

Case Base Reasoning Diagnosis Tingkat Hiperemesis Gravidarum Ibu Hamil menggunakan K-Nearest Neighbor

Case Base Reasoning for Diagnosing the Level of Hyperemesis Gravidarum in Pregnant Women using K-Nearest Neighbor

¹Novianti Puspitasari*, ²Ervina Rahayu, ³Herman Santoso Pakpahan, ⁴Medi Taruk, ⁵Haviluddin
^{1,2,3,4,5}Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Mulawarman
Kota Samarinda, Provinsi Kalimantan Timur, Indonesia
*e-mail: novia.ftik.unmul@gmail.com

(received: 15 Oktober 2023, revised: 18 November 2023, accepted: 27 April 2024)

Abstrak

Hyperemesis gravidarum adalah penyakit yang mengakibatkan mual dan muntah yang berlebihan pada wanita hamil. Penyakit ini dapat mengganggu pekerjaan sehari-hari dan menjadi buruk, karena terjadi dehidrasi. Tenaga medis umumnya mengenal penyakit *hiperemesis gravidarum* sebagai 1 jenis penyakit. Faktanya *hiperemesis gravidarum* terbagi menjadi 3 tingkatan yaitu *hiperemesis gravidarum* tingkat I atau umum, *hiperemesis gravidarum* tingkat II dan tingkat III. Hal ini menunjukkan bahwa informasi tentang penyakit *hiperemesis gravidarum* belum banyak diketahui oleh beberapa tenaga medis. Bila hal ini dibiarkan tanpa penanganan, kedua kondisi ini dapat menimbulkan *deep vein thrombosis* pada ibu hamil. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan Metode *Case Based Reasoning* dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) agar dapat menghasilkan suatu informasi diagnosis tingkatan *hiperemesis gravidarum* pada ibu hamil secara akurat berdasarkan pengaturan gejala dari kasus-kasus diagnosis tingkatan yang lama. Penelitian menggunakan data rekam medis penderita *hiperemesis gravidarum* tahun 2018-2019 berjumlah 228 data. Hasil perhitungan metode *Case Base Reasoning* dengan *K-Nearest Neighbor* menggunakan *confusion matrix* menghasilkan nilai akurasi 74%, nilai presisi 55% dan nilai recall 57% yang mengindikasikan bahwa metode ini cukup baik untuk mendiagnosa tingkatan pada penderita *hiperemesis gravidarum*.

Kata kunci: *case base reasoning*, *confusion matrix*, hiperemesis gravidarum, klasifikasi, KNN

Abstract

Hyperemesis gravidarum is a disease that causes excessive nausea and vomiting in pregnant women. Due to dehydration, this disease can interfere with daily work and get worse. Medical personnel generally recognize *hyperemesis gravidarum* as one type of disease. In fact, *hyperemesis gravidarum* is divided into 3 levels, namely grade I or general *hyperemesis gravidarum*, grade II *hyperemesis gravidarum* and grade III. This shows that information about *hyperemesis gravidarum* has yet to be widely known by some medical personnel. If this is left untreated, these two conditions can cause *deep vein thrombosis* in pregnant women. This study aims to apply the *Case-Based Reasoning* and *K-Nearest Neighbor* (KNN) methods to produce accurate information on the diagnosis of *hyperemesis gravidarum* levels in pregnant women based on symptom management in cases of an old diagnosis. The study used medical record data for *hyperemesis gravidarum* sufferers in 2018-2019, totalling 228 data. The calculation results of the *Case-Based Reasoning* method with the *K-Nearest Neighbor* using the *confusion matrix* produce an accuracy value of 74%, a precision value of 55% and a recall value of 57%, which indicates that this method is good enough to diagnose levels in patients with *hyperemesis gravidarum*.

Keywords: *case-based reasoning*, *classification*, *confusion matrix*, *hyperemesis gravidarum*, KNN

1 Pendahuluan

Kehamilan merupakan suatu keadaan *fisiologis* yang menjadi dambaan setiap pasangan suami istri. Setiap kehamilan diharapkan adalah lahirnya bayi yang sehat dan sempurna secara jasmani

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

dengan berat badan yang cukup. Salah satu komplikasi kehamilan yang mempengaruhi status kesehatan ibu dan tumbuh kembang janin adalah *hiperemesis gravidarum*, dimana kejadian ini dapat dideteksi dan dicegah pada masa kehamilan [1]. *Hiperemesis gravidarum* adalah mual dan muntah yang berlebihan pada wanita hamil sampai mengganggu pekerjaan sehari-hari pada umumnya dapat menjadi buruk, karena terjadi dehidrasi. Penyebab *hiperemesis gravidarum* belum diketahui secara pasti, namun diperkirakan oleh adanya peningkatan *hormone estrogen* dan HCG (*Hormon Chorionic Gonadotrophin*) [2].

Ibu hamil yang terdiagnosa *hiperemesis gravidarum* terjadi di seluruh dunia dengan angka kejadian yang beragam, di Indonesia sendiri kasus ibu hamil yang mengalami *hiperemesis gravidarum* mencapai 14,8% [3]. Di kota Samarinda, dari jumlah ibu hamil sebanyak 120 orang, terdapat sekitar 15% ibu hamil pada tahun 2018 dan pada tahun 2019 sekitar 76% yang terdiagnosa *hiperemesis gravidarum* (Sumber: RS Dirgahayu Kota Samarinda). Tenaga medis umumnya mengenal penyakit *hiperemesis gravidarum* sebagai 1 jenis penyakit. Faktanya *hiperemesis gravidarum* terbagi menjadi 3 tingkatan yaitu *hiperemesis gravidarum* Tingkat I atau umum, *hiperemesis gravidarum* Tingkat II dan *hiperemesis gravidarum* Tingkat III. Pengetahuan tenaga medis yang kurang terkait adanya tingkatan penyakit *hiperemesis gravidarum* menyebabkan hasil diagnosa yang kurang akurat tentang penyakit ini pada ibu hamil sehingga berpengaruh pada penanganan yang kurang tepat terhadap penderita penyakit ini. Berdasarkan permasalahan yang ada diperlukan informasi terkait diagnosis tingkatan *hiperemesis gravidarum* pada ibu hamil secara akurat berdasarkan pengaturan gejala dari kasus-kasus diagnosis tingkatan yang lama. Dalam hal ini teori *data mining* tentang klasifikasi merupakan salah satu cara yang sesuai untuk diterapkan. *Case Based Reasoning* adalah metode *data mining* yang dapat memanfaatkan data terdahulu menjadi *knowledge base* untuk membandingkan dengan kasus baru menggunakan model perhitungan *similarity* (*K-Nearest Neighbor*) [4].

