kenyang	
G13	Dada Terasa Terbakar	Dispepsia
G14	Sering Sendawa	
G15	Keluar Cairan dari Lambung	
G16	Perut Kembung	
G17	Keringat Dingin	
G18	Sering Kelelahan	

B. Analisis perhitungan KNN

Untuk memberikan gambaran mengenai mekanisme pengambilan keputusan pada sistem, dilakukan simulasi proses klasifikasi menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN). Simulasi ini memanfaatkan representasi lengkap dari 18 indikator gejala klinis yang digunakan dalam penelitian sehingga proses perhitungan jarak dan penentuan diagnosa dapat diamati secara lebih jelas.

Terdapat 3 sampel data latih dengan 18 atribut gejala biner (*G01 sampai G18*). Pola representasi data latih untuk masing-masing kelas penyakit adalah sebagai berikut:

- Data Latih 1 (Gastritis): [0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
- Data Latih 2 (GERD): [1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
- Data Latih 3 (Dispepsia): [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1]

Terdapat 1 data uji pasien baru yang memasukkan kombinasi gejala dengan pola biner sebagai berikut:

- Data Uji Pasien: [0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]

Proses pencarian kedekatan jarak dilakukan dengan menerapkan rumus *Euclidean Distance* yang mengevaluasi selisih kuadrat dari seluruh fitur gejala:

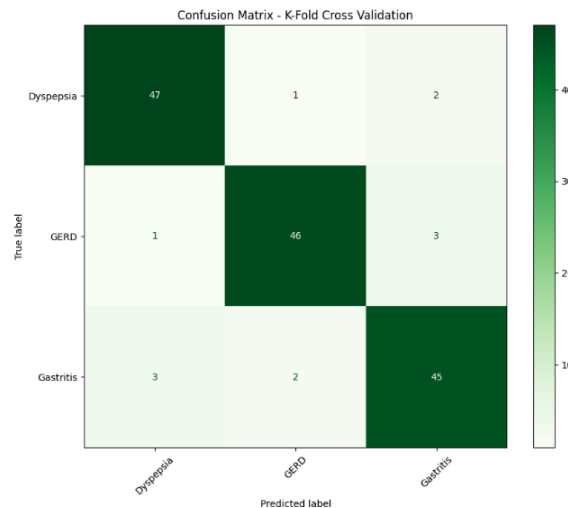
$$\begin{aligned}
 1. \quad DL1 &= \sqrt{(0-1)^2 + \dots + (1-1)^2 + (1-1)^2 + (1-1)^2 + (0-0)^2 + (1-1)^2 + (0-0)^2 + \dots + (0-0)^2} \\
 &= \sqrt{0+0+0+0+0+0+0+0+0+0+0+0+0+0+0+0+0+0} \\
 &= \sqrt{0} = 0
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 2. \quad DL2 &= \sqrt{\frac{(0-1)^2 + (0-1)^2 + (0-1)^2 + (0-1)^2 + (0-0)^2 + (1-0)^2}{+(1-0)^2 + (1-0)^2 + \dots + \dots + (0-0)^2}} = \\
 &= \sqrt{\frac{(-1)^2 + (-1)^2 + (-1)^2 + (-1)^2 + 0 + 1^2 + 1^2 + 1^2 + 0 + 0 + 0}{+0 + 0 + 0 + 0 + 0}} \\
 &= \sqrt{8} = 2.828 \\
 3. \quad DL3 &= \sqrt{\frac{(0-0)^2 + \dots + (1-0)^2 + (1-0)^2 + (1-0)^2 + (0-0)^2}{+(1-0)^2 + (0-0)^2 + \dots + (0-0)^2}} = \\
 &= \sqrt{\frac{0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 1^2 + 1^2 + 1^2 + 0 + 1^2 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0}{+(-1)^2 + (-1)^2 + (-1)^2}} \\
 &= \sqrt{7} = 2.645
 \end{aligned}$$

Dari seluruh hasil penghitungan jarak yang diperoleh menggunakan 18 indikator gejala klinis, nilai terendah tercatat pada $DL_1 = 0$. Kondisi ini menunjukkan bahwa representasi gejala pasien memiliki kecocokan penuh terhadap salah satu data dalam basis pengetahuan. Dengan konfigurasi $K = 1$, algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) hanya mempertimbangkan satu tetangga dengan kedekatan tertinggi sebagai acuan klasifikasi, sehingga sistem menghasilkan keputusan diagnosa berupa Gastritis.

A. Analisis Kinerja Klasifikasi KNN

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan, integrasi algoritma KNN dengan data klinis yang divalidasi pakar menunjukkan hasil yang sangat signifikan secara kuantitatif. Hasil klasifikasi pada Gambar 1 menunjukkan bahwa dari 150 data yang diuji, sistem mampu mengenali pola gejala penyakit lambung dengan stabilitas yang tinggi.



Gambar 1 *Confusion Matrix*

Berdasarkan data visual pada Gambar 1, performa model dalam mengklasifikasikan tiga jenis penyakit lambung dapat dirangkum secara logis melalui analisis baris (*True Label*) berikut:

1. Dyspepsia: Dari total data aktual, sistem berhasil memprediksi secara tepat sebanyak 47 data. Terdapat 1 data yang salah diklasifikasikan sebagai GERD dan 2 data sebagai Gastritis.
2. GERD: Model menunjukkan akurasi yang sangat tinggi dengan memprediksi secara benar sebanyak 46 data, sementara kesalahan klasifikasi hanya terjadi pada 1 data sebagai Dyspepsia dan 3 data sebagai Gastritis.
3. Gastritis: Sistem berhasil mengenali sebanyak 45 data dengan benar, sedangkan 3 data terdeteksi sebagai Dyspepsia dan 2 data sebagai GERD.

Untuk melihat performa klasifikasi model secara lebih mendalam pada setiap parameter evaluasi, hasil perhitungan metrik statistik *Classification Report* dirangkum secara terstruktur pada Gambar 2.

	precision	recall	f1-score	support
Dyspepsia	0.92	0.94	0.93	50
GERD	0.94	0.92	0.93	50
Gastritis	0.90	0.90	0.90	50
accuracy			0.92	150

Gambar 2 Classification Report

Berdasarkan akumulasi data pada Gambar 2, rata-rata nilai akurasi total (*accuracy*) yang diraih oleh model KNN dalam mendeteksi gangguan lambung adalah sebesar 0.92 (92%).

Secara teoritik, tingginya angka keberhasilan pada diagnosa GERD (46 data benar) disebabkan oleh adanya fitur gejala unik yang bersifat patognomonis seperti *heartburn* (dada terasa terbakar) dan regurgitasi asam. Fitur spesifik ini menghasilkan jarak *Euclidean* yang cukup kontras dan memisah secara tegas di dalam ruang vektor multidimensi jika dibandingkan dengan penyakit lain. Akumulasi dari perhitungan ini menghasilkan nilai keselarasan model (*F1-Score*) yang seimbang dan tinggi, yaitu sebesar 0.93 untuk Dyspepsia, 0.93 untuk GERD, dan 0.90 untuk Gastritis.

Sebaliknya, temuan penting mengenai penyimpangan tertinggi terjadi pada akumulasi kelas Gastritis dan Dyspepsia yang saling silang (masing-masing terdapat 3 data salah tebak). Secara klinis, fenomena ini diidentifikasi sebagai dampak langsung dari adanya *overlapping features* (gejala tumpang tindih) yang masif, seperti keluhan mual, muntah, dan nyeri ulu hati yang secara universal muncul pada kedua kondisi medis tersebut. Implikasi dari temuan kuantitatif ini memperkuat konsep dasar bahwa performa kedekatan jarak pada KNN sangat sensitif terhadap spesifisitas fitur masukan, semakin unik variasi gejala yang diinputkan oleh pengguna, maka akan semakin tinggi pula tingkat ketepatan model dalam menentukan keputusan akhir diagnosa.

B. Batasan Sistem

Meskipun pengujian pada lingkungan Jupyter Notebook menunjukkan performa klasifikasi KNN sebesar 92%, penelitian ini memiliki beberapa batasan ruang lingkup yang perlu diperhatikan, antara lain:

1. Ruang Lingkup Eksperimen Komputasi: Penelitian ini dibatasi pada tahap pengujian pengolahan algoritma (*backend processing*) menggunakan *environment Jupyter Notebook*. Fokus utama dalam penelitian ini didefinisikan untuk menguji validitas dan stabilitas logika komputasi klasifikasi jarak pada model KNN.
2. Cakupan Klasifikasi Penyakit: Dataset dan basis pengetahuan dalam sistem ini dibatasi hanya pada tiga jenis gangguan lambung primer, yaitu GERD, Dyspepsia, dan Gastritis. Sistem belum dirancang untuk mendeteksi komplikasi pencernaan yang lebih kronis seperti tukak lambung akut atau kanker lambung.
3. Karakteristik Input Fitur: Gejala yang dimasukkan ke dalam matriks data uji masih bersifat biner (nilai 1 jika ada gejala, dan 0 jika tidak ada). Sistem belum mampu mengakomodasi atau mengkuantifikasi skala intensitas atau derajat keparahan rasa nyeri secara subjektif dari pengguna.
4. Kondisi Pasien Tunggol : Keputusan keputusan diagnosa lambung yang dihasilkan murni bekerja berdasarkan satu hasil diagnosa lambung tunggal dalam satu waktu pengujian. Sistem belum mencakup aturan pembatasan atau analisis rekam medis bagi penderita lambung yang memiliki penyakit penyerta lain (*komorbid*) seperti diabetes atau hipertensi.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menjawab kebutuhan instrumen deteksi dini gangguan lambung melalui implementasi algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN). Berdasarkan hasil evaluasi eksperimen, tujuan utama sistem untuk melakukan klasifikasi penyakit lambung secara cepat dan akurat telah terpenuhi dengan sangat baik. Model klasifikasi KNN terbukti andal dalam membedakan karakteristik gejala klinis antara penyakit *Dyspepsia*, GERD, dan Gastritis. Capaian rata-rata nilai akurasi total sebesar 92% membuktikan bahwa perhitungan kedekatan jarak *Euclidean* pada model ini memiliki stabilitas dan ketepatan yang tinggi dalam mengenali pola rekaman gejala pasien. Secara umum, penelitian ini memberikan kontribusi nyata dalam penerapan kecerdasan buatan terapan di bidang medis tingkat awal, serta dapat diaplikasikan sebagai asisten digital penentu keputusan mandiri yang valid guna membantu masyarakat mengidentifikasi gangguan lambung secara dini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. F. Ramadhan, "Penerapan Metode Algoritma Svm (Support Vector Machine) Untuk Klasifikasi Penderita Penyakit Gastroesophageal Reflux Disease: Application Of Svm (Support Vector Machine) Algorithm Method For Classification Of Gastroesophageal Reflux Disease Patients," *Rabit: Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, vol. 10, no. 2, pp. 1212–1219, 2025.
- [2] A. I. Azmi, C. Lamasitudju, W. Wirdayanti, R. Azhar, and M. Miftah, "KLASIFIKASI PENYAKIT GASTRITIS MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES DAN K-NEAREST NEIGHBOR (KNN) DI PUSKESMAS TOTIKUM SELATAN KABUPATEN BANGGAI KEPULAUAN," *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 10, no. 4, pp. 3429–3440, 2025.
- [3] G. Gustin and H. Marcos, "Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Lambung Berdasarkan Gejala dan Citra Endoskopi Menggunakan Metode Forward Chaining dan CNN," *Jurnal Tekno Kompak*, vol. 18, no. 2, pp. 392–401, 2024.

- [4] N. Meilani and O. Nurdiawan, "Data Mining untuk Klasifikasi Penderita Kanker Payudara Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *Jurnal Wahana Informatika*, vol. 2, no. 1, pp. 177–187, 2023.
- [5] T. Abdurrahman, M. A. Saptari, and R. Fitria, "Aplikasi Pendeteksi Penyakit Lambung Dan Jantung Menggunakan Metode Case Based Reasoning (CBR)," *Sisfo: Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, vol. 8, no. 1, pp. 48–64, 2024.
- [6] S. Hamidani and R. Yanto, "Sistem Cerdas Pemilihan Makanan Sehat Berbasis Case-Based Reasoning dan SMART untuk Edukasi Pemenuhan Gizi Masyarakat," *Jurnal Pustaka AI (Pusat Akses Kajian Teknologi Artificial Intelligence)*, vol. 5, no. 2, pp. 356–363, 2025.
- [7] D. Ranti, A. Desiani, S. Yahdin, and S. Lamin, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Lambung Menggunakan Metode Certainty Factor," *J Teknol*, vol. 23, no. 2, p. 70, 2023.
- [8] H. Sufi, D. W. Utomo, and G. Darmawati, "Sistem pakar rekomendasi menu makanan sehat penderita penyakit dengan metode forward chaining," *Jurnal KomtekInfo*, pp. 8–14, 2023.
- [9] Y. Rifa'i, "Analisis metodologi penelitian kualitatif dalam pengumpulan data di penelitian ilmiah pada penyusunan mini riset," *Cendekia Inovatif Dan Berbudaya*, vol. 1, no. 1, pp. 31–37, 2023.
- [10] Y. Pratama, A. Prayitno, D. Azrian, N. Aini, Y. Rizki, and E. Rasywir, "Klasifikasi Penyakit Gagal Jantung Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *Bulletin of Computer Science Research*, vol. 3, no. 1, pp. 52–56, 2022.
- [11] Yahya, *Data Mining*. Sukabumi: Jejak Publisher, 2022.