



## Perbandingan Metode CBR dan Dempster-Shafer pada Sistem Pakar Terintegrasi Layanan Kesehatan

Istiadi<sup>1</sup>, Emma Budi Sulistiarini<sup>2</sup>, Rudy Joegijantoro<sup>3</sup>, Affi Nizar Suksmawati<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Teknik Informatika, Universitas Widyagama Malang

<sup>2</sup>Program Studi Teknik Industri, Universitas Widyagama Malang

<sup>3</sup>Program Studi Kesehatan Lingkungan, STIKES Widyagama Husada

<sup>4</sup>Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Gadjah Mada

<sup>1</sup>istiadi@widyagama.ac.id, <sup>2</sup>emma\_budi@widyagama.ac.id, <sup>3</sup>aziro71@gmail.com, <sup>4</sup>affinizar@mail.ugm.ac.id

### Abstract

*Infectious disease is a very dangerous disease with a high mortality rate. Delays in handling the spread of an infectious disease can be minimized using an expert system. This study uses an expert system as a disease consulting service that is integrated with the health care system. Integration with the health care system is used for the knowledge acquisition process. The knowledge base on the expert system uses patient medical record data obtained through the health care system. The expert system can diagnose infectious diseases of sore throat (Pharyngitis), diphtheria, dengue fever, Typhoid fever, tuberculosis, and leprosy. The knowledge acquisition process produces 43 symptoms. These symptoms are used to diagnose new cases using Case-Based Reasoning (CBR) and Dempster-Shafer methods. In the CBR method, the similarity measurement process is determined by comparing the K-Nearest Neighbor, Minkowski Distance, and 3W-Jaccard similarity measurement methods. The expert system obtains accuracy values for the CBR K-Nearest Neighbor, CBR Minkowski Distance, and CBR 3W-Jaccard methods at a threshold of 70%, respectively 65.71%, 80%, and 85.71%. The average length of retrieve time required for each similarity method is 0.083s, 0.107s, and 6.325s, respectively. While the diagnosis of disease with Dempster-Shafer gets an accuracy value of 88.57%.*

*Keywords: expert system, health care system, infectious disease, Dempster-Shafer, Case Based Reasoning*

### Abstrak

Penyakit menular merupakan penyakit yang sangat berbahaya dengan angka kematian cukup tinggi. Keterlambatan penanganan akan terjangkitnya suatu penyakit menular dapat diminimalisir menggunakan sistem pakar. Penelitian ini menggunakan sistem pakar sebagai layanan konsultasi penyakit yang diintegrasikan dengan sistem layanan kesehatan. Integrasi dengan sistem layanan kesehatan digunakan untuk proses akuisisi pengetahuan. *Knowledge base* pada sistem pakar menggunakan data rekam medis pasien yang didapatkan melalui sistem layanan kesehatan. Sistem pakar mampu mendiagnosis penyakit menular radang tenggorokan (*Pharyngitis*), difteri, demam berdarah, demam *typhoid*, tuberkulosis, dan kusta. Proses akuisisi pengetahuan menghasilkan 43 gejala. Gejala tersebut digunakan untuk mendiagnosis kasus baru dengan metode *Case-Based Reasoning* (CBR) dan *Dempster-Shafer*. Pada metode CBR proses pengukuran similaritas ditentukan dengan membandingkan metode pengukuran similaritas *K-Nearest Neighbor*, *Minkowski Distance*, dan *3W-Jaccard*. Sistem pakar mendapatkan nilai akurasi untuk metode CBR *K-Nearest Neighbor*, CBR *Minkowski Distance*, dan CBR *3W-Jaccard* pada *threshold*  $\geq 70\%$ , masing-masing 65.71%, 80%, dan 85.71%. Rata-rata lama waktu *retrieve* yang dibutuhkan setiap metode similaritas masing-masing 0.083s, 0.107s, dan 6.325s sedangkan diagnosis penyakit dengan *Dempster-Shafer* mendapatkan nilai akurasi sebesar 88.57%.

Kata kunci: sistem pakar, sistem layanan kesehatan, penyakit menular, *Dempster-Shafer*, *Case-Based Reasoning*

### 1. Pendahuluan

Penyakit menular tergolong sangat berbahaya karena angka kematiannya cukup tinggi [1]. Unsur penyebab penyakit menular terdiri dari kelompok *arthropoda* (serangga), *helminth* (cacing), *protozoa*, *fungi* (jamur),

bakteri, dan virus. Penularan penyakit dapat secara langsung maupun melalui perantara seperti media udara dan air [2]. Proses penularan penyakit juga dapat terjadi karena kegiatan interaksi manusia dengan sekitarnya. Hal tersebut menyebabkan penyakit menular tidak

hanya membahayakan untuk seseorang, tetapi juga orang di lingkungan sekitarnya [3]. Berdasarkan data yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Kota Malang, terdapat enam jenis penyakit menular yang menjadi perhatian khusus [4]. Penyakit menular tersebut terdiri dari Radang Tenggorok (*Pharyngitis*), Difteri, Demam Berdarah, Demam *Typhoid*, Tuberkulosis, dan Kusta. Beberapa penyakit menular tersebut menempati urutan teratas berdasarkan banyaknya jumlah kasus. Seringkali kasus jatuhnya korban disebabkan karena keterlambatan tindakan dan penanganan [5]. Keterlambatan tindakan dapat disebabkan karena ketidaktahuan masyarakat akan terjangkitnya penyakit menular yang berbahaya [3].

Pemanfaatan teknologi komputasi seperti sistem pakar dapat menjadi solusi untuk meminimalisir keterlambatan tindakan dan penanganan. Sesuai dengan konsep sistem pakar yaitu memetakan keahlian manusia ke dalam sistem komputer, agar komputer dapat menyelesaikan masalah seperti yang dilakukan oleh pakar [6]. Sistem pakar sebagai layanan konsultasi dapat diintegrasikan dengan sistem layanan kesehatan untuk mendapatkan *knowledge base*. *Knowledge base* terdiri dari fakta-fakta seperti gejala, jenis penyakit, maupun hubungan antara keduanya [7]. *Knowledge base* didapatkan melalui data rekam medis pasien pada sistem layanan kesehatan. Tahap *preprocessing* dilakukan pada data rekam medis pasien yang masih berupa data tidak terstruktur agar menjadi data terstruktur. Tahap tersebut bertujuan untuk memperbaharui *knowledge base* seiring dengan proses penambahan data rekam medis.

Teknologi komputasi mampu memberikan solusi dalam bentuk persentase angka sesuai dengan metode dan algoritma tertentu [8]. Metode *CBR* mampu mendapatkan solusi dari kasus-kasus yang memiliki kemiripan [9]. *CBR* mengkalkulasi nilai kemiripan (similaritas) antara kasus lama dengan kasus baru. Proses kalkulasi nilai kemiripan dapat menggunakan beberapa metode seperti *KNN (K-Nearest Neighbor)*, *Minkowski Distance*, dan *3W-Jaccard* [10][11]. Tiap-tiap kasus lama yang ada dalam basis data dicari kemiripannya berdasarkan jarak terdekat dengan kasus baru.

Penelitian yang menggunakan *CBR* dengan metode similaritas *K-Nearest Neighbor* diantaranya penelitian Papuangan (2018) menerapkan *CBR* untuk sistem diagnosis penyakit hepatitis, hasil validasi memberikan tingkat akurasi sebesar 94.29% [12]. Penelitian Andriani (2020) menggunakan *CBR* untuk sistem pelayanan di lembaga kesejahteraan anak, hasil pengujian memperoleh tingkat akurasi sebesar 87.5% [13]. Beberapa penelitian mencoba untuk membandingkan metode similaritas yang menghasilkan akurasi paling baik. Penelitian Wahyudi (2017) menggunakan *CBR* untuk mendiagnosis penyakit jantung [14]. Penelitian ini membandingkan metode similaritas yang terdiri dari *K-Nearest Neighbor*, *Minkowski Distance*, dan *Euclidean*

*Distance*. Metode similaritas *Minkowski Distance* memperoleh nilai akurasi tertinggi mencapai 100%. Penelitian Adiba (2020) menerapkan *CBR* untuk mendiagnosis penyakit kulit [11]. Penelitian ini membandingkan metode similaritas yang terdiri dari *K-Nearest Neighbor*, *Minkowski Distance*, dan *Simple Matching Coefficient*. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa metode similaritas *Minkowski Distance* memiliki akurasi lebih baik. Penelitian Wibisono (2019) menerapkan metode *CBR* untuk sistem rekomendasi resep masakan [10]. Penelitian ini membandingkan metode similaritas yang terdiri dari *Jaccard*, *Dice*, *3W-Jaccard*, *Sokal&Sneath1*, *Sorgenfrei*, dan *Ochiai*. Hasil implementasi menggunakan *3W-Jaccard* memperoleh nilai similaritas paling tinggi.

Penelitian-penelitian tersebut mampu untuk mendapatkan nilai *threshold* diatas 80%, namun basis kasus yang ada belum terintegrasi dengan sistem layanan kesehatan. Pada saat seorang dokter/pakar telah menyelesaikan kasus baru, basis kasus atau *knowledge base* masih harus diperbaharui secara manual. Pada penelitian ini akan diterapkan metode *CBR* menggunakan metode similaritas *K-Nearest Neighbor*, *Minkowski Distance*, dan *3W-Jaccard*. Beberapa metode similaritas tersebut dibandingkan untuk mendapatkan nilai akurasi yang paling baik. Seorang pakar ditetapkan sebagai *case library* untuk memberikan bobot pada setiap fitur gejala. Penelitian ini juga mencoba membandingkan *CBR* dengan *Dempster-Shafer* pada kasus diagnosis penyakit menular.

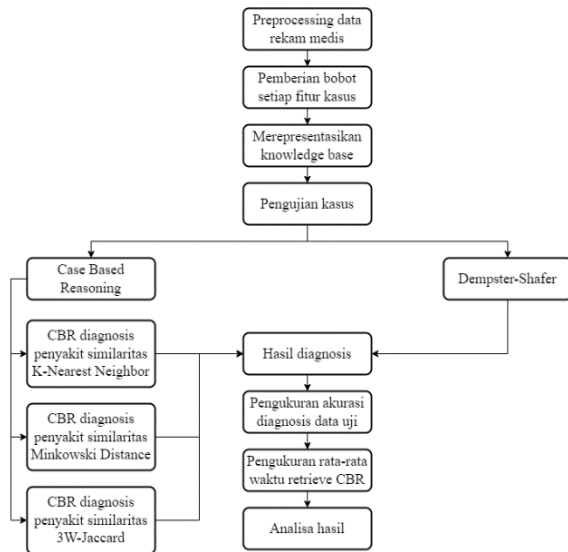
Metode *Dempster-Shafer* mengkombinasikan potongan informasi yang terpisah untuk mengkalkulasikan kemungkinan dari suatu kasus berdasarkan nilai bobot atau kepercayaan yang diberikan [15]. Metode *Dempster-Shafer* banyak diterapkan pada berbagai jenis kasus. Beberapa diantaranya penelitian Kanggeraldo dkk (2018) menggunakan *Dempster-Shafer* untuk diagnosis penyakit stroke, hasil pengujian mendapatkan nilai akurasi sebesar 97% [16]. Penelitian Hasibuan dkk (2019) menerapkan metode *Dempster-Shafer* untuk mendiagnosis penyakit faringitis [17]. Penelitian Aldo dkk (2019) mendiagnosis hama dan penyakit bawang merah menggunakan metode *Dempster-Shafer*, nilai akurasi yang dihasilkan sebesar 95% dengan representasi pengetahuan berupa aturan dan gejala [18]. Penelitian Wijaya dkk (2020) mendiagnosis penyakit kulit menggunakan metode *Dempster-Shafer*, hasil nilai rata-rata akurasi sistem sebesar 90% [19]. Penelitian Saragih dkk (2021) menerapkan metode *Dempster-Shafer* untuk sistem deteksi gangguan kecemasan *Obsessive Compulsive Disorder* [20].

Penelitian-penelitian tersebut berhasil menerapkan metode *Dempster-Shafer* pada banyak kasus dengan persentase nilai akurasi diatas 90%. Berdasarkan hal tersebut, pada penelitian ini akan dibandingkan metode *CBR* dengan metode *Dempster-Shafer* untuk jenis kasus

penyakit menular. Penelitian ini menggunakan *knowledge base* yang sama untuk metode *CBR* dan metode *Dempster-Shafer*, yaitu berupa penyakit, gejala dan bobot pada setiap fitur. *Knowledge base* akan terintegrasi dengan sistem layanan kesehatan, sehingga dapat diperbaharui secara terus-menerus. Pada metode *CBR* akan dibandingkan tiga metode pengukuran similaritas yang terdiri dari *K-Nearest Neighbor*, *Minkowski Distance*, dan *3W-Jaccard*.

## 2. Metode Penelitian

Metode penelitian yang digunakan, digambarkan dalam bentuk bagan pada Gambar 1.



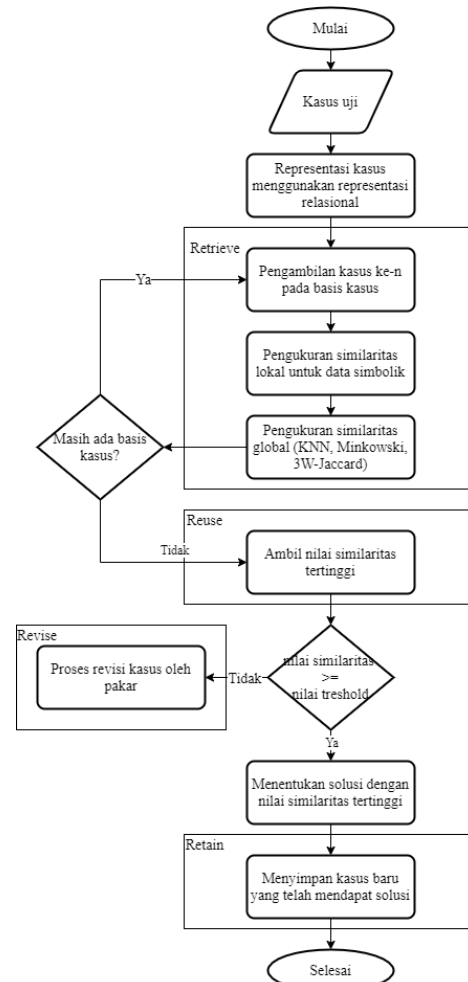
Gambar 1. Metodologi Penelitian

Berdasarkan Gambar 1, tahap awal yang dilakukan adalah *preprocessing* data rekam medis. Data rekam medis diperoleh dari sistem layanan kesehatan terdiri dari beberapa atribut, yaitu nomor pemeriksaan, nomor rekam medis, tanggal pemeriksaan, nama pasien, jenis kelamin, alamat, dokter, gejala, diagnosis, dan pengobatan. Proses seleksi fitur dilakukan dengan memilih atribut nomor rekam medis, gejala, diagnosis, penambahan atribut kode gejala dan pemberian bobot setiap atribut gejala. Output dari tahap ini adalah data terstruktur yang terdiri dari 6 jenis penyakit, 43 gejala, dan bobot masing-masing gejala. Tahap selanjutnya penyusunan *knowledge base* yang direpresentasikan dalam bentuk representasi database relasional. Pada representasi relasional setiap objek atau kasus direpresentasikan oleh sebuah baris dalam sebuah tabel relasional, dimana kolom digunakan untuk mendefinisikan atribut atau field dari objek [21]. Gambar 2 merupakan representasi *knowledge base* menggunakan representasi database.

```
// CREATE DATABASE
CREATE TABLE
gejala (id_gejala, nama_gejala, bobot_gejala)
CREATE TABLE
penyakit (id_penyakit, nama_penyakit)
CREATE TABLE
kasus (id_kasus, id_penyakit)
CREATE TABLE
detail_kasus (id_detail_kasus, id_kasus, id_gejala)
CREATE TABLE
data_aturan (id_aturan, id_gejala, id_penyakit)
```

Gambar 2. Representasi struktur *Knowledge base* menggunakan representasi database.

Pada Gambar 2, *Knowledge base* direpresentasikan dalam beberapa tabel yang terdiri dari tabel gejala, penyakit, kasus, detail\_kasus, dan data\_aturan. Setiap tabel memiliki id tabel sebagai *primary key* dan memiliki relasi id dengan tabel yang lain. Tabel gejala, penyakit, kasus, dan id\_kasus digunakan untuk metode *CBR*, sedangkan tabel gejala, penyakit, dan data\_aturan digunakan untuk metode *Dempster-Shafer*. Setelah *knowledge base* diimplementasikan dalam database dengan konten data penyakit, selanjutnya digunakan dalam aplikasi baik untuk Metode *CBR* maupun *Dempster-Shafer*. Alur perhitungan *CBR* digambarkan dalam bentuk diagram alir Gambar 3.



Gambar 3. Flowchart Metode Case Based Reasoning

Berdasarkan Gambar 3, terdapat empat siklus utama pada metode CBR. Siklus tersebut terdiri dari *retrieve* (mencari kasus yang mirip), *reuse* (menggunakan kembali), *revise* (melakukan penyesuaian atau adaptasi), dan *retain* (memperbaharui kasus pada basis kasus). Siklus CBR diawali dengan proses *retrieve*, yaitu mencari kasus lama pada basis kasus yang paling mirip dengan kasus baru [22]. Hal ini dilakukan dengan menghitung nilai similaritas kasus baru terhadap tiap-tiap kasus lama pada basis kasus. Proses menghitung nilai similaritas menggunakan perhitungan similaritas lokal dan similaritas global. Perhitungan similaritas lokal terdapat pada tingkat fitur. Nilai similaritas berada pada interval 0-1. Nilai 0 menandakan tidak ada kemiripan sama sekali. Nilai 1 menandakan mirip secara identik [23]. Terdapat dua jenis perhitungan similaritas lokal, yaitu untuk data yang bersifat numerik dan data yang bersifat *boolean* atau kategorikal. Perhitungan similaritas lokal untuk data numerik menggunakan persamaan 1 berikut.

$$f(S_i, T_i) = 1 - \frac{|s_i - t_i|}{|f_{max} - f_{min}|} \quad (1)$$

Pada persamaan 1, Simbol  $S_i$  merupakan kasus lama (*source*), sedangkan  $T_i$  merupakan kasus baru (*target*).  $f_{max}$  merupakan nilai maksimal fitur pada basis kasus. Sedangkan  $f_{min}$  merupakan nilai minimal fitur pada basis kasus. Perhitungan similaritas lokal untuk data *boolean* atau kategorikal menggunakan persamaan 2 berikut.

$$f(S_i T_i) = \begin{cases} 1, & \text{jika } S_i = T_i \\ 0, & \text{jika } S_i \neq T_i \end{cases} \quad (2)$$

Pada persamaan 2, Simbol  $S_i$  merupakan kasus lama (*source*), sedangkan  $T_i$  merupakan kasus baru (*target*). Nilai similaritas lokal akan bernilai 1, apabila fitur kasus lama sama dengan fitur pada kasus baru. Sebaliknya nilai similaritas lokal 0, apabila fitur kasus lama tidak sama dengan fitur kasus baru. Setelah nilai kemiripan setiap fitur ditentukan, kemudian dilakukan perhitungan nilai similaritas global. Similaritas global merupakan similaritas yang terdapat pada level objek atau terdapat pada kasus. Pada penelitian ini, digunakan metode similaritas global *K-Nearest Neighbor*, *Minkowski Distance*, dan *3W-Jaccard*. Perhitungan nilai similaritas global menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* dapat dihitung menggunakan persamaan 3 berikut [24].

$$SimKNN(T, S_i) = \frac{\sum_{i=1}^n f_i(S_i T_i) W_i}{\sum_{i=1}^n W_i} \quad (3)$$

Pada persamaan 3, simbol  $f_i(S_i, T_i)$  merupakan nilai similaritas lokal yang dikalikan dengan simbol  $w_i$  yang merupakan nilai bobot yang diberikan oleh pakar pada setiap fitur kasus. Perhitungan similaritas global juga diterapkan menggunakan metode *Minkowski Distance*. *Minkowski Distance* merupakan metode pengukuran metrik dalam ruang vektor yang dapat dianggap sebagai generalisasi dari dua metode, yaitu *Euclidean Distance*

dan *Manhattan Distance*. Pada *Euclidean Distance* nilai pangkat adalah 2 sedangkan pada *Manhattan Distance* nilai pangkat adalah 1 [25]. Pada penelitian ini digunakan *Minkowski Distance* dengan nilai pangkat 3. Nilai similaritas global menggunakan *Minkowski Distance* dapat dihitung menggunakan persamaan 4 berikut.

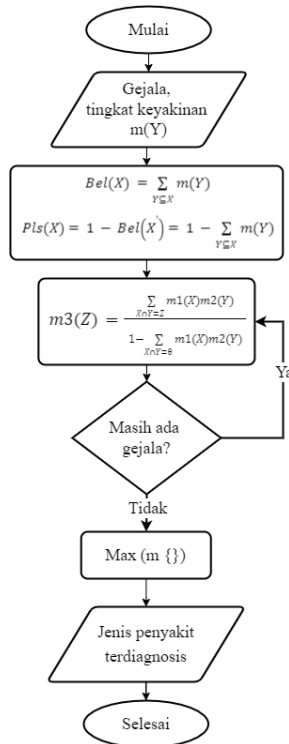
$$SimMD(T, S_i) = \left( \frac{\sum_{i=1}^n (w_i)^r * f_i(S_i T_i)^r}{\sum_{i=1}^n (w_i)^r} \right)^{\frac{1}{r}} \quad (4)$$

Pada persamaan 4, Simbol  $w_i$  merupakan nilai bobot yang diberikan oleh pakar pada setiap fitur kasus. Sedangkan simbol  $f_i(S_i, T_i)$  merupakan nilai similaritas lokal. Nilai pangkat  $r$  pada *Minkowski Distance* bernilai 3. Kemudian perhitungan similaritas global diterapkan menggunakan metode *3W-Jaccard*. Nilai similaritas global menggunakan *3W-Jaccard* dapat dihitung menggunakan persamaan 5 berikut.

$$Sim3W - Jaccard = \frac{3a}{3a+b+c} \quad (5)$$

Variabel  $a$  merupakan nilai bobot yang diberikan oleh pakar dengan mengambil nilai bobot yang memiliki similaritas lokal bernilai 1. Variabel  $b$  merupakan nilai bobot yang memiliki similaritas lokal bernilai 0 sedangkan variabel  $c$  merupakan nilai bobot yang fiturnya terdapat pada kasus baru tetapi tidak terdapat pada kasus lama [26]. Siklus selanjutnya pada metode CBR adalah *reuse*. Pada siklus *reuse*, kasus-kasus baru yang memiliki nilai kemiripan dengan kasus lama (basis kasus) digunakan kembali untuk mendapatkan solusi dari kasus yang baru. Solusi yang digunakan untuk kasus baru merupakan hasil perhitungan kasus yang mendapatkan nilai similaritas tertinggi. Pada siklus ini juga ditetapkan nilai *threshold*. Nilai *threshold* yang ditetapkan pada penelitian ini adalah  $\geq 70\%$ . Nilai *threshold* tersebut digunakan sebagai indikator apakah kasus perlu dilakukan *revise* oleh pakar atau tidak. Kasus baru yang belum mencapai nilai *threshold* akan melalui siklus *revise* oleh pakar.