K-Nearest Neighbor merupakan algoritma yang dapat digunakan untuk klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut [5]. Pada penelitian sebelumnya *Case Base Reasoning* dengan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* sesuai digabungkan dalam suatu penelitian dan aplikasi untuk mendiagnosa penyakit serta dapat menghasilkan nilai akurasi yang baik [4], [6]–[8]. Oleh karena itu pada penelitian ini *Case Base Reasoning* digunakan untuk mendiagnosis tingkatan *hiperemesis gravidarum* pada ibu hamil menggunakan metode *K-Nearest Neighbor*. Penelitian diharapkan dapat membantu tenaga medis dalam memberikan informasi tentang tingkatan *hiperemesis gravidarum* pada ibu hamil secara akurat berdasarkan pengaturan gejala dari kasus-kasus diagnosis tingkatan yang lama sehingga tenaga medis dapat memberikan pengobatan yang sesuai dengan kondisi ibu hamil dan mengurangi terjadinya komplikasi.

2 Tinjauan Literatur

Penelitian tentang metode *Case Base Reasoning* (CBR) telah digunakan dalam berbagai studi kasus. Penelitian pertama adalah metode *Case Base Reasoning* (CBR) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) yang telah digunakan untuk mendiagnosa penyakit dan hama pada tanaman karet. Penelitian ini dapat menentukan kerusakan pada tanaman karet oleh petani karet dengan akurasi sistem sebesar 80%, namun tidak dipaparkan data *training* dan data *testing* yang digunakan untuk penelitian ini [8]. Penelitian selanjutnya menggunakan algoritma CBR dan KNN yang telah berhasil mendiagnosa penyakit ayam berbasis sistem pakar. Pada penelitian ini tidak dijelaskan cara menghitung hasil akurasi yang diperoleh [7]. Penelitian ketiga tentang mendiagnosis penyakit difteri menggunakan CBR dan KNN yang menunjukkan bahwa hasil uji data rekam medis dengan jumlah pengujian data 44 data kasus baru terhadap 148 data *training*, diperoleh tingkat akurasinya sebesar 95,17% [4]. Keempat, penelitian untuk menentukan penyakit pada itik petelur dengan CBR dan menggunakan algoritma similaritas *Sorgenfrei* KNN. Hasil penelitian ini adalah suatu sistem aplikasi pendeteksi penyakit itik petelur dengan menerapkan algoritma *Similaritas Sorgenfrei* yang merupakan metode untuk menghitung sebuah kemiripan antara jarak dua distribusi probabilitas [6].

Penelitian berikutnya adalah aplikasi sistem pakar untuk mendeteksi estrus pada sapi perah menggunakan CBR dan *Sorensen Coefficient*, dimana penelitian ini mencari kemiripan antara permasalahan yang terjadi pada target dengan kasus lama yang menjadi *source case* [9]. Penelitian

lainnya adalah sebuah sistem untuk mendiagnosa penyakit pada ikan cupang dengan CBR menggunakan algoritma dua similaritas yaitu *Sorgenfrei* dan *K-Nearest Neighbor* dari basis pengetahuan yang ada pada *database*, namun pengujian akurasi hanya berdasarkan perhitungan *similarity* [10].

Perbedaan dengan beberapa penelitian yang telah ada, maka penelitian ini menerapkan dua metode *Case Based Reasoning* dan KNN untuk melakukan diagnosa tingkatan *hiperemesis gravidarum* pada ibu hamil. Gejala yang diamati adalah gejala pada ibu hamil berjumlah 23 jumlah gejala dan 3 kelas tingkatan penyakit. Pengujian pada metode menggunakan *k-fold cross validation* dan *confusion matrix* dengan tiga pengujian hasil diagnosa yaitu perhitungan *accuracy*, *precision* dan *recall*.

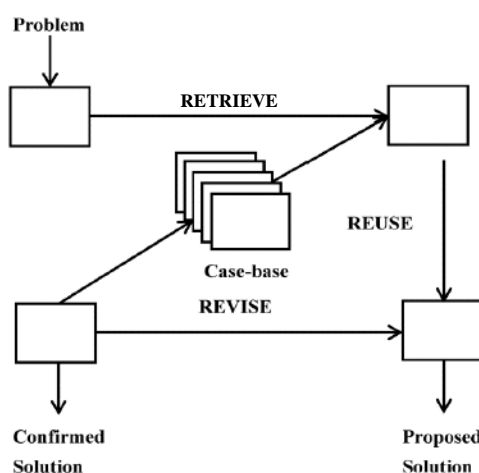
3 Metode Penelitian

Penelitian ini melakukan diagnosis tingkat *Hiperemesis Gravidarum* pada ibu hamil menggunakan metode *Case Base Reasoning* dengan *K-Nearest Neighbor*. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data rekam medis tahun 2018 sampai 2019 dari penderita *Hiperemesis Gravidarum* pada ibu hamil yang bersumber dari Rumah Sakit Dirgahayu Samarinda Kalimantan Timur dengan mendapatkan perizinan dari pihak rumah sakit.

3.1 Perancangan Proses

3.1.1 Case Based Reasoning (CBR)

Metode *Case Based Reasoning* (CBR) adalah metode yang digunakan pada penelitian ini. CBR termasuk ke dalam metodologi yang kuat untuk merancang kecerdasan sistem. Hal ini didasarkan pada penggunaan kembali solusi kasus serupa atau kasus yang sama untuk memecahkan masalah baru yang dihadapi dengan memanfaatkan pengetahuan yang diperoleh dari pengalaman masa lalu [19]. Tahapan metode CBR yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Life Cycle CBR

Gambar 1 menampilkan siklus skematik yang terdiri dari tahapan 4R dan merupakan langkah metode penyelesaian pada penelitian ini meliputi [20]:

1. *Retrieve*

Tahap ini berfungsi untuk mendapatkan kasus-kasus yang mirip dibandingkan dengan kumpulan kasus di masa lalu (basis pengetahuan). Diawali dengan tahapan mengenali masalah dan berakhir ketika kasus yang dicari solusinya telah ditimbulkan serupa dengan kasus yang telah ada dalam basis pengetahuan. Tahapan yang ada dalam *retrieve*, antara lain: identifikasi masalah, memulai pencocokan, menyeleksi.

2. *Reuse*

Tahap *reuse* menggunakan kembali kasus yang tersedia dan solusinya digunakan untuk menyelesaikan masalah yang ada saat ini. *Reuse* suatu kasus pada kasus baru terfokus pada dua hal, yaitu perbedaan dari kasus yang ada dengan kasus yang baru dan bagian dari *retrieve* kasus yang dapat digunakan pada kasus baru. Cara *me-reuse* kasus yang ada di basis pengetahuan yang pertama adalah *me-reuse* solusi dari kasus yang telah ada (*transformational reuse*), kemudian kedua adalah *me-reuse* metode yang ada untuk membuat suatu solusi (*derivational reuse*).

3. *Revise*

Revise artinya mengubah dan mengadopsi solusi yang ditawarkan jika dibutuhkan.

4. *Retain*

Tahap terakhir yaitu *retain* adalah tetap memakai solusi yang terakhir sebagai bagian dari kasus yang sekarang (terjadi proses penggabungan dari solusi kasus baru yang benar ke basis pengetahuan yang ada). Terdapat tiga tahapan, antara lain: *extract*, *index*, dan *integrate*.

3.1.2. Penerapan *K-Nearest Neighbor Retrieval* pada Metode *Case Based Reasoning*

K-Nearest Neighbor Retrieval adalah sebuah algoritma untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. Tujuan dari algoritma ini adalah untuk mengklasifikasikan objek baru berdasarkan atribut dan fiturnya [21]. Algoritma ini hanya melakukan penyimpanan vektor-vektor fitur dan klasifikasi dari data pembelajaran. Pada fase klasifikasi, fitur-fitur yang sama dihitung untuk data *testing* (klasifikasinya tidak diketahui) [22]. *K-Nearest Neighbor* mengelompokkan data baru yang belum diketahui *class*-nya dengan memilih data sejumlah *k* yang letaknya paling dekat dari data baru. *Class* paling banyak dari data terdekat sejumlah *k* akan dipilih sebagai *class* yang diprediksi untuk data baru. Pada umumnya nilai *k* menggunakan jumlah ganjil agar tidak terdapat jarak yang sama dalam proses klasifikasi. Kasus khusus dimana klasifikasi diprediksi berdasarkan data pembelajaran yang paling dekat (dengan kata lain, *k* = 1) disebut *K-Nearest Neighbor*. Rumus untuk menghitung bobot kemiripan (*similarity*) dengan *K-Nearest Neighbor* ditunjukkan pada persamaan 1 [4].

$$\text{Similarity}(T, S) = \frac{\sum_{i=1}^n f(T_i, S_i) * W_i}{\sum_{i=1}^n W_i} \quad (1)$$

Keterangan:

T : Kasus Baru

S : Kasus yang ada dalam penyimpanan

n : Jumlah atribut dalam setiap kasus

i : Atribut individu antara 1 sampai dengan *n*

f : Fungsi *similarity* atribut *i* antara kasus *T* dan kasus *S*

w : Bobot yang diberikan antara atribut ke-*i*

3.1.3 *Hiperemesis Gravidarum*

Hiperemesis gravidarum (HG) merupakan komplikasi kehamilan yang ditandai dengan mual dan muntah secara terus menerus. *Hiperemesis gravidarum* dapat menyebabkan penurunan berat badan lebih dari 5% dari berat badan sebelum hamil, dehidrasi, asidosis metabolik akibat kelaparan, alkalosis akibat kehilangan asam klorida dan hipokalemia [11]. *Hiperemesis gravidarum* jarang menyerang kematian, tetapi angka kejadiannya masih cukup tinggi, hampir 25% pasien *hiperemesis gravidarum* dirawat inap lebih dari sehari. Namun, tidak jarang kondisi *hiperemesis gravidarum* terjadi terus terusan dan sulit disembuhkan, sehingga membuat pasien depresi [12]. *Hiperemesis gravidarum* dapat terjadi sebagai interaksi antara faktor biologis, psikologis, dan sosiokultural.

3.2 Pengumpulan Data Penelitian

Data penelitian ini diperoleh dari pengetahuan Bidan atau Perawat secara langsung. Basis pengetahuan dalam penelitian ini, berisi data penyakit yaitu data manifestasi klinis atau gejala yang

dapat diamati. Pada umumnya untuk mendiagnosis tingkatan *hiperemesis gravidarum*, dokter akan menanyakan gejala dan memeriksa riwayat kesehatan ibu hamil dan keluarga. Data rekam medis yang telah didapatkan kemudian dilakukan proses *cleaning* bagi data yang duplikat maupun data yang tidak konsisten. Pada proses *cleaning* ini terdapat 128 data duplikat dan data rekam medis yang memiliki gejala kurang dari tiga gejala. Dari hasil proses *cleaning* menyisakan 100 data rekam medis untuk data *testing* (uji). Lebih lanjut, pemberian nilai gejala berpedoman pada analisa data pasien penderita *hiperemesis gravidarum* di RS Dirgahayu Samarinda pada tahun 2018-2019. Tingkatan *hiperemesis gravidarum* berdasarkan gejala serta bobot disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Tingkat Hiperemesis Gravidarum berdasarkan gejala

Gejala	Tingkat I	Tingkat II	Tingkat III
Mual yang terjadi sering	√	√	√
Muntah yang terjadi lebih dari 10 kali dalam 1 hari	√	√	√
Pusing	√		
Tidak bisamakan	√	√	√
Badan lemas	√	√	
Nyeri ulu hati	√	√	√
Sesak nafas		√	√
Muntah Darah		√	√
Badan terasamenggigil	√		
Perut mules	√		
Keputihan Tidak berbau		√	
Demam	√	√	√
Sakit kepala	√		
Sakit padaperut	√		
Panas hingga ke dada			√
Pengeluaran pervaginam			√
Nyeri perut		√	√
Hipersalivasi		√	
Pendarahan		√	
Lidah menjadikering		√	
Dehidrasi	√	√	
kehilangankesadaran	√	√	

3.2.1 Data Training

Data *training* pada penelitian ini digunakan sebagai basis pengetahuan yang menjadikannya sebagai kasus lama. Data kasus baru nantinya akan melihat pada data kasus lama dan mencari kemiripan dari kedua kasus yang ada. Data *training* berjumlah 100 data yang disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Data Training Pasien Penderita Hiperemesis Gravidarum

No	Kode Pasien	Gejala	Diagnosis	Tingkat
1	KP01	Muntah, mual yang terjadi sering, pusing, badan terasa lemas, nyeri ulu hati.	HEG	2
2	KP02	Pusing, demam, mual dan muntah, nyeri ulu hati, keputihan tidak berbau, dehidrasi, nyeri perut.	HEG	2
3	KP03	Nyeri perut, nyeri ulu hati, mual yang terjadi sering, muntah, demam.	HEG	3
4	KP04	Keluhan pusing, mual yang terjadi sering, nyeri ulu hati, tidak bisa makan, pusing.	HEG	2
5	KP05	Mual dan muntah yang terjadi sering, demam, lidah menjadi kering, nyeri perut, pendarahan, dehidrasi	HEG	2
6	KP06	Nyeri ulu hati, mual dan muntah yang terjadi sering, tidak	HEG	2

No	Kode Pasien	Gejala	Diagnosis	Tingkat
		bisa makan, badan lemas, sesak nafas, perut mules, pusing.		
7	KP07	Mual yang terjadi sering, muntah yang terjadi lebih dari 10 kali, demam.	HEG	2
8	KP08	Mual dan muntah terjadi sering, tak nafsu makan.	HEG	2
9	KP09	Mual yang terjadi sering, muntah yang terjadi lebih dari 10 kali, badan lemas, nyeri ulu hati.	HEG	2
10	KP10	Badan lemas, badan terasa menggigil, perut mules, mual dan muntah yang terjadi sering, sakit kepala, keputihan tak berbau.	HEG	2
:	:	:	:	:
90	KP208	Nyeri ulu hati, sesak nafas, mual yang terjadi sering, muntah.	HEG	2
91	KP209	Mual yang terjadi sering, muntah, badan lemas, pusing, tidak bisa makan, nyeri perut.	HEG	2
92	KP210	Mual yang terjadi sering, muntah yang terjadi lebih dari 10 kali, pusing, lemas, tidak bisa makan.	HEG	1
93	KP211	Mual yang terjadi sering, muntah yang terjadi lebih dari 10 kali, pusing, nyeri ulu hati, nyeri perut, demam.	HEG	2
94	KP213	Mual yang terjadi sering, muntah yang terjadi lebih dari 10 kali dalam sehari, badan terasa lemas, pusing, nyeri ulu hati, panas hingga ke dada.	HEG	3
95	KP214	Mual yang terjadi sering, muntah yang terjadi lebih dari 10 kali dalam 1 hari, pusing, badan lemas, perut mules, sakit kepala, sakit pada perut.	HEG	1
96	KP216	Mual yang terjadi sering, pusing, tidak bisa makan, badan lemas, perut mules, sakit kepala	HEG	2
97	KP217	Mual yang terjadi sering, muntah yang terjadi lebih dari 10 kali dalam 1 hari, pusing, badan lemas, badan terasa menggigil, perut mules, demam	HEG	1
98	KP219	Mual yang terjadi sering, muntah yang terjadi lebih dari 10 kali dalam 1 hari, badan terasa menggigil, perut mules, sakit kepala	HEG	2
100	KP223	Mual yang terjadi sering, muntah yang terjadi lebih dari 10 kali dalam 1 hari, tidak bisa makan, nyeri ulu hati, pengeluaran pervaginam, nyeri perut, lidah menjadi kering, dehidrasi	HEG	3

Pada Tabel 2 terlihat bahwa terdapat 4 atribut yaitu kode pasien (KP), gejala, diagnosis dan tingkat. Kode pasien merupakan nomor urut pasien berdasarkan data rekam medis pasien dari rumah sakit. Atribut gejala merupakan gejala-gejala yang dialami oleh pasien, diagnosis merupakan hasil diagnosa penyakit yang diderita oleh pasien dan tingkat adalah tingkatan penyakit *hyperemesis gravidarum* yang diderita pasien.

3.2.2 Data Testing

Data *testing* merupakan data yang akan diujikan, data *testing* penelitian ini disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Data Testing Pasien Penderita Hiperemesis Gravidarum

No	Kode Pasien	Gejala	Hasil Diagnosa	Tingkat
1	KP121	Mual yang terjadi sering, muntah yang terjadi lebih dari 10 kali dalam 1 hari, tidak bisa makan, nyeri ulu hati, sesak nafas, keputihan tidak berbau, demam, nyeri perut, dehidrasi.	?	?
2	KP122	Mual yang terjadi sering, muntah yang terjadi lebih dari 10 kali dalam 1 hari, pusing, tidak bisa makan, badan lemas, badan terasa	?	?

No	Kode Pasien	Gejala	Hasil Diagnosa	Tingkat
		menggigil, perut mules, sakit kepala, sakit pada perut.		
3	KP123	Muntah yang terjadi lebih dari 10 kali dalam 1 hari, nyeri ulu hati, sesak nafas, keputihan tidak berbau, demam, sakit pada perut, nyeri perut.	?	?
4	KP124	Mual yang terjadi sering, muntah yang terjadi lebih dari 10 kali dalam 1 hari, pusing, badan lemas, nyeri ulu hati.	?	?
5	KP125	Mual yang terjadi sering, muntah yang terjadi lebih dari 10 kali dalam 1 hari, tidak bisa makan, nyeri ulu hati, sesak nafas, keputihan tidak berbau, demam, nyeri perut.	?	?
6	KP126	Mual yang terjadi sering, muntah yang terjadi lebih dari 10 kali dalam 1 hari, sesak nafas, muntah darah, demam, panas hingga ke dada, nyeri perut, pendarahan, lidah menjadi kering.	?	?
7	KP127	Mual yang terjadi sering, muntah yang terjadi lebih dari 10 kali dalam 1 hari, badan lemas, badan terasa menggigil, perut mules, sakit pada perut.	?	?
8	KP128	Mual yang terjadi sering, muntah yang terjadi lebih dari 10 kali dalam 1 hari, badan lemas, muntah darah, badan terasa menggigil, perut mules, demam, sakit pada perut, nyeri perut, dehidrasi.	?	?
9	KP129	Mual yang terjadi sering, muntah yang terjadi lebih dari 10 kali dalam 1 hari, pusing, tidak bisa makan, nyeri ulu hati, badan terasa menggigil, perut mules.	?	?
10	KP130	Mual yang terjadi sering, muntah yang terjadi lebih dari 10 kali dalam 1 hari, pusing, perut mules, sakit kepala, sakit pada perut.	?	?

3.3 Pengolahan Data

Data mining adalah proses menemukan korelasi baru yang bermakna, pola dan tren dengan memilah sejumlah besar data yang tersimpan dalam repositori menggunakan teknik-teknik statistik dan matematika [13]. *Data mining* juga merupakan serangkaian proses untuk menggali nilai tambah berupa informasi dari suatu basis data yang berfungsi untuk mencari pengetahuan dalam basis data besar sehingga sering disebut *Knowledge Discovery Database (KDD)*. Informasi yang dihasilkan diperoleh dengan cara mengekstraksi dan mengenali pola yang penting atau menarik dari data yang terdapat pada basis data [14]. Proses ekstraksi informasi dari kumpulan data menggunakan algoritma dan teknik yang melibatkan bidang ilmu statistik, mesin pembelajaran dan sistem manajemen *database*. Berikut adalah tahapan dalam data mining [15], [16]:

1. Pemilihan Data

Tahap ini adalah tahap membuat himpunan data target, penetapan himpunan data dan memfokuskan pada subset variabel atau sampel data, dimana penelitian akan dilakukan.

2. Pembersihan Data

Pemrosesan data dan pembersihan data adalah tindakan dasar seperti penghapusan *noise*. Sebelum melakukan proses data mining, maka diperlukan proses *cleaning* pada data yang menjadi fokus dalam KDD.

3. Transformasi

Pada tahap ini merupakan tahapan proses kreatif dan sangat tergantung pada pola informasi yang akan dicari dalam basis data.

