

KLASIFIKASI TIPE DIABETES MELLITUS MENGGUNAKAN BAYESIAN MODEL

Reza Zubaedah¹

¹ Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Musamus, Merauke

Email : reza@unmus.ac.id

Abstrak

Tes gula darah sewaktu bisa digunakan untuk mengetahui seorang pasien terkena diabetes mellitus. Namun untuk mengetahui tipe jenis diabetes dokter harus tahu gejala apa saja yang dialami oleh pasien. Setiap pasien yang menderita diabetes harus diketahui jenis tipe diabetes disebabkan penanganan yang akan diterima oleh pasien akan berbeda. Data kasus pasien diabetes mellitus bisa digunakan untuk mengklasifikasikan jenis diabetes mellitus dan digunakan kembali untuk mencocokkan nilai kesamaan dengan data training yang telah diklasifikasi. Salah satu metode klasifikasi adalah bayesian classification yang dapat digunakan untuk mengklasifikasi berdasarkan kelas – kelas yang telah ditentukan. Metode bayesian classification akan digunakan untuk mengklasifikasikan tipe diabetes berdasarkan input gejala yang dialami pasien dan kelas yang telah ditentukan. Hasil penelitian menggunakan metode bayesian sebesar 89%.

Kata Kunci: Klasifikasi, *Bayesian classification*, *diabetes mellitus*

PENDAHULUAN

Salah satu penyakit ditandai dengan peningkatan level gula darah dalam tubuh dan tubuh tidak dapat menghasilkan *insulin* sesuai dengan kebutuhan tubuh biasa dikenal dengan nama diabetes mellitus (DM). Penderita DM pada tahun 2011 berjumlah 366 juta jiwa dan mengalami peningkatan sebanyak 387 juta jiwa dan pada tahun 2014 diperkirakan pada tahun 2035 bertambah menjadi 592 juta jiwa. Pada tahun 2014 kematian yang terjadi sebanyak 4,9 juta jiwa yaitu terjadi kematian setiap tujuh detik terdapat 1 dari penderita. [1].

Jumlah pasien DM bertambah secara konsisten menyatakan bahwa penyakit DM merupakan sebuah masalah dalam bidang kesehatan yang sangat perlu mendapat perhatian tingkat khusus untuk memperoleh layanan kesehatan [2]. Selain masalah pelayanan kesehatan yang berkepanjangan pasien juga membutuhkan biaya pengobatan yang terus menerus sehingga menjadi sangat mahal, pengobatan yang dilakukan berkelanjutan agar komplikasi tidak terjadi atau paling komplikasi bisa diperlambat

karena sangat merugikan untuk pasien yang menderita DM[3].

Perbedaan jenis Setelah pasien mengetahui terkena diabetes pasien juga harus mengetahui tipe diabetes yang diderita. Hal ini disebabkan penanganan yang akan diperoleh oleh penderita dengan tipe tertentu pastinya akan berbeda. Dalam dunia softcomputing dikenal dengan metode probabilistic reasoning yaitu metode untuk mengetahui keputusan yang sama atau layaknya manusia[4]. Penelitian ini sistem akan melakukan proses klasifikasi jenis diabetes mellitus berdasarkan tipe diabetes yaitu Diabetes Mellitus tipe 1 (DM1), Diabetes Mellitus tipe 2 (DM2) dan Diabetes Mellitus Gestasional (DMG).

Bayesian Model bekerja dengan cara mengelompokkan data yang ada pada data training ke dalam kelas-kelas tertentu. Parameter yang digunakan yaitu identitas pasien berupa umur, berat badan, tekanan darah, jenis kelamin, kondisi kehamilan, gejala yang dialami pasien, riwayat penyakit lain serta hasil gula darah sewaktu pasien. Parameter

yang berupa kasus pasien sebagian akan dijadikan data training dan sebagai data uji.

METODE PENELITIAN

A. Kebutuhan Non Fungsional Sistem

Peneliti mengimplementasikan sistem klasifikasi tipe diabetes mellitus membutuhkan bantuan software dan hardware sebagai berikut:

1. Perangkat Lunak (Software)

- Microsoft Windows 8
- Data Base MySQL
- Bahasa Pemrograman PHP

2. Perangkat Keras (Hardware)

- Laptop dengan merk Samsung
- Processor intel Core i3
- Memory 4 GB
- Harddisk 500 GB

B. Rancangan Flowchart Sistem

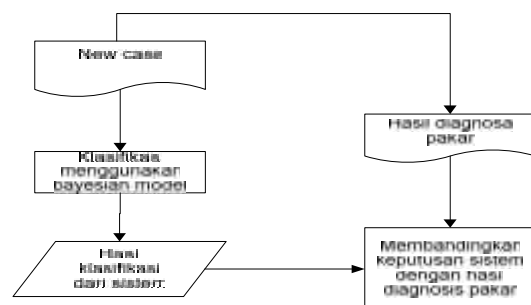
Data Pasien Diabetes Mellitus yang digunakan dalam penelitian dibagi menjadi data training dan data uji. Sistem bekerja dengan membuat kelas berdasarkan tipe penyakit yaitu DM1, DM2, DMG. Setelah itu data yang telah dibagi tersebut akan dilakukan perbandingan dengan memasukkan data uji satu persatu setelah itu dilakukan proses klasifikasi menggunakan bayesian model terdapat pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Sistem

C. Rancangan Pengujian

Tahap untuk mengetahui sejauh mana sistem mampu mengenali atau mengklasifikasi penyakit dalam penelitian ini yaitu penyakit diabetes mellitus. Pengujian dilakukan dengan mengambil sampel secara acak sebanyak 55 kasus sebagai data uji. Pengujian dilakukan menggunakan data pasien menggunakan data rekam medik yang telah dipisahkan menjadi data uji dan data training dengan validasi pakar untuk mengetahui bahwa cara kerja sistem mampu mengetahui tiga tipe penyakit DM. Skema uji kerja sistem dengan cara mencari nilai akurasi ditunjukkan Gambar 2.



Gambar 2. Menunjukkan skema pengujian

Kasus baru diproses menggunakan sistem klasifikasi dimana kasus baru merupakan kasus yang telah divalidasi kebenarannya oleh pakar. Hasil dari sistem berupa tipe *diabetes mellