

***Case Based Reasoning* untuk Diagnosis Penyakit Gizi Buruk pada Balita**

Nurfalinda^{1,*}, Nerfita Nikentari²

^{1,2}Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Maritim Raja Ali Haji

^{1,2}Jl. Politeknik Senggarang, Tanjungpinang 29100

*Corresponding Author: nurfalinda.inda@gmail.com

Abstract—This research is conducted to build a diagnose system malnutrition among children under five years old. The system was developed with Case Based Reasoning (CBR). CBR is a case based reasoning system, using old knowledge to solve new problems. CBR can provide new solutions to problems by looking at most similarity case to the previous cases that have been stored in the base case. CBR in this research using a bayesian model indexing to find the type of disease malnutrition among children under five years old, the process of indexing is done to speed up the retrieval process. The nearest neighbor method used in the process to determine the most similar of cases between new cases and the old cases that have been stored in the database as a case base to be used treatment solution. Tests carried out by using 70 case based were recorded in case of data based and 20 case based serve as a new case. Testing is done with five threshold values. The first scenario is to use threshold ≥ 0.95 system able to produce accuracy 20%. The second scenario is to use threshold ≥ 0.90 system able to produce accuracy 45%. The third scenario is to use threshold ≥ 0.85 system able to produce accuracy 60%. The fourth scenario is to use threshold ≥ 0.80 system able to produce accuracy 75%. The fifth scenario is to use threshold ≥ 0.75 system able to produce accuracy 85%.

Keywords—Malnutrition, children under five years old, CBR, bayesian, nearest neighbor, threshold.

Intisari—Sistem yang dibangun pada penelitian ini adalah untuk mendiagnosis penyakit gizi buruk pada balita. Sistem dikembangkan dengan *Case Based Reasoning* (CBR). CBR merupakan sistem penalaran berbasis kasus, yaitu dengan menggunakan pengetahuan lama untuk memecahkan masalah baru. CBR dapat memberikan solusi permasalahan baru dengan melihat kasus yang paling mirip dengan kasus sebelumnya yang telah disimpan di basis kasus. CBR pada penelitian ini menggunakan *indexing bayesian* model untuk menemukan jenis penyakit gizi buruk pada balita, proses *indexing* dilakukan untuk mempercepat proses *retrieval*. Menggunakan *nearest neighbor* pada proses similaritas untuk mengetahui kasus yang paling mirip dari kasus baru terhadap kasus lama yang sudah tersimpan di *database* sebagai basis kasus untuk dapat digunakan solusi pengobatannya. Pengujian dilakukan dengan menggunakan 70 kasus yang disimpan di *case base* dan 20 data kasus yang dijadikan sebagai kasus baru. Pengujian dilakukan dengan lima nilai *threshold*. Skenario pertama yaitu dengan menggunakan *threshold* $\geq 0,95$ sistem mampu menghasilkan akurasi 20%. Skenario kedua yaitu dengan menggunakan *threshold* $\geq 0,90$ sistem mampu menghasilkan akurasi 45%. Skenario ketiga yaitu dengan menggunakan *threshold* $\geq 0,85$ sistem mampu menghasilkan akurasi 60%. Skenario keempat yaitu dengan menggunakan *threshold* $\geq 0,80$ sistem mampu menghasilkan akurasi 75%. Skenario kelima yaitu dengan menggunakan *threshold* $\geq 0,75$ sistem mampu menghasilkan akurasi 85%.

Kata kunci—gizi buruk, balita, CBR, *bayesian*, *nearest neighbor*, *threshold*.

I. PENDAHULUAN

Gizi buruk merupakan status kondisi seseorang yang kekurangan nutrisi, atau nutrisinya di bawah standar. Gizi buruk banyak dialami oleh bayi dibawah lima tahun (balita). Menentukan status gizi balita dengan pengukuran antropometri. Penggunaan antropometri untuk penilaian status gizi, dapat dilakukan dengan mengukur beberapa parameter ukuran tunggal dari tubuh manusia. Parameter yang paling sering digunakan adalah umur, berat badan, dan tinggi badan. Kombinasi antara beberapa parameter disebut indeks. Indeks antropometri yang umum digunakan dalam menilai status gizi adalah berat badan menurut umur, Tinggi badan menurut umur, dan berat badan menurut tinggi badan [1]. Berdasarkan data Riset Kesehatan Dasar (Riskesdes) Indonesia tahun 2013, prevalensi gizi buruk berdasarkan parameter berat badan menurut tinggi badan adalah 12,1% [2].

Berangkat dari kondisi tersebut maka suatu sistem cerdas berbasis komputer yang mampu mendiagnosis tipe gizi buruk pada balita. Dalam menyelesaikan permasalahan yang kompleks memerlukan metode cepat, tepat dan akurat. Maka akan dibangun *Case Based Reasoning* (CBR) untuk diagnosis tipe penyakit gizi buruk.

Case Based Reasoning adalah meniru kemampuan manusia, yaitu menyelesaikan masalah baru menggunakan jawaban atau pengalaman dari masalah lama [3]. CBR dapat menghilangkan kebutuhan untuk ekstrak model atau kumpulan dari aturan-aturan. Akuisisi pengetahuan pada CBR terdapat pada kumpulan pengalaman atau kasus-kasus sebelumnya. Selain itu, dengan CBR penalaran tetap dapat dilakukan jika ada data yang tidak lengkap atau tidak tepat [4].

Pada CBR pemecahan kasus baru dilakukan dengan mengadaptasi solusi dari kasus-kasus lama yang sudah terjadi dimana mencari similaritas atau tingkat kesamaan antara kasus baru dengan kasus lama adalah merupakan tahapan yang paling penting [5]. Penelitian ini menggunakan metode *nearest neighbour* pada proses similaritas. *Nearest Neighbord* merupakan suatu pendekatan untuk

mecari kasus dengan menghitung kedekatan antara kasus baru dengan kasus lama berdasarkan pada pencocokan bobot dari sejumlah fitur yang ada [6].

Tetapi jika *case base* memiliki jumlah yang banyak, maka akan muncul kendala dalam lamanya waktu yang diperlukan untuk memperoleh hasil dari proses pencarian kasus yang mirip karena sistem harus menghitung nilai kemiripan kasus baru terhadap semua kasus lama yang telah ada. Oleh karena itu, diperlukan proses *indexing*, yaitu proses pengelompokkan kasus yang ada berdasarkan fitur yang ditentukan. Dalam proses pengelompokkan kasus, metode pada penelitian ini menggunakan *bayesian* model.

Sistem diagnosis yang dibangun diharapkan dapat membantu permasalahan yang dikemukakan diatas, karena sistem pakar ini dibuat bukan hanya berdasarkan teori-teori yang ada, namun juga berdasarkan pengalaman dan pengetahuan yang dimiliki oleh dokter, serta berdasarkan rekam medis pasien. Sistem diagnosis ini juga dapat menjadi asisten yang berpengalaman bagi para tenaga medis untuk membantu melakukan diagnosis terhadap penyakit gizi buruk pada balita.

II. METODE PENELITIAN

A. *Case Based Reasoning*

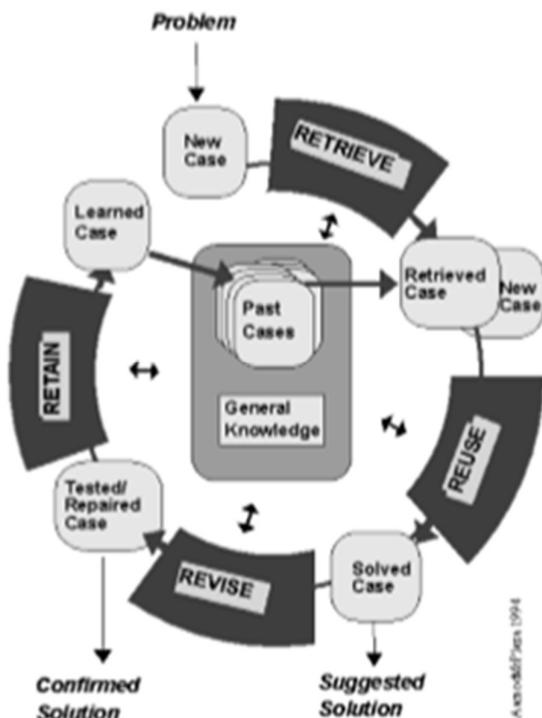
Case based reasoning adalah suatu pendekatan untuk menyelesaikan suatu permasalahan (*problem solving*) berdasarkan solusi dari permasalahan sebelumnya [7].