4. Data Mining

Dalam pemilihan algoritma data mining untuk melakukan pencarian proses *data mining* yaitu antara lain teknik, metode atau algoritma dalam *data mining* sangat bervariasi. Penetapan metode atau algoritma yang tepat tergantung pada tujuan dan proses KDD secara keseluruhan.

5. Evaluasi

Tahap ini merupakan tahapan pemeriksaan untuk menentukan pola yang ditemukan bertentangan dengan fakta atau hipotesa yang ada sebelumnya atau tidak.

3.6 Pengukuran Kinerja Model

3.6.1 K-Fold Cross Validation

Cross-validasi atau dapat disebut estimasi rotasi adalah sebuah teknik validasi model untuk menilai bagaimana hasil statistik analisis akan menggeneralisasi kumpulan data independen. Teknik ini utamanya digunakan untuk melakukan prediksi model dan memperkirakan seberapa akurat sebuah model prediktif ketika dijalankan dalam praktiknya. Salah satu teknik dari validasi silang adalah *K-Fold Cross Validation*, yang mana memecah data menjadi k bagian set data dengan ukuran yang sama. Penggunaan *K-Fold Cross Validation* untuk menghilangkan bias pada data. Jumlah proses pelatihan dan pengujian dilakukan sebanyak k kali [23].

3.7.1 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah cara yang berguna untuk menganalisis seberapa baik sistem mengenali *tuple* dan kelas yang berbeda. Kinerja sistem klasifikasi menggambarkan seberapa baik sistem dalam mengklasifikasikan data, salah satu metode yang digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi. Model *Confusion matrix* akan membentuk matriks yang terdiri dari *accuracy*, *precision*, serta *recall* [24], [25]. Nilai yang dihasilkan dari metode *confusion matrix* berupa evaluasi sebagai berikut:

- Accuracy*, persentase dari jumlah *record* data yang diklasifikasikan (prediksi) secara benar oleh algoritma.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (2)$$

- Presisi, persentase dari jumlah *record* data yang memiliki kesesuaian atau kecocokan antara permintaan informasi dengan jawaban permintaan tersebut.

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{FP+TP} \times 100\% \quad (3)$$

- Recall*, persentase dari jumlah *record* data relevan yang dipilih terhadap total jumlah item yang tersedia.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (4)$$

Ket:

- True Positive* (TP) adalah jumlah *record* data dengan nilai sebenarnya positif dan nilai prediksi positif
- False Positive* (FP) adalah jumlah *record* data dengan nilai sebenarnya negatif dan nilai prediksi positif
- False Negative* (FN) adalah jumlah *record* data dengan nilai sebenarnya positif dan nilai prediksi negatif
- True Negative* (TN) adalah jumlah *record* data dengan nilai sebenarnya negatif dan nilai prediksi negatif.

4 Hasil dan Pembahasan

Di tahap hasil dan pembahasan menjabarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dimulai dari pengolahan data menggunakan tahapan data mining, kemudian menerapkan metode CBR dan KKN. Setelah menerapkan metode dilanjutkan dengan melakukan pengujian akurasi terhadap hasil penerapan metode yang telah dilakukan.

4.1 Hasil Pengolahan Data

Tahap pengolahan data menggunakan metode data mining terdiri dari pemilihan data yang menyisakan atribut berpengaruh dalam mendiagnosa tingkatan penderita *hyperemesis gravidarum* yaitu kode pasien, gejala dan tingkatan. Selanjutnya, data dibersihkan (*cleaning*), tahap ini berupa pengecekan setiap data, agar tidak ada duplikasi data, memeriksa data yang inkonsisten dan memperbaiki kesalahan pada seperti kesalahan cetak, sehingga data tersebut dapat diolah dan dilakukan proses data mining. Pada proses ini terdapat 128 data duplikat dan data kasus yang memiliki gejala kurang dari tiga. Dari hasil *cleaning* menyisakan 100 data yang digunakan sebagai data uji. Setelah data dibersihkan, data ditransformasi dengan melakukan normalisasi pada gejala penderita *Hiperemesis gravidarum*. Setiap gejala memiliki bobot yang berbeda-beda dengan rentang bobot dari 0 – 1, semakin tinggi bobot semakin berpengaruh gejala *hiperemesis gravidarum* pada ibu hamil. Bobot ditentukan oleh bidan di rumah sakit dan setiap gejala-gejala pada pasien *hiperemesis gravidarum* ditransformasikan dengan Kode Gejala (KG) dari mulai KG01 sampai dengan KG22 agar dapat membandingkan kemiripan dari *data base* dan data uji, data penelitian ini digunakan untuk data *training* dan data *testing*. Hasil dari tranformasi data pasien *hiperemesis gravidarum* pada ibu hamil tahun 2018 – 2019 ditampilkan oleh Tabel 4. Pada KG01, gejala mual yang sering terjadi memiliki bobot 0.85 yang menunjukkan bahwa gejala KG01 mendekati nilai 1 dan sangat berpengaruh dari pada gejala KG19 perut mules dengan bobot 0.65 pada penderita *hiperemesis gravidarum*.

Tabel 4. Gejala dan Bobot Penderita Hiperemesis Gravidarum

Kode Gejala	Gejala	Bobot
KG01	Mual yang terjadi sering	0.85
KG02	Muntah yang terjadi lebih dari 10 kali dalam 1 hari	0.85
KG03	Pusing	0.65
KG04	Tidak bisa makan	0.70
KG05	Badan lemas	0.50
KG06	Nyeri ulu hati	0.50
KG07	Sesak nafas	0.45
KG08	Muntah Darah	0.45
KG09	Badan terasa menggigil	0.30
KG10	Perut mules	0.65
KG11	Keputihan Tidak berbau	0.30
KG12	Demam	0.40
KG13	Sakit kepala	0.30
KG14	Sakit pada perut	0.40
KG15	Panas hingga ke dada	0.30
KG16	Pengeluaran pervaginam	0.40
KG17	Nyeri perut	0.75
KG18	<i>Hipersalivasi</i>	0.85
KG19	Pendarahan	0.60
KG20	Lidah menjadi kering	0.50
KG21	Dehidrasi	0.50
KG22	kehilangan kesadaran	0.50

4.2 Hasil Penerapan Proses

Asumsikan bahwa gejala yang terdapat pada kasus baru adalah gejala yang diderita pasien yang belum terdiagnosa tingkatan *hiperemesis gravidarum* seperti pada Tabel 5.

Tabel 5. Gejala Kasus Baru

Nama	Gejala yang diderita
Kasus Baru	Muntah (KG02) Tak Nafsu Makan (KG04) Nyeri Ulu Hati (KG06) Keputihan Tak Bau (KG011)

Asumsikan telah terdapat 3 (tiga) data di dalam *knowledge base* (basis pengetahuan) yang berisi analisis pasien penderita *hiperemesis gravidarum* yang ditampilkan oleh Tabel 6.