Pada siklus *revise*, kasus-kasus yang melalui tahap ini adalah kasus baru yang tidak mendapatkan solusi pada kasus lama (basis kasus). Pada penelitian ini proses *revise* dilakukan dengan melibatkan pakar untuk mengadaptasikan kasus baru pada kasus lama (basis kasus) melalui *user interface* sistem pakar. Pakar dapat menambahkan gejala baru dengan memberikan bobot baru beserta solusi dari kasus baru yang belum mendapatkan penyelesaian. Selanjutnya merupakan siklus *retain*. Pada siklus ini kasus baru yang telah mendapat solusi akan disimpan pada basis data. Kasus-kasus baru yang disimpan pada basis data akan menjadi *knowledge base* untuk kasus baru selanjutnya. Pada penelitian ini hasil perhitungan CBR akan dibandingkan dengan hasil perhitungan *Dempster-Shafer*. Diagnosis penyakit dengan *Dempster-Shafer* disajikan pada Gambar 4.



Gambar 4. Flowchart Metode Dempster-Shafer [3]

Berdasarkan Gambar 4, *input* sistem adalah daftar gejala yang telah dipilih oleh pengguna. Masing-masing gejala tersebut memiliki nilai tingkat kepercayaan (*believe*) yang telah ditentukan oleh pakar. Kemudian dihitung nilai ketidakpercayaan (*plausibility*) menggunakan rumus perhitungan *plausibility*. Tingkat kepercayaan (*believe*) dinotasikan pada persamaan 6 berikut [27].

$$Bel(X) = \sum_{Y \subseteq X} m(Y) \quad (6)$$

Berdasarkan persamaan 6, simbol  $m(Y)$  merupakan nilai kepercayaan gejala penyakit ( $Y$ ). Sedangkan untuk mencari *plausibility* digunakan persamaan 7 berikut.

$$Pls(X) = 1 - Bel(X') = 1 - \sum_{Y \subseteq X} m(Y) \quad (7)$$

Berdasarkan persamaan 7, nilai ketidakpercayaan gejala penyakit ( $Y$ ) / *plausibility* didapatkan dari 1 - nilai kepercayaan gejala penyakit ( $Y$ ). Pada sistem pakar, gejala penyakit yang dipilih oleh pengguna dapat lebih dari 1, sehingga diperlukan perhitungan kombinasi dari setiap gejala yang dipilih oleh pengguna. Perhitungan kombinasi dari beberapa gejala dikenal dengan *Dempster's Rule of Combination* sesuai dengan persamaan 8 berikut.

$$m3(Z) = \frac{\sum_{X \cap Y = Z} m1(X)m2(Y)}{1 - \sum_{X \cap Y = \emptyset} m1(X)m2(Y)} \quad (8)$$

Berdasarkan persamaan 8,  $m$  merupakan *mass function* yaitu tingkat kepercayaan dari suatu gejala. Sedangkan  $\theta$  merupakan *frame of discernment* (FOD) yaitu semesta pembicaraan dari sekumpulan jenis penyakit disebut juga dengan *environment*. Sehingga nilai *mass function*  $M3(Z)$  didapatkan dengan cara menjumlahkan semua

irisasi  $\sum_{X \cap Y} m1(X)m2(Y)$  dimana  $m1(X)$  merupakan nilai kepercayaan dari gejala  $X$  dikalikan dengan  $m2(Y)$  yang merupakan nilai kepercayaan dari gejala  $Y$ . Jumlah nilai kepercayaan gejala ( $m$ ) tersebut kemudian dibagi dengan jumlah 1 - konflik gejala. Konflik gejala terjadi apabila tidak terdapat irisasi pada gejala yang dikombinasikan. Nilai konflik gejala didapatkan dengan mengkalikan nilai kepercayaan dari gejala  $m1(X)$  dengan gejala  $m2(Y)$  yang tidak memiliki irisasi.

Apabila semua gejala telah selesai dihitung, selanjutnya akan dilakukan perhitungan nilai maksimal dari *mass function* yang ada. *Mass function* dengan nilai maksimal, akan menjadi hasil diagnosis jenis penyakit oleh sistem pakar. Kemudian hasil prediksi menggunakan metode *CBR* dan *Dempster-Shafer* akan dievaluasi tingkat akurasi menggunakan persamaan 9 berikut.

$$Akurasi = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \times 100\% \quad (9)$$

Berdasarkan persamaan 9, simbol  $x_i$  merupakan jumlah hasil diagnosis sistem benar, dan  $n$  merupakan jumlah data uji. Tingkat akurasi merupakan tingkat kedekatan pengukuran kuantitas terhadap nilai yang sebenarnya. Nilai yang sebenarnya didapatkan dari data pengujian yang telah didiagnosis oleh pakar. Kemudian hasil diagnosis pakar tersebut dibandingkan dengan hasil diagnosis sistem pakar untuk mendapatkan nilai akurasi. *Interval* nilai akurasi berada pada *range* 0% - 100%, maka semakin tinggi nilai akurasi menunjukkan semakin baik pula performa suatu sistem.

### 3. Hasil dan Pembahasan

Implementasi diagnosis penyakit dengan *CBR* didemonstrasikan pada contoh kasus berikut.

Tabel 1. Representasi Kasus Baru

No RM	Kode Gejala	Nama Gejala
RM 051	G7	Nyeri menelan
	G1	Sakit tenggorokan
	G3	Batuk
	G11	Suara serak
	G4	Pilek
	G6	Dinding belakang mulut radang
	G2	Demam
	G10	Sesak napas
	Penyakit	?

Berdasarkan tabel 1, seorang pengguna/pasien memiliki 8 jenis gejala. Tahap awal untuk mendiagnosis penyakit menggunakan metode *CBR* adalah proses *retrieve*, yaitu melakukan perhitungan similaritas lokal dan similaritas global. Karena data memiliki tipe kategorikal, maka perhitungan similaritas lokal dihitung menggunakan persamaan (2). Berikut ini merupakan hasil perhitungan nilai similaritas lokal dan similaritas global yang diimplementasikan pada kasus lama pada basis kasus dengan nomor rekam medis RM024.

Tabel 2. Representasi Kasus Baru Pada RM024

R M	Kode	Nama Gejala	Bobot	SM Lokal
	G6	Dinding belakang mulut radang	90%	1
	G1	Sakit tenggorokan	70%	1
	G3	Batuk	60%	1
R	G7	Nyeri menelan	80%	1
M	G2	Demam	60%	1
0	G4	Pilek	50%	1
2	G5	Tenggorokan terasa kering	60%	0
4	G9	Mengorok saat bernapas/tidur Radang Tenggorokan (Pharyngitis)	20%	0
	SM	SMGlobal (K-Nearest Neighbor)		0,837
	Glo-	SMGlobal (Minkowski Distance)		0,967
	bal	SMGlobal (3W-Jaccard)		0,879

Pada tabel 2, nilai similaritas lokal 1 menunjukkan fitur pada kasus lama sama dengan fitur pada kasus baru. Nilai similaritas lokal 0 menunjukkan fitur pada kasus lama tidak sama dengan fitur pada kasus baru. Setelah mendapatkan nilai similaritas lokal, kemudian menghitung nilai similaritas global menggunakan metode *K-Nearest Neighbor*, *Minkowski Distance*, dan *3W-Jaccard* sebagai berikut.

*K-Nearest Neighbor*

$$\begin{aligned}
 & (90\% \times 1) + (70\% \times 1) + (60\% \times 1) + (80\% \times 1) + (60\% \times 1) \\
 & + (50\% \times 1) + (60\% \times 0) + (20\% \times 0) \\
 = & \frac{90\% + 70\% + 60\% + 80\% + 60\% + 50\% + 60\% + 20\%}{90\% + 70\% + 60\% + 80\% + 60\% + 50\% + 60\% + 20\%} \\
 = & 83,67\%
 \end{aligned}$$

*Minkowski Distance*

$$\begin{aligned}
 = & \left[ \frac{(90\%^3 \times 1^3) + (70\%^3 \times 1^3) + (60\%^3 \times 1^3) + (80\%^3 \times 1^3) + (60\%^3 \times 1^3) + (50\%^3 \times 1^3) + (60\%^3 \times 0^3) + (20\%^3 \times 0^3)}{90\%^3 + 70\%^3 + 60\%^3 + 80\%^3 + 60\%^3 + 50\%^3 + 60\%^3 + 20\%^3} \right]^{\frac{1}{3}} \\
 = & 96,74\%
 \end{aligned}$$

*3W-Jaccard*

$$\begin{aligned}
 = & \frac{3(90\% + 70\% + 60\% + 80\% + 60\% + 50\%)}{3(90\% + 70\% + 60\% + 80\% + 60\% + 50\%) + (60\% + 20\%) + (60\% + 30\%)} \\
 = & 87,86\%
 \end{aligned}$$

Berdasarkan perhitungan diatas, nilai similaritas tertinggi pada kasus lama RM 024 adalah menggunakan metode similaritas global *Minkowski Distance*. Proses perhitungan similaritas global terus dilakukan hingga semua kasus lama pada basis kasus selesai dihitung. Pada penelitian ini data rekam medis yang digunakan sebagai basis kasus berjumlah 61 kasus sedangkan data rekam medis yang digunakan untuk pengujian sebagai kasus baru berjumlah 35 kasus. Total data rekam medis yang digunakan adalah 96 kasus. Setelah semua kasus lama pada basis kasus telah dihitung, tahap selanjutnya adalah siklus *reuse*. Pada siklus *reuse* akan didapatkan nilai tertinggi setiap metode pengukuran similaritas global. Berikut ini merupakan hasil pengukuran similaritas global pada kasus baru terhadap seluruh kasus lama pada basis kasus.

Tabel 3. Hasil Similaritas Global Kasus Baru

Kode	Nomer Basis Kasus	Similaritas Global		
		KNN	Minkowski	3W- Jaccard
	RM001	83,67%	96,74%	87,86%
	RM002	61,11%	81,26%	72,26%
	RM003	19,15%	53,82%	25,47%
	RM004	10,71%	49,81%	16,07%
	RM005	13,85%	43,33%	21,77%
G7,	RM006	0,00%	0,00%	0,00%
G1,	RM007	67,50%	88,67%	69,23%
G3,	RM008	76,67%	96,07%	66,99%
G11,	RM009	42,86%	80,37%	49,09%
G4,	...	...	...	...
G6,	RM061	25,00%	60,26%	32,73%
G2,	Nilai			
G10	Maksimum	83,67%	96,74%	87,86%
	SM Global			
	Diagnosis	RM001	RM001	RM001
	Penyakit	(Pharyngitis)	(Pharyngitis)	(Pharyngitis)

Pada tabel 3, didapatkan nilai maksimum similaritas global untuk metode *K-Nearest Neighbor* sebesar 83,67%, *Minkowski Distance* sebesar 96,74%, dan *3W-Jaccard* sebesar 87,86%. Hasil nilai maksimum similaritas global semua metode pengukuran mengarah pada diagnosis penyakit *Pharyngitis*. Pada tabel diatas, nilai maksimum similaritas global setiap metode mencapai lebih dari *threshold* yang ditetapkan yaitu  $\geq 70\%$ , maka kasus tersebut dapat dilanjutkan pada siklus *retain*. Pada siklus *retain*, kasus baru yang telah mendapat solusi akan disimpan pada basis kasus.

Hasil perhitungan menggunakan metode *CBR*, akan dibandingkan dengan hasil perhitungan menggunakan metode *Dempster-shafer*. *Dempster-Shafer* akan menghitung kasus baru pada tabel 1 untuk mendiagnosis jenis penyakit. Tahap awal pada metode *Dempster-Shafer* adalah menghitung kombinasi dua gejala awal pada tabel 4 berikut.

Tabel 4. Densitas Awal Kombinasi 1

Mass Function	Gejala	Penyakit	Believe	Plausi- bility
M1	Sakit Tenggorokan	P01, P02	0.7	0.3
M2	Demam	P01, P02, P03, P04, P05	0.6	0.4

Berdasarkan tabel 4, setiap gejala di simbolkan dengan M1, M2. *Mass function* M1 memiliki semesta penyakit P01, dan P02. Sedangkan *mass function* M2 memiliki semesta penyakit P01, P02, P03, P04, dan P05. Setiap gejala memiliki nilai *believe* yang merupakan nilai tingkat kepercayaan yang diberikan pakar sedangkan nilai *plausibility* merupakan nilai ketidakpercayaan yang diperoleh dari hasil perhitungan menggunakan persamaan 7. Kemudian nilai *believe* dan *plausibility mass function* M1, dan M2 dikombinasikan menggunakan perhitungan pada tabel 5.

Tabel 5. Kombinasi Densitas 1

	M2 (P01, P02, P03, P04, P05) 0,6	M2 (Teta) 0,4
M1 (P01, P02) 0,7	(P01, P02) 0,42	(P01, P02) 0,28
M1 (Teta) 0,3	(P01, P02, P03, P04, P05) 0,18	(Teta) 0,12

Pada tabel 5, *mass function* M1 dengan semesta penyakit P01, P02 dan *mass function* M2 dengan semesta penyakit P01, P02, P03, P04, P05 memiliki irisan penyakit, yaitu P01, P02. Irisan penyakit P01, P02 akan menjadi *mass function* selanjutnya, yaitu M3. Nilai irisan penyakit P01, P02 diperoleh dengan mengkalikan nilai M1(0,7) dengan M2(0,6). Setelah didapatkan semua nilai irisan, kemudian dilanjutkan dengan menghitung *mass function* M3 menggunakan persamaan 8.

$$M3(P01, P02) = \frac{0,42 + 0,28}{1 - 0} = 0,7$$

$$M3(P01, P02, P03, P04, P05) = \frac{0,18}{1 - 0} = 0,18$$

$$M3(Teta) = \frac{0,12}{1 - 0} = 0,12$$

Berdasarkan perhitungan, didapatkan *mass function* M3 terdiri dari M3(P01, P02); M3(P01, P02, P03, P04, P05); dan M3 (Teta). Kemudian *mass function* M3 dikombinasikan dengan *mass function* yang merupakan gejala selanjutnya pada kasus baru. Berdasarkan tabel 2, gejala selanjutnya adalah gejala batuk sehingga gejala batuk akan menjadi *mass function* M4. Pada tabel 6 akan diinisialisasikan nilai setiap *mass function* M3 dan M4.

Tabel 6. Densitas Awal Kombinasi 2

Mass Function	Gejala	Penyakit	Believe	Plausibility
M3		P01, P02	0,7	0,12
		P01, P02, P03, P04, P05	0,18	
M4	Batuk	P01, P02	0,6	0,4

Pada tabel 6, nilai *plausibility mass function* M3 diperoleh dari nilai semesta penyakit M3 (Teta), yaitu 0.12 dan nilai *plausibility mass function* M4 diperoleh dari hasil perhitungan persamaan 7. Kemudian nilai *believe* dan *plausibility mass function* M3, dan M4 dikombinasikan menggunakan perhitungan pada tabel 7.

Tabel 7. Kombinasi Densitas 2

	M4 (P01, P02) 0,6	M4 (Teta) 0,4
M3 (P01, P02) 0,7	(P01, P02) 0,42	(P01, P02) 0,28
M3 (P01, P02, P03, P04, P05) 0,18	(P01, P02) 0,108	(P01, P02, P03, P04, P05) 0,072
M3 (Teta) 0,12	(P01, P02) 0,072	(Teta) 0,048

Pada tabel 7, *mass function* M3 dengan semesta penyakit P01, P02 dan *mass function* M4 dengan semesta penyakit P01, P02 memiliki irisan penyakit, yaitu P01, P02. Irisan penyakit P01, P02 akan menjadi *mass function* selanjutnya, yaitu M5. Kemudian *mass function* M5 dapat dihitung menggunakan persamaan 8.

$$M5(P01, P02) = \frac{0,42 + 0,108 + 0,072 + 0,28}{1 - 0} = 0,88$$

$$M5(P01, P02, P03, P04, P05) = \frac{0,072}{1 - 0} = 0,072$$

$$M5(Teta) = \frac{0,048}{1 - 0} = 0,048$$

Berdasarkan perhitungan, didapatkan *mass function* M5 terdiri dari M5(P01, P02); M5(P01, P02, P03, P04, P05); dan M5 (Teta). Kemudian *mass function* M5 dikombinasikan dengan *mass function* yang merupakan gejala selanjutnya pada kasus baru. Perhitungan kombinasi setiap *mass function* terus dilakukan hingga semua gejala yang ada pada kasus baru telah dilakukan perhitungan. Pada tabel 8 akan diinisialisasikan *mass function* terakhir, yaitu *mass function* M13 dan M14.

Tabel 8. Densitas Awal Kombinasi 7

Mass Function	Gejala	Penyakit	Believe	Plausibility
M13		P02	0,016	0,000944
		P02, P03, P05	0,001	
		P01	0,944	
		P01, P02	0,037	
		P01, P02, P03, P04, P05	0,001	
M14	Suara serak	P02	0,6	0,4

Pada tabel 8, *mass function* M14 merupakan gejala terakhir pada kasus baru dengan semesta penyakit M14 (P02). Nilai *plausibility mass function* M13 diperoleh dari nilai semesta penyakit M13 (Teta), yaitu sebesar 0,000944. Nilai *plausibility mass function* M14 diperoleh dari hasil perhitungan persamaan 7. Kemudian nilai *believe* dan *plausibility mass function* M13, dan M14 dikombinasikan menggunakan perhitungan pada tabel 9.

Tabel 9. Kombinasi Densitas 7

	M14 (P02) 0,6	M14 (Teta) 0,4
M13 (P02)	(P02) 0,0158427	(P02) 0,00633708
M13 (P02, P03, P05)	(P02) 0,0010112	(P02, P03, P05) 0,00040448
M13 (P01)	Konflik 0,9438202	(P01) 0,37752808
M13 (P01, P02)	(P02) 0,0369663	(P01, P02) 0,01478652
M13 (P01, P02, P03, P04, P05)	(P02) 0,0014157	(P01, P02, P03, P04, P05) 0,00056628
M13 (Teta)	(P02) 0,0009438	(Teta) 0,00037752

Pada tabel 9, *mass function* M13 dengan semesta penyakit P01 dan *mass function* M14 dengan semesta penyakit P02 tidak memiliki irisan penyakit. Sehingga kombinasinya adalah konflik. Nilai konflik diperoleh dengan mengkalikan nilai M13(0,9438202) dengan M14(0,6). Nilai konflik digunakan untuk menghitung *mass function* M15 sebagai pembagi pada persamaan 8.

$$M15(P02) = \frac{0,0095 + 0,0006 + 0,0221 + 0,0008 + 0,0005 + 0,0063}{1 - 0,5662921} = 0,0923315$$

$$M15(P02, P03, P05) = \frac{0,00040448}{1 - 0,5662921} = 0,00093261$$

$$M15(P01) = \frac{0,37752808}{1 - 0,5662921} = 0,87046627$$

$$M15(P01, P02) = \frac{0,01478652}{1 - 0,5662921} = 0,03409327$$

$$M15(P01, P02, P03, P04, P05) = \frac{0,00056628}{1 - 0,5662921} = 0,00130567$$

$$M15(Teta) = \frac{0,00037752}{1 - 0,5662921} = 0,00087045$$

Berdasarkan perhitungan akhir, didapatkan *mass function* M15 dengan nilai tertinggi adalah pada semesta penyakit P01 yaitu sebesar 87,05%. Sehingga prediksi jenis penyakit untuk kasus baru menggunakan metode *Dempster-Shafer* adalah penyakit Radang Tenggorok / *Pharyngitis*. Pada tahap pengujian sistem, metode *CBR* dan *Dempster-Shafer* diuji untuk mendiagnosis 35 data rekam medis pasien penyakit menular. Data tersebut sebelumnya telah didiagnosis oleh pakar. Sehingga nilai akurasi sistem didapatkan dengan menghitung jumlah benar hasil yang didiagnosis sistem pakar terhadap hasil diagnosis pakar. Berikut merupakan hasil perhitungan akurasi sistem pakar sebelum diterapkan batas nilai *threshold* pada metode *Case-Based Reasoning*.

*CBR* dengan *K-Nearest Neighbor*

$$Akurasi = \frac{27}{35} \times 100\% = 77.14\%$$

*CBR* dengan *Minkowski Distance*

$$Akurasi = \frac{28}{35} \times 100\% = 80.00\%$$

*CBR* dengan *3W-Jaccard*

$$Akurasi = \frac{30}{35} \times 100\% = 85.71\%$$

*Dempster-Shafer*

$$Akurasi = \frac{31}{35} \times 100\% = 88.57\%$$

Berdasarkan perhitungan, nilai akurasi tertinggi adalah menggunakan metode *Dempster-Shafer* sebesar 88.57%, kemudian diikuti oleh metode *CBR 3W-Jaccard* sebesar 85.71%, kemudian metode *CBR Minkowski Distance* sebesar 80%, dan metode *CBR K-Nearest Neighbor* sebesar 77.14%. Pada metode *CBR*

dilakukan perbandingan pada penetapan nilai *threshold* sebesar  $\geq 60\%$ ,  $\geq 70\%$ , dan  $\geq 80\%$  setiap metode similaritas pada data uji. Tabel 10 merupakan hasil perbandingan nilai akurasi *threshold*.