CBR dapat direpresentasikan sebagai suatu siklus proses yang dibagi menjadi empat sub proses [5] :

1. *Retrieve* merupakan proses menemukan kasus baru yang mirip dengan kasus lama yang tersimpan di *case base* kemudian digunakan kembali untuk mendapatkan solusi dari kasus yang baru.
2. *Reuse* menggunakan kembali kasus-kasus yang ada dan dicoba untuk menyelesaikan suatu masalah sekarang.
3. *Revise* merubah dan mengadopsi solusi yang ditawarkan jika perlu.

4. *Retain* proses penyimpanan dan validasi solusi dari kasus baru kedalam *case base*.

Pada Gambar 1 memperlihatkan mengenai tahapan proses CBR yaitu masalah baru dicocokkan dengan kasus-kasus yang ada di dalam basis data penyimpanan kasus dan menemukan satu atau lebih kasus yang mirip (*retrieve*). Solusi yang dianjurkan melalui pencocokan kasus kemudian digunakan kembali (*reuse*) untuk kasus yang serupa, solusi yang ditawarkan mungkin dapat dirubah dan diadopsi (*revise*). Jika kasus baru tidak ada yang cocok di dalam database penyimpanan kasus, maka CBR akan menyimpan kasus baru tersebut (*retain*) di dalam basis data pengetahuan.



Gambar 1. Siklus Metode *case based reasoning* (Aamodt dan Plaza, 1994).

B. Representasi Kasus

Suatu kasus dapat diselesaikan dengan memanggil kembali kasus sebelumnya yang

sesuai dengan kasus baru. Pada penelitian ini representasi kasus menggunakan *frame*. Tabel 1 merupakan representasi kasus untuk menentukan penyakit gizi buruk pada balita dengan menggunakan 2 fitur yaitu fitur pasien yang terdiri dari umur serta fitur gejala. Kasus-kasus yang telah digunakan sebelumnya dan tersimpan didalam *case base* maka akan digunakan untuk menentukan kasus yang baru.

Tabel 1. Representasi kasus model *frame*

Frame Basis Kasus	
Kode Pasien	K001
Gejala :	
1. Sangat Kurus	Ya
2. Edema	Ya
3. Gejala ke-n
Data Pasien:	
1. Umur	26 Bulan
Diagnosis Penyakit	Marasmus-kwashiorkor

C. Indexing

Indeks merupakan struktur data yang terletak dalam memori utama dan dapat mempercepat pencarian. Metode *indexing* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Bayesian Model*. *Bayesian* dinyatakan sebagai sebuah hipotesa yang disebut dengan HMAP (*Hypothesis Maximum Appropri Probability*) sesuai dengan persamaan (1) [6].

$$P(C_i|X) = \frac{P(X|C_i) P(C_i)}{P(X)} = \frac{P(X|C_i) P(C_i)}{\sum_{i=1}^n P(X|C_i) P(C_i)} \quad (1)$$

Keterangan:

X = Data dengan kelas yang belum diketahui

C_i = Hipotesis data X merupakan suatu kelas spesifik

$P(C_i|X)$ = Probabilitas hipotesis C_i berdasarkan kondisi X (*posterior probability*)

$P(X|C_i)$ = Probabilitas X berdasarkan kondisi pada hipotesis C_i

$P(C_i)$ = Probabilitas hipotesis C_i tanpa mendukung *evidence* apapun (*prior probability*)

Dari teorema *bayes*, dapat dikembangkan jika sebuah hipotesis atau beberapa hipotesis

memiliki lebih dari sebuah *evidence*, maka digunakan persamaan (2).

$$P(C_i|x_1, \dots, x_n) = \alpha P(x_1, \dots, x_n|C_i)P(C_i) \quad (2)$$

Dimana $\alpha = [P(x_1, \dots, x_n)]^{-1}$ adalah konstanta memiliki nilai yang tetap untuk semua kelas. Persamaan (1) dapat ditulis seperti persamaan (3).

$$P(C_i|X) = \frac{P(X|C_i) P(C_i)}{\sum_{i=1}^n P(X|C_i) P(C_i)} \quad (3)$$

Bukti :

Definisi peluang bersyarat:

$$P(C_i|X) = \frac{P(C_i \cap X)}{P(X)} = \frac{P(X|C_i) P(C_i)}{P(X)}$$

Misalkan ruang sample S dipartisi menjadi kejadian-kejadian C_1, \dots, C_i dan X adalah sembarang kejadian yang juga merupakan himpunan bagian dari S. Karena C_1, \dots, C_i adalah partisi dari ruang sampel S maka C_1, \dots, C_i saling independen yaitu:

$$S = C_1 \cup \dots \cup C_i$$

Kejadian X merupakan himpunan bagian dari S, maka

$$\begin{aligned} X &= X \cap C_i \\ &= X \cap (C_1 \cup \dots \cup C_i) \\ &= (X \cap C_1) \cup \dots \cup (X \cap C_i) \end{aligned}$$

Karena kejadian C_i saling asing, sehingga

$$\begin{aligned} P(X) &= [P(C_1 \cap X) \cup \dots \cup P(C_i \cap X)] \\ &= P(C_1)P(X|C_1) + \dots + P(C_i)P(X|C_i) \end{aligned}$$

Untuk persamaan (3) dapat ditulis:

$$\begin{aligned} P(C_i|X) &= \frac{P(X|C_i)P(C_i)}{P(X|C_1)P(C_1) + \dots + P(X|C_i)P(C_i)} \\ P(C_i|X) &= \frac{P(X|C_i) P(C_i)}{\sum_{i=1}^n P(X|C_i) P(C_i)} \end{aligned}$$

Sehingga persamaan (1) terbukti.

Menghitung $P(X|C_i)$ dapat menggunakan persamaan (4).

$$P(X|C_i) = \prod_{j=1}^n P(X_j|C_i) \quad (4)$$

Karena Pada *bayesian indexing* model akan menghasilkan label kategori yang paling tinggi probabilitasnya, seperti pada persamaan (5).

$$C_{MAP} = \operatorname{argmax}_{C_i \in C} P(C_i|x_1, \dots, x_n) \quad (5)$$

Keterangan :

C_{MAP} = Nilai *output maximum a priori probability* yang diperoleh dari hasil *indexing*.

Argmax = Nilai *argument maksimum* dimana nilai ekspresi yang diberikan mencapai nilai maksimum.

$P(C_i|x_1, \dots, x_n)$ = Probabilitas hipotesis C_i berdasarkan kondisi x_1, \dots, x_n

Dari persamaan (3) jika digabungkan dengan persamaan (5) bisa dituliskan seperti persamaan (6).

$$C_{MAP} = \operatorname{argmax}_{C_i \in C} \frac{P(x_1, \dots, x_n|C_i) P(C_i)}{\sum_{i=1}^n P(x_1, \dots, x_n|C_i) P(C_i)} \quad (6)$$

Berikut ini algoritma dari *bayesian* model:

1. Menghitung jumlah probabilitas masing-masing kelas yang ada pada basis kasus $P(C_i)$.
2. Menghitung jumlah nilai probabilitas masing-masing fitur pada target *case* terdapat pada masing-masing kelas dalam basis kasus, $P(X|C_i)$ sesuai persamaan (4).
3. Menghitung probabilitas posterior $P(C_i|X)$ sesuai persamaan (3).
4. Menentukan probabilitas yang paling tinggi untuk dijadikan rekomendasi atau hasil sesuai persamaan (6).

D. *Similaritas*

Pengukuran *similaritas* atau *retrieval* merupakan suatu proses menemukan kasus-kasus sebelumnya yang disimpan di *case base* yang kemudian digunakan kembali untuk mendapatkan solusi dari kasus yang baru. *Retrieval* merupakan inti dari dari CBR [8]. Pada penelitian ini menggunakan metode *nearest neighbor* untuk proses *retrieval*. *Nearest neighbor retrieval* dilakukan dengan cara melakukan pencocokan antara kasus yang akan dibandingkan atau kasus baru (*target case*) dengan kasus-kasus yang ada pada basis kasus (*source case*).