Tabel 6. Analisis Gejala Pasien pada Basis Kasus Lama

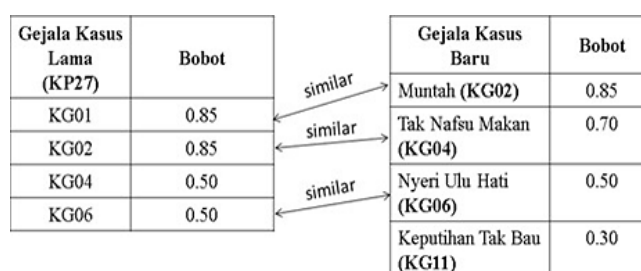
Kode Pasien	Kode Gejala	Tingkatan
KP27	KG01, KG02, KG04, KG06	2
KP32	KG01, KG02, KG05, KG06	2
KP149	KG01, KG02, KG04, KG06, KG11, KG12	2

Berikut perhitungan metode *Case Base Reasoning* menggunakan *K-Nearest Neighbor* dengan 4 tahapan.

1. Proses *Retrieve*

Tahap proses *retrieve* akan mencari similarity antara kasus baru dengan kasus lama yang ada pada basis pengetahuan. Pencarian dilakukan dengan cara mencocokkan gejala kasus baru. ada proses ini, bobot gejala yang similar akan dihitung dengan menggunakan *K-Nearest Neighbor*. Kasus baru yang akan dicari nilai kedekatannya dengan kasus lama mengambil 3 contoh kasus paling mendekati dengan kasus baru.

Pertama, mencocokkan kasus baru dengan kasus lama pada pasien dengan kode KP27 seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Perhitungan Kasus KP27

Gejala yang mirip antara kasus lama KP27 dengan kasus baru yaitu KG02, KG04, KG06. Setelah itu, gejala yang memiliki bobot mirip akan dihitung menggunakan bobot kemiripan (*similarity*) dengan *K-Nearest Neighbor* sebagai berikut:

$$Similarity = \frac{(0 \times 0.85) + (1 \times 0.85) + (0 \times 0.70) + (1 \times 0.50)}{0.85 + 0.85 + 0.70 + 0.50} = \frac{2.05}{2.9} = 0.70$$

Hasil perhitungan diperoleh bahwa antara kasus KP27 dan kasus baru memiliki nilai kemiripan (*similarity*) sebesar 0.706 dengan prediksi tingkat 2.

Kedua, mencocokkan kasus baru dengan kasus lama berdasarkan kasus pada pasien KP32 yang terlihat pada Gambar 2.

Gejala Kasus Lama (KP32)	Bobot		Gejala Kasus Baru	Bobot
KG01	0.85	similar	Muntah (KG02)	0.85
KG02	0.85		Tak Nafsu Makan (KG04)	0.70
KG05	0.50	similar	Nyeri Ulu Hati (KG06)	0.50
KG06	0.50		Keputihan Tak Bau (KG11)	0.30

Gambar 3. Perhitungan KP32

Gejala yang mirip antara kasus baru dan kasus lama KP32 yaitu KG02 dan KG06. Selanjutnya, menghitung gejala yang bobotnya mirip menggunakan bobot kemiripan (*similarity*) dengan KNN sebagai berikut:

$$Similarity = \frac{(0 \times 0.85) + (1 \times 0.85) + (0 \times 0.50) + (1 \times 0.50)}{0.85 + 0.85 + 0.50 + 0.50} = \frac{1.35}{2.7} = 0.50$$

Hasil perhitungan diperoleh bahwa antara kasus KP32 dan kasus baru memiliki nilai kemiripan (*similarity*) sebesar 0.50 dengan prediksi tingkat 2.

Ketiga, mencocokkan kasus baru dengan kasus lama berdasarkan kasus yang berada pada pasien KP149 seperti pada Gambar 4.

Gejala Kasus Lama (KP149)	Bobot		Gejala Kasus Baru	Bobot
KG01	0.85	similar	Muntah (KG02)	0.85
KG02	0.85		Tak Nafsu Makan (KG04)	0.70
KG04	0.50	similar	Nyeri Ulu Hati (KG06)	0.50
KG06	0.50		Keputihan Tak Bau (KG11)	0.30
KG11	0.30	similar		
KG12	0.40			

Gambar 4. Perhitungan KP149

Gejala yang mirip antara kasus lama KP149 dengan kasus baru yaitu KG02, KG04, KG06, KG11. Dari kedua kasus tersebut dihitung gejala yang memiliki kemiripan menggunakan bobot kemiripan (*similarity*) dengan *K-Nearest Neighbor* sebagai berikut:

$$Similarity = \frac{(0 \times 0.85) + (1 \times 0.85) + (1 \times 0.70) + (1 \times 0.50) + (1 \times 0.30) + (0 \times 0.40)}{0.85 + 0.85 + 0.70 + 0.50 + 0.30} = \frac{2.35}{3.6} = 0.652$$

Hasil perhitungan diperoleh bahwa antara kasus KP149 dan kasus baru memiliki nilai kemiripan (*similarity*) sebesar 0.652 dengan prediksi tingkat 2.

2. Proses Reuse

Proses selanjutnya adalah *Reuse*, menggunakan kembali kasus yang ada dan solusinya digunakan untuk menyelesaikan masalah yang ada saat ini. Hasil proses *reuse* dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Diagnosis Hiperemesis Gravidarum

No.	Kode Pasien	Similarity	Prediksi Tingkat
1.	KP27	0.70	2
2.	KP149	0.652	2
3.	KP32	0.50	2

Dari Tabel 7, terlihat bahwa kasus yang memiliki bobot kemiripan rendah adalah kasus KP32 dengan nilai *similarity* 0.50 sedangkan pada kasus KP27 menghasilkan bobot kemiripan tertinggi dengan nilai *similarity* 0.706. Berdasarkan hasil *reuse*, maka diagnosa yang akan diambil adalah

diagnosa dengan bobot kemiripan tertinggi pada kasus KP27 yaitu pasien kasus baru terdiagnosa *Hiperemesis gravidarum* tingkat 2.

3. Proses *Revise*

Proses revise pada penelitian ini tidak dilakukan, karena hasil diagnosis telah ditemukan. Proses revise dilakukan apabila ada perbaikan solusi dengan menguji dari kasus nyata (simulasi) untuk memperbaiki solusi agar sesuai dengan kasus baru. Namun, jika tidak ada perbaikan maka solusi telah sesuai dengan yang diharapkan.