Tabel 10. Nilai Akurasi *Threshold*

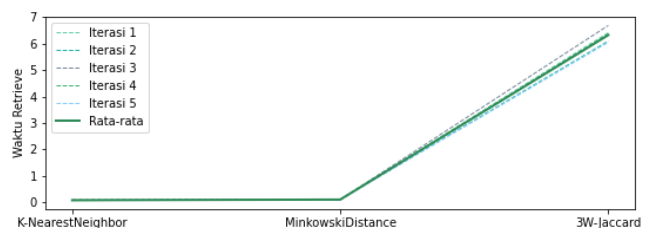
Metode Similaritas	Threshold $\geq 60\%$	Threshold $\geq 70\%$	Threshold $\geq 80\%$
K-Nearest Neighbor	71,43%	65,71%	57,14%
Minkowski Distance	80,00%	80,00%	80,00%
3W-Jaccard	85,71%	85,71%	65,71%

Pada tabel 10, metode similaritas yang memiliki akurasi tertinggi pada *threshold*  $\geq 60\%$  dan *threshold*  $\geq 70\%$  adalah *3W-Jaccard*. Kemudian pada *threshold*  $\geq 80\%$  nilai akurasi tertinggi adalah metode similaritas *Minkowski Distance*. Selain itu nilai akurasi pada metode similaritas *Minkowski Distance* memiliki perubahan yang tetap atau stabil. Kemudian dihitung lama proses *retrieve* untuk setiap metode similaritas. Berikut merupakan hasil perhitungan lama waktu proses *retrieve* pada setiap metode similaritas.

Tabel 11. Lama Waktu Proses *Retrieve*

Metode Similaritas	Iterasi 1	Iterasi 2	Iterasi 3	Iterasi 4	Iterasi 5	Rata-rata
K-Nearest Neighbor	0,078	0,076	0,091	0,091	0,08	0,083
Minkowski Distance	0,113	0,113	0,104	0,098	0,105	0,107
3W-Jaccard	6,417	6,099	6,688	6,37	6,049	6,325

Pada tabel 11, setiap metode similaritas diiterasi sebanyak 5 kali proses *retrieve*. Sehingga didapatkan waktu rata-rata proses *retrieve* dalam satuan *second*. Lama waktu *retrieve* tercepat adalah metode similaritas *K-Nearest Neighbor*. Kemudian diikuti oleh metode similaritas *Minkowski Distance*, dan metode similaritas *3W-Jaccard*. Lama waktu *retrieve* digambarkan dalam bentuk grafik pada gambar 5.



Gambar 5. Grafik Lama Waktu *Retrieve*

Pada gambar 5, metode similaritas *K-Nearest Neighbor* dan metode similaritas *Minkowski Distance* memiliki perbedaan waktu yang tidak terlalu signifikan, namun pada metode similaritas *3W-Jaccard* grafik lama waktu meningkat secara signifikan.

#### 4. Kesimpulan

Kesimpulan yang diperoleh dari penelitian ini yaitu, sistem pakar penyakit menular dapat mendiagnosis penyakit Radang Tenggorokan (*Pharyngitis*), Difteri,



Demam Berdarah, Demam *Typhoid*, Tuberkulosis, dan Kusta. Sistem pakar penyakit menular terintegrasi dengan sistem layanan kesehatan. Proses integrasi bertujuan agar *knowledge base* pada sistem pakar dapat terus-menerus diperbaharui pada saat proses penambahan data rekam medis pasien pada sistem layanan kesehatan.

Metode *CBR* dan *Dempster-Shafer* pada sistem pakar diterapkan untuk mendiagnosis jenis penyakit menular pada kasus baru. Metode pengukuran similaritas pada *CBR* menggunakan *K-Nearest Neighbor*, *Minkowski Distance*, dan *3W-Jaccard*. Hasil akurasi diagnosis penyakit menular pada nilai *threshold*  $\geq 70\%$  menggunakan *CBR K-Nearest Neighbor* adalah sebesar 65.71%, *CBR Minkowski Distance* adalah sebesar 80%, *CBR 3W-Jaccard* adalah sebesar 85.71%, dan menggunakan metode *Dempster-Shafer* sebesar 88.57%. Sedangkan rata-rata lama waktu proses *retrieve* pada metode *CBR K-Nearest Neighbor* sebesar 0.083 second, *CBR Minkowski Distance* sebesar 0.107 second, dan *CBR 3W-Jaccard* sebesar 6,325 second. Pertimbangan kompleksitas perhitungan setiap metode similaritas juga mempengaruhi lama waktu proses *retrieve*.

Menggunakan metode *CBR* dengan metode similaritas *3W-Jaccard* memiliki nilai akurasi paling tinggi, namun cenderung tidak stabil pada *threshold*  $\geq 70\%$ , dan  $\geq 80\%$ . Selain itu metode *3W-Jaccard* memiliki waktu *retrieve* yang paling lama sedangkan metode similaritas *Minkowski Distance* cenderung stabil pada *threshold*  $\geq 60\%$ ,  $\geq 70\%$ , dan  $\geq 80\%$  dan memiliki waktu *retrieve* yang jauh lebih cepat dari metode similaritas *3W-Jaccard*. Kemudian metode similaritas *K-Nearest Neighbor* memiliki nilai akurasi paling rendah pada *threshold*  $\geq 60\%$ ,  $\geq 70\%$ , dan  $\geq 80\%$ , namun memiliki waktu *retrieve* yang paling cepat.

Pada penelitian ini masih belum diterapkan metode *indexing* pada proses *retrieve* metode *CBR* yang dapat mempercepat lama waktu proses *retrieve*. Selain itu juga belum diterapkan pengukuran tingkat keyakinan pakar terhadap permasalahan kasus baru yang dapat meningkatkan nilai akurasi diagnosis. Kekurangan pada penelitian ini dapat di perbaiki pada penelitian yang selanjutnya.

### Ucapan Terimakasih

Penelitian ini didukung oleh Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi melalui hibah penelitian tahun 2021.

### Daftar Rujukan

- [1] A. Darmawan, "Pedoman Epidemiologi Penyakit Menular dan Tidak Menular," *Jmj*, vol. 4, no. 2, pp. 195–202, 2016, doi: <https://doi.org/10.22437/jmj.v4i2.3593>.
- [2] I. Dharmayanti and D. H. Tjandrarini, "Identifikasi Indikator dalam Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat (IPKM)

- untuk Meningkatkan Nilai Sub-Indeks Penyakit Menular," *J. Keperawatan Padjadjaran*, vol. 5, no. 3, pp. 249–257, Jan. 2018, doi: [10.24198/jkp.v5i3.647](https://doi.org/10.24198/jkp.v5i3.647).
- [3] I. Istiadi, Emma Budi Sulistiarini, Rudy Joegijantoro, and Dedi Usman Effendy, "Infectious Disease Expert System Using *Dempster-Shafer* With Recommendations for Health Services," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 4, no. 1, pp. 17–27, Feb. 2020, doi: [10.29207/resti.v4i1.1332](https://doi.org/10.29207/resti.v4i1.1332).
- [4] Dinas Kesehatan Kota Malang, *Profil Kesehatan Kota Malang*. Malang, 2019.
- [5] Istiadi, D. U. Effendy, E. B. Sulistiarini, and R. Joegijantoro, "Expert System for Mobile Consulting Services with Position Detection," *2nd Int. Conf. Informatics Dev.*, no. November, pp. 1–5, 2018, [Online]. Available: [http://icid.sunankalijaga.org/article/read\\_paper.php?id=40](http://icid.sunankalijaga.org/article/read_paper.php?id=40).
- [6] Istiadi and E. B. Sulistiarini, "Representing *Knowledge base* into Database for WAP and Web-based Expert System," no. April 2014, pp. 81–85, 2013, [Online]. Available: <http://eprints.undip.ac.id/41698/>.
- [7] S. Rustam, H. A. Santoso, and C. Supriyanto, "OPTIMASI K-MEANS CLUSTERING UNTUK IDENTIFIKASI DAERAH ENDEMIK PENYAKIT MENULAR DENGAN ALGORITMA PARTICLE SWARM OPTIMIZATION DI KOTA SEMARANG," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 10, no. 3, pp. 251–259, Dec. 2018, doi: [10.33096/ilkom.v10i3.342.251-259](https://doi.org/10.33096/ilkom.v10i3.342.251-259).
- [8] S. Rustam, H. A. Santoso, and C. Supriyanto, "Optimasi K-Means Clustering Untuk Identifikasi Daerah Endemik Penyakit Menular Dengan Algoritma Particle Swarm Optimization Di Kota Semarang," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 10, no. 3, pp. 251–259, 2018, doi: [10.33096/ilkom.v10i3.342.251-259](https://doi.org/10.33096/ilkom.v10i3.342.251-259).
- [9] T. Rismawan and S. Hartati, "Case-Based Reasoning untuk Diagnosis Penyakit THT (Telinga Hidung dan Tenggorokan)," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 7, no. 1, pp. 67–78, Jul. 2013, doi: [10.22146/ijccs.2154](https://doi.org/10.22146/ijccs.2154).
- [10] S. Wibisono, W. Hadikurniawati, and M. S. Utomo, "Studi Kinerja Algoritma Similaritas berbobot dalam Case Based Reasoning Rekomendasi Resep Kuliner Indonesia," *Proceeding SINTAK 2019*, pp. 389–397, 2019, [Online]. Available: <https://unisbank.ac.id/ojs/index.php/sintak/article/view/7618>.
- [11] F. Adiba, N. M. Abdal, and A. A. N. Risal, "Diagnosis Penyakit Kulit Menggunakan Case Based-Reasoning dan Self Organizing Maps," *Indones. J. Fundam. Sci.*, vol. 6, no. 1, p. 53, Apr. 2020, doi: [10.26858/ijfs.v6i1.13967](https://doi.org/10.26858/ijfs.v6i1.13967).
- [12] M. Papuangan, "Penerapan Case Based Reasoning Untuk Sistem Diagnosis Penyakit Hepatitis," *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 1, no. 1, pp. 7–12, 2018, doi: [10.33387/jiko.v1i1.1165](https://doi.org/10.33387/jiko.v1i1.1165).
- [13] P. Gigih, C. Andriani, I. Istiadi, and M. H. Abd Wahab, "Case Service System at the Child Welfare Institution using the *Case-Based Reasoning Method*," *Int. J. Electr. Energy Power Syst. Eng.*, vol. 3, no. 2, pp. 40–45, 2020, doi: [10.31258/ijeepse.3.2.40-45](https://doi.org/10.31258/ijeepse.3.2.40-45).
- [14] E. Wahyudi and S. Hartati, "Case-Based Reasoning untuk Diagnosis Penyakit Jantung," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 11, no. 1, p. 1, 2017, doi: [10.22146/ijccs.15523](https://doi.org/10.22146/ijccs.15523).
- [15] E. Lestari and E. U. Artha, "Sistem Pakar dengan Metode *Dempster-Shafer* untuk Diagnosis Gangguan Layanan INDIHOME di PT TELKOM Magelang," *Khazanah Inform. J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 3, no. 1, p. 16, Jul. 2017, doi: [10.23917/khif.v3i1.3342](https://doi.org/10.23917/khif.v3i1.3342).
- [16] J. Kanggeraldo, R. P. Sari, and M. I. Zul, "Sistem Pakar Untuk Mendiagnosis Penyakit Stroke Hemoragik dan Iskemik Menggunakan Metode *Dempster-Shafer*," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 2, no. 2, pp. 498–505, 2018, doi: [10.29207/resti.v2i2.268](https://doi.org/10.29207/resti.v2i2.268).
- [17] P. S. Hasibuan and M. I. Batubara, "Penerapan Metode *Dempster-Shafer* Dalam Mendiagnosis Penyakit Faringitis," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 3, no. 1, p. 59, 2019, doi: [10.30865/mib.v3i1.1061](https://doi.org/10.30865/mib.v3i1.1061).
- [18] D. Aldo, "Sistem Pakar Diagnosis Hama Dan Penyakit Bawang Merah Menggunakan Metode *Dempster-Shafer*," *Komputika J.*

- Sist. Komput.*, vol. 9, no. 2, pp. 85–93, 2020, doi: 10.34010/komputika.v9i2.2884.
- [19] A. R. MZ, I. G. P. S. Wijaya, and F. Bimantoro, “Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Kulit pada Manusia dengan Metode Dempster-Shafer,” *J. Comput. Sci. Informatics Eng.*, vol. 4, no. 2, pp. 129–138, 2020, doi: 10.29303/jcosine.v4i2.285.
- [20] N. Saragih, R. A.-J. MEDIA, and undefined 2021, “Penerapan Metode Dempster-Shafer Untuk Sistem Deteksi Gangguan Kecemasan Obsessive Compulsive Disorder Berbasis Web,” *Ejurnal.Stmik-Budidarma.Ac.Id*, vol. 5, no. 1, pp. 48–57, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2533.
- [21] S. K. Pal and S. C. K. Shiu, *Foundations of Soft Case-Based Reasoning*. John Wiley & Sons, 2004.
- [22] A. Setiawan *et al.*, “Case Based Reasoning Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbors Untuk Penanganan Penyakit Ikan Cupang Hias,” *SCAN-Jurnal Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. XV, pp. 1–5, 2020, [Online]. Available: <http://www.ejournal.upnjatim.ac.id/index.php/scan/article/view/2082>.
- [23] M. Papuangan and M. Salmin, “Penggunaan Algoritma Nearest Neighbor Pada Sistem Penalaran Berbasis Kasus Untuk Diagnosis Penyakit ISPA,” *J. Serambi Eng.*, vol. 5, no. 1, 2020, doi: 10.32672/jse.v5i1.1739.
- [24] I. Nugraha and M. Siddik, “Penerapan Metode Case Based Reasoning ( CBR ) Dalam Sistem Pakar Untuk Menentukan Diagnosis Penyakit Pada Tanaman Hidroponik,” *J. Mhs. Apl. Teknol. Komput. dan Inf.*, vol. 2, no. 2, pp. 91–96, 2020, [Online]. Available: <http://www.ejournal.pelitaindonesia.ac.id/JMApTeKsi/index.php/JOM/article/view/575>.
- [25] M. Salmin and S. Hartati, “Case Based Reasoning untuk Diagnosis Penyakit Infeksi Saluran Pernapasan Akut,” *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 1, no. 1, pp. 21–26, 2018, doi: 10.33387/jiko.v1i1.1167.
- [26] A. Dewandono and W. Hadikurniawati, “Case-Based Reasoning Diagnosis Kerusakan Mesin Pada Mobil Menggunakan Algoritma 3W-Jaccard,” *J. Mahajana Inf.*, vol. 6, no. 1, pp. 1–9, 2021, doi: <https://doi.org/10.51544/jurnal%20mi.v6i1.1982>.
- [27] Joseph C. Giarratano dan Gary Riley, “Expert Systems, Principles and Programming. Course Technology,” vol. 27, no. 3, pp. 585–586, 2005.