Terdapat dua jenis *similarity* yaitu:

1. *Similaritas lokal*, yaitu *similarity* yang terdapat pada level fitur. *Similaritas lokal*

dibedakan menjadi 2 jenis, yaitu simbolik dan numerik. Fitur yang termasuk dalam jenis simbolik adalah fitur gejala sedangkan fitur untuk numerik adalah fitur umur. Fitur numerik menggunakan persamaan (7) dan fitur simbolik menggunakan persamaan (8) [6].

a. Data bernilai Numerik

$$f(s, t) = 1 - \frac{|s-t|}{R} \quad (7)$$

Dimana s,t adalah nilai atribut yang ingin dibandingkan, dan R adalah range nilai untuk atribut tersebut.

b. Data bernilai simbolik

$$f(s, t) = \begin{cases} 1 & \text{jikas} \\ 0 & \text{lainnya, dimanas, } t \in \{\text{benar, salah}\} \end{cases} \quad (8)$$

2. Similaritas global, digunakan untuk menghitung keserupaan antar masalah baru dengan kasus yang tersimpan dalam basis kasus. metode untuk menghitung bobot kemiripan pada similaritas global yaitu dengan menggunakan persamaan (9) [8].

$$Sim(S, T) = \frac{\sum_{i=1}^n f(S_i T_i) * w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (9)$$

Keterangan :

T : kasus baru

S : kasus yang ada dalam penyimpanan

n : jumlah atribut dalam masing-masing kasus

i : atribut individu antara 1 s/d n

f : fungsi similaritas lokal atribut i antara kasus T dan kasus S

W : bobot yang diberikan pada atribut ke i

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Proses Penyusunan Pengetahuan

Data pengetahuan yang dimasukkan didalam basis data terdiri dari data penyakit, data gejala dan data kasus. Proses diagnosis dimulai dengan memasukkan berat badan dan tinggi badan, dan gejala-gejala yang dirasakan oleh pasien akan disamakan dengan gejala pada kasus yang telah tersimpan didalam *database* kasus.

Setelah data masalah baru *diinput* dan disimpan kedalam tabel kasus baru. Contoh permasalahan kasus baru dapat dilihat pada Tabel 2, selanjutnya dilakukan proses diagnosis, maka sistem secara otomatis akan melakukan rangkaian proses *indexing*. Hasil dari proses *indexing* akan dihitung proses similaritas. Setelah proses perhitungan similaritas selesai, masalah baru akan menggunakan kembali (*reuse*) solusi atau keputusan dari kasus lama yang paling mirip atau similaritas tertinggi. Nilai similaritas berada direntang 0 sampai 1.

Tabel 2. Contoh permasalahan baru

N0	Data kasus	Keterangan
A Gejala		
1	G021	Sangat kurus
2	G019	Edema
3	G006	Diare
5	G017	Lemah
B Data Pasien		
1	Usia	25 bulan

B. Proses Indexing

Proses *indexing* pada penelitian ini menggunakan *bayesian* model. Adapun langkah-langkahnya adalah:

Langkah 1:

Menghitung nilai P (Ci) pada masing-masing kelas yaitu, P(C1), P(C2) dan P(C3), dimana C1 adalah penyakit kwashiorkor (P001), C2 adalah penyakit marasmus (P002) dan C3 adalah penyakit marasmus-kwashiorkor (P003).

$$P(P001) = 18/70 = 0,2571$$

Hasil P(P001) didapat dari jumlah kasus penyakit P001 dibagi dengan jumlah seluruh kasus.

$$P(P002) = 29/70 = 0,4143$$

Hasil P(P002) didapat dari jumlah kasus penyakit P002 dibagi dengan jumlah seluruh kasus.

$$P(P003) = 23/70 = 0,3286$$

Hasil P(P003) didapat dari jumlah kasus penyakit P003 dibagi dengan jumlah seluruh kasus.

Langkah 2:

Menghitung nilai $P(x_1, \dots, x_n|C_i)$, dimana X adalah input fitur.

Untuk P001

$$P(x_1|P001)$$

$$= P(\text{Gejala} = \text{Sangat kurus}|P001) = \frac{0}{18} = 0$$

$$P(x_2|P001)$$

$$= P(\text{Gejala} = \text{Edem} |P001) = \frac{0}{18} = 0$$

$$P(x_3|P001)$$

$$= P(\text{Gejala} = \text{Diare}|P001) = \frac{3}{18} = 0,1667$$

$$P(x_4|P001)$$

$$= P(\text{Gejala} = \text{Lemah}|P001) = \frac{1}{18} = 0,0556$$

$$P(x_5|P001)$$

$$= P(\text{umur} \geq 24 \text{ bulan}|P001) = \frac{7}{18} = 0,5556$$

Untuk P002

$$P(x_1|P002)$$

$$= P(\text{Gejala} = \text{Sanga kurus}|P002) = \frac{29}{29} = 1$$

$$P(x_2|P002)$$

$$= P(\text{Gejala} = \text{Edema}|P002) = \frac{0}{29} = 0$$

$$P(x_3|P002) =$$

$$P(\text{Gejala} = \text{Diare}|P002) = \frac{1}{29} = 0,0345$$

$$P(x_4|P002)$$

$$= P(\text{Gejala} = \text{Lemah}|P002) = \frac{12}{29} = 0,4138$$

$$P(x_5|P002)$$

$$= P(\text{umur} < 24 \text{ bulan}|P002) = \frac{3}{29} = 0,1034$$

Untuk P003

$$P(x_1|P003)$$

$$= P(\text{Gejala} = \text{Sanga} |P003) = \frac{23}{23} = 1$$

$$P(x_2|P003)$$

$$= P(\text{Gejala} = \text{Edema}|P003) = \frac{23}{23} = 1$$

$$P(x_2|P003)$$

$$= P(\text{Gejala} = \text{Diare}|P003) = \frac{2}{23} = 0,0870$$

$$P(x_4|P003)$$

$$= P(\text{Gejala} = \text{Lemah}|P003) = \frac{3}{23} = 0,1304$$

$$P(x_5|P003)$$

$$= P(\text{umur} < 24 \text{ bulan}|P003) = \frac{9}{23} = 0,3913$$

Menghitung $P(X|C_i)$

$$P(X|P001) = 0 \times 0 \times 0,1667 \times 0,0556 \times 0,5556 = 0$$

$$P(X|P002) = 1 \times 0 \times 0,0345 \times 0,4138 \times 0,1034 = 0$$

$$P(X|P003) = 1 \times 1 \times 0,0870 \times 0,1304 \times 0,3913 = 0,0044$$

Langkah 3:

Menghitung nilai probabilitas posterior ($C_i|X$).

Menghitung $P(X|C_i) P(C_i)$

$$P(X|P001).P(P001) = 0 \times 0,2571 = 0$$

$$P(X|P002).P(P002) = 0 \times 0,4143 = 0$$

$$P(X|P003).P(P003) = 0,0044 \times 0,3286 = 0,0014$$

$$P(P001|X) = \frac{0}{0 + 0 + 0,0014} = 0$$

$$P(P002|X) = \frac{0}{0 + 0 + 0,0014} = 0$$

$$P(P003|X) = \frac{0,0014}{0 + 0 + 0,0014} = 1$$

Langkah 4:

Menentukan probabilitas yang paling tinggi untuk dijadikan rekomendasi atau hasil. Nilai tertinggi merupakan hasil penyakit P003 (Marasmus-kwashiorkor).

C. Proses Similaritas

Berdasarkan hasil *indexing*, maka penyakit yang didiagnosis adalah P003. Tahap selanjutnya semua penyakit P003 akan dilakukan proses similaritas untuk mengetahui kasus mana yang paling mirip dengan kasus yang telah disimpan sebagai *case base*. Sehingga dari kasus yang paling mirip dapat dijadikan rekomendasi pengobatan yang akan dilakukan. Pada kasus ini nilai similaritas tertinggi terdapat pada kasus K012 dengan nilai similaritas sebesar 0,95.

Perhitungan nilai similaritas lokal dilakukan dengan menggunakan persamaan (7) untuk fitur numerik dan menggunakan persamaan (8) untuk fitur simbolik. Sedangkan untuk perhitungan nilai similaritas global dilakukan dengan menggunakan persamaan (9).

Tabel 1. Contoh kasus proses similaritas

No	Data Kasus	source case(S) K012		Target case (T)
		Nilai	Bobot	
Data Gejala				
1	Sangat Kurus	1	1	1
2	Edema	1	1	1
3	Diare	1	0,5	1
4	Lemah	0	0,3	1
Data Pasien				
1	Usia	14	0,7	25

Proses perhitungan similaritas contoh kasus pada Tabel 3 dapat dijelaskan sebagai berikut untuk contoh pada kasus yang terdapat pada kode kasus K012:

Similaritas kasus K012 dengan target Similaritas lokal antar atribut :

1. Kedekatan fitur gejala sangat kurus yaitu 1.
2. Kedekatan fitur gejala edema yaitu 1.
3. Kedekatan fitur gejala diare yaitu 1.
4. Kedekatan fitur gejala cengeng/rewel yaitu 0.
5. Kedekatan fitur umur :

$$f(s, t) = 1 - \frac{|14 - 25|}{60 - 9}$$

$$f(s, t) = 1 - \frac{|11|}{51}$$

$$f(s, t) = 0,78$$

Similaritas global antara kasus K012 dengan *target* menggunakan persamaan (9) maka dapat dihitung :

$$Sim(S, T) = \frac{\sum_{i=1}^n f(1*1)+(1*1)+(1*0,5)+(0,78*0,7)}{1+1+0,5+0,7} = 0,95$$

Hasil dari proses CBR dengan similaritas *nearest neighbor* dengan nilai similaritas 0,95 merupakan nilai diatas *threshold* yang sudah ditentukan, maka sistem dapat disimpan didalam basis kasus.

D. Analisa Kemampuan Sistem

Kasus yang diuji sebanyak 20 data uji dan basis kasus sebanyak 70 basis kasus.

Berdasarkan 5 nilai *threshold* yang telah dilakukan saat pengujian sistem, hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Pengujian sistem

Metode	Similaritas (<i>Threshold</i>)	Keputusan Sesuai
CBR	$\geq 0,95$	20%
	$\geq 0,90$	45%
	$\geq 0,85$	60%
	$\geq 0,80$	75%
	$\geq 0,75$	85%

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian dan hasil pengujian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa:

1. Penelitian ini menghasilkan sistem CBR untuk diagnosis penyakit gizi buruk pada balita dengan menggunakan metode *indexing baysian* model dan *nearest neighbor* untuk metode similaritas pada proses CBR.
2. Hasil pengujian terhadap data uji penyakit gizi buruk pada balita menggunakan lima nilai *threshold*, semakin tinggi nilai *threshold* semakin kecil tingkat akurasi sistem.

REFERENSI

[1] Supariasa, I.D.N., Bakri, B., dan Fajar, I., I., 2002, *Penilaian Status Gizi*, Buku Ajar Ilmu Gizi, Penerbit Buku Kedokteran EGC, Jakarta.

[2] Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan., 2013, *Riset Kesehatan Dasar*, Kementerian Kesehatan RI, Jakarta.

[3] Watson, I. dan Marir, F., 1994, *Case Based Reasoning: A Review*, *The Knowledge Engeneering Review*, Vol. 9, No.4: pp355-381, Cambridge University Press, United King.

[4] Wicaksono, B.S., Ramadhony, Ade., dan Sulistiyo, M.D., 2014, *Analisis dan Implementasi Sistem Pendiagnosis Penyakit Tuberculosis Menggunakan Metode Case Based Reasoning*, Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI), ISSN: 1997-5022, Yogyakarta.

[5] Pal, K.S., dan Shiu, K.C.S., 2004, *Foundations of Soft Case Based Reasoning*, A John Wiley & Son, Inc., Publication, New Jersey.

[6] Kusrini dan Luthfi, T.E., 2009, *Algoitma Data Mining*, Andi Offset, Yogyakarta.

[7] Aamodt, A. dan Plaza, E., 1994, *Case Based Reasoning: Foundation Issues Methodological Variations, and System Approaches*, *AI Communication*, Vol 7, pp.39-59.

[8] Kolodner, J.L., 1993, *Case Based Reasoning*, San Mateo, CA : Morgan Kaufmann.

[9] Cabrera, M, M., dan Edye, E.O., 2010. *Integration of Rule Based Expert Systems and Case Based Reasoning in an Acute Bacterial Meningitis Clinical Decision Support System*. *International Journal of Computer Science and Information Security (IJCSIS)*, 7, 2. ISSN : 1947-5500.