4. Proses *Retain*

Proses retain pada penelitian ini tidak dilakukan. Proses retain dilakukan jika proses *revise* dilakukan. Proses ini akan memasukkan data kasus baru yang sudah ditemukan solusinya. Data tersebut akan dimasukkan ke dalam basis pengetahuan untuk membantu memecahkan masalah yang akan datang. Hasil diagnosa menggunakan 4 proses *case base reasoning* dengan KNN pada kasus baru dengan gejala muntah, tak nafsu makan, nyeri ulu hati, keputihan tak berbau dengan pengujian 3 kasus lama menghasilkan diagnosa *hiperemesis gravidarum* tingkat 2 dengan *similarity* tertinggi 0,70.

Dari hasil penerapan metode CBR dan KNN yang dilakukan terhadap 10 data testing menghasilkan diagnosis tingkatan *Hiperemesis Gravidarum* pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Diagnosis pada Data Testing

No	Kode Pasien	Hasil Diagnosa	Diagnosis CBR & KNN	Similarity (%)
1	KP121	HEG	2	100
2	KP122	HEG	1	100
3	KP123	HEG	2	100
4	KP124	HEG	1	100
5	KP125	HEG	2	100
6	KP126	HEG	2	85.07
7	KP127	HEG	1	89.83
8	KP128	HEG	2	100
9	KP129	HEG	2	100
10	KP130	HEG	1	89.83

Berdasarkan Tabel 8, terdapat enam pasien yang mengidap penyakit HEG tingkat 2 dan tersisa empat orang yang mengidap penyakit HEG tingkat 1.

4.3 Hasil Pengujian Model

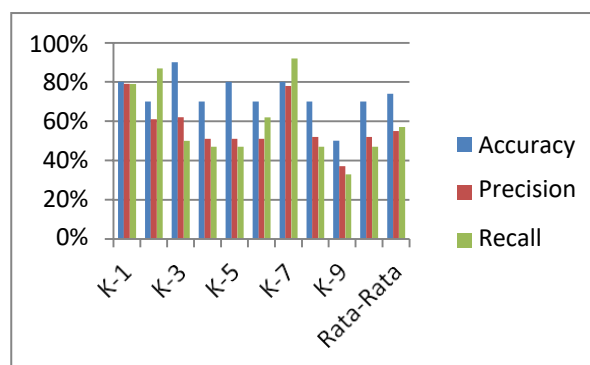
Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap metode *Case Base Reasoning* dengan *K-Nearest Neighbor* menggunakan skema *10-fold cross validation*, dengan artian dataset akan dibagi menjadi N bagian secara acak. Pada penelitian ini menggunakan sebanyak 100 dataset, ketika bagian kesatu (*Fold K-1*) menjadi data uji dan sisanya menjadi data latih demikian seterusnya hingga sampai K-10. Pada evaluasi melibatkan perhitungan *accuracy*, *precision*, *recall* menggunakan *confusion matrix* yang dihitung oleh persamaan 2, 3, dan 4. Setelah melakukan pengujian *1-fold* sampai *10-fold*. Langkah selanjutnya adalah menghitung rata-rata dari nilai keseluruhan. Nilai rata-rata ditampilkan oleh Tabel 9.

Tabel 9. Nilai rata-rata confusion matrix

Dataset	Accuracy	Precision	Recall
K-1	80%	79%	79%
K-2	70%	61%	87%
K-3	90%	62%	50%
K-4	70%	51%	47%
K-5	80%	51%	47%
K-6	70%	51%	62%

Dataset	Accuracy	Precision	Recall
K-7	80%	78%	92%
K-8	70%	52%	47%
K-9	50%	37%	33%
K-10	70%	52%	47%
Rata-Rata	74%	55%	57%

Setelah dilakukan pengujian *confusion matrix* dengan *10-fold cross validation* berdasarkan Tabel 8, diketahui bahwa *fold* tertinggi adalah *K-fold* 1, 3 dan 7. *K-3* menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 90%. Namun pada *K-1*, tingkat presisi-nya lebih tinggi dibanding *K-fold* lainnya dengan nilai presisi sebesar 79%. Secara keseluruhan nilai rata-rata akurasi dari metode CBR dan KKN yang telah dilakukan adalah 74%, dengan nilai *precision* sebesar 55% dan nilai *recall* sebesar 57%. Diagram hasil perhitungan *confusion matrix* dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Diagram Confusion Matrix Metode CBR dengan KNN

5 Kesimpulan

Berdasarkan dari hasil pembahasan, kesimpulan yang diperoleh adalah penelitian ini telah berhasil mendiagnosa penyakit *hiperemesis gravidarum* menggunakan metode *Case Base Reasoning* dengan *K-Nearest Neighbor*. Hasil diagnosa terhadap data testing menunjukkan bahwa jumlah penderita *hiperemesis gravidarum* yang paling banyak berada pada tingkat 2. Lebih lanjut, *similarity* tertinggi dari kasus baru sebesar 0.706 dengan tingkat *hiperemesis gravidarum* 2. Hasil evaluasi terhadap perhitungan metode CBR dan KNN menggunakan *confusion matrix* menghasilkan nilai akurasi sebesar 74%, nilai presisi 55% dan nilai *recall* sebesar 57%. Hal ini mengindikasikan bahwa metode ini cukup baik untuk mendiagnosa tingkatan pada penderita *hiperemesis gravidarum*.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terimakasih kepada pihak rumah sakit Dirgahayu Samarinda yang telah bersedia diwawancara mengenai diagnosa penderita *Hiperemesis Gravidarum* dan telah bersedia memberikan data yang diperlukan dalam penelitian ini.

Referensi

- [1] M. Purwanti, N. E. Brahmana, and W. Hidayat, "Faktor Risiko Umur, Gravida, Status Gizi dan Kehamilan Ganda Dengan Kejadian Hiperemesis Gravidarum (Studi Kasus Kontrol di RSUD Aceh Tamiang)," *J. Muara Sains, Teknol. Kedokt. dan Ilmu Kesehat.*, vol. 3, no. 2, p. 237, 2020, doi: 10.24912/jmstkik.v3i2.5106.
- [2] E. Susanti, F. Firdayanti, and N. Haruna, "Manajemen Asuhan Kebidanan Antenatal Pada Ny 'S' dengan Hiperemesis Gravidarum Tingkat II di Rs TNI Angkatan Laut Jala Ammari Pada Tanggal 27 Mei-18 Juli 2018," *J. Midwifery*, vol. 1, no. 2, pp. 79–91, 2019, doi: 10.24252/jmw.v1i2.10557.
- [3] I. A. Ibrahim, S. Syahrir, and T. Anggriati, "Faktor-Faktor yang Berhubungan dengan Hyperemesis Gravidarum Pada Ibu Hamil di RSUD Syekh Yusuf Tahun 2019," *Al Gizzal*

- Public Heal. Nutr. J.*, vol. 1, no. 2, pp. 59–70, 2021, doi: 10.24252/algizzai.v1i2.21779.
- [4] C. S. Fatoni and F. D. Noviandha, “Case Based Reasoning Diagnosis Penyakit Difteri dengan Algoritma K-Nearest Neighbor,” *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 4, no. 3, pp. 220–232, 2018, doi: 10.24076/citec.2017v4i3.112.
- [5] Y. I. Kurniawan and T. I. Barokah, “Klasifikasi Penentuan Pengajuan Kartu Kredit Menggunakan K-Nearest Neighbor,” *J. Ilm. Matrik*, vol. 22, no. 1, pp. 73–82, 2020, doi: 10.33557/jurnalatrik.v22i1.843.
- [6] Y. Wibisono and D. Wismarini, “Case Based Reasoning Penyakit Itik Petelur Menggunakan Algoritma Similaritas Sorgenfrei KNN,” *MISI (Jurnal Manaj. Inform. dan Sist. Infromasi)*, vol. 4, no. 2, pp. 101–106, 2021.
- [7] Y. V. Via, F. T. Anggraeny, and R. A. Jorgie, “Penerapan Algoritma Case Based Reasoning dan K-Nearest Neighbor untuk Diagnosa Penyakit Ayam,” *Pros. Semin. Nas. Inform. Bela Negara*, vol. 2, pp. 192–195, 2021, doi: 10.33005/santika.v2i0.140.
- [8] H. Sulistiani, I. Darwanto, and I. Ahmad, “Penerapan Metode Case Based Reasoning dan K-Nearest Neighbor untuk Diagnosa Penyakit dan Hama pada Tanaman Karet,” *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelit. Inform.)*, vol. 6, no. 1, pp. 23–28, 2020.
- [9] I. D. Wijaya, M. N. Shoumi, and T. I. Sulistiyowati, “Implementasi Case Based Reasoning pada Deteksi Estrus Sapi Perah Menggunakan Sorensen Coefficient,” *J. Eltek*, vol. 18, no. 2, p. 30, 2020, doi: 10.33795/eltek.v18i2.252.
- [10] Gi. F. Ramadhan and E. Winarno, “Sistem Diagnosa Penyakit Ikan Menggunakan Metode Case Based Reasoning dengan Algoritma Similaritas Sorgenfrei dan K-Nearest Neighbor,” *J. Ilm. Inform.*, vol. 10, no. 01, pp. 44–50, 2022.
- [11] A. D. Nurbaity, A. Candra, and D. Y. Fitranti, “Faktor Risiko Hiperemesis Gravidarum pada Ibu Hamil di Semarang,” *J. Nutr. Coll.*, vol. 8, no. 3, pp. 123–130, 2019, doi: 10.14710/jnc.v8i3.25801.
- [12] N. Nurhasanah, S. Aisyah, and R. Amalia, “Hubungan Jarak Kehamilan, Pekerjaan dan Paritas dengan Kejadian Hiperemesis Gravidarum Pada Ibu Hamil,” *J. Ilm. Univ. Batanghari Jambi*, vol. 22, no. 2, p. 736, 2022, doi: 10.33087/jjubj.v22i2.1800.
- [13] E. Fitriani, “Perbandingan Algoritma C4.5 dan Naïve Bayes untuk Menentukan Kelayakan Penerima Bantuan Program Keluarga Harapan,” *Sistemasi*, vol. 9, no. 1, pp. 103–115, 2020, doi: 10.32520/stmsi.v9i1.596.
- [14] M. Wahyudi, M. Masitha, R. Saragih, and S. Solikhun, *Data Mining: Penerapan Algoritma K-Means Clustering dan K-Medoids Clustering*. Yayasan Kita Menulis, 2020.
- [15] A. F. Lestari and M. Hafiz, “Penerapan Algoritma Apriori pada Data Penjualan Barbar Warehouse,” *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 5, no. 1, p. 96, 2020, doi: 10.35314/isi.v5i1.1317.
- [16] A. Yandi Saputra and Y. Primadasa, “Penerapan Teknik Klasifikasi Untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbour Implementation of Classification Method to Predict Student Graduation Using K-Nearest Neighbor Algorithm,” *Techno.Com*, vol. 17, no. 4, p. 9, 2018.
- [17] D. Sartika and Y. Yupianti, “Klasifikasi Penyakit Tiroid Menggunakan Algoritma C4.5 (Studi Kasus : Rumah Sakit Umum Daerah (RSUD) Hasanuddin Damrah Manna),” *Rekayasa- J. Scince Technol.*, vol. 13, no. 1, pp. 71–76, 2020, doi: 10.21107/rekayasa.v13i1.5912.
- [18] A. M. Siregar and H. H. H, “Implementasi Algoritma Neural Network untuk Mendukung Keputusan di Desa Tamanmekar,” *PETIR J. Pengkaj. dan Penerapan Tek. Inform.*, vol. 13, no. 1, pp. 21–32, 2020, doi: 10.33322/petir.v13i1.768.
- [19] M. Benamina, B. Atmani, and S. Benbelkacem, “Diabetes Diagnosis by Case-Based Reasoning and Fuzzy Logic,” *Int. J. Interact. Multimed. Artif. Intell.*, vol. 5, no. 3, p. 72, 2018, doi: 10.9781/ijimai.2018.02.001.

- [20] D. Dona, H. Maradona, and M. Masdewi, “Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Jantung Dengan Metode Case Based Reasoning (CBR),” *Zo. J. Sist. Inf.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–12, 2021, doi: 10.31849/zn.v3i1.6442.
- [21] R. Rahayu Marlis, Abdullah, and F. Yunita, “Sistem Prediksi Kualitas Kopra Putih Menggunakan K-Nearest Neighbor (K-NN),” *Sist. (Jurnal Sist. Informasi)*, vol. 10, no. 2, pp. 290–299, 2021.
- [22] M. R. A. Nasution and M. Hayaty, “Perbandingan Akurasi dan Waktu Proses Algoritma K-NN dan SVM dalam Analisis Sentimen Twitter,” *J. Inform.*, vol. 6, no. 2, pp. 226–235, 2019, doi: 10.31311/ji.v6i2.5129.
- [23] F. Tempola, M. Muhammad, and A. Khairan, “Perbandingan Klasifikasi Antara KNN dan Naive Bayes pada Penentuan Status Gunung Berapi dengan K-Fold Cross Validation,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 5, p. 577, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201855983.
- [24] F. J. Ariza-López, J. Rodriguez-Avi, and M. V Alba-Fernandez, “Complete Control of an Observed Confusion Matrix,” in *IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2018, pp. 1222–1225.
- [25] N. Hardi, Y. Alkahfi, P. Handayani, W. Gata, and M. R. Firdaus, “Analisis Sentimen Physical Distancing pada Twitter Menggunakan Text Mining dengan Algoritma Naive Bayes Classifier,” *Sist. (Jurnal Sist. Informasi)*, vol. 10, no. 1, pp. 131–138, 2021, doi: 10.32520/stmsi.v10i1.1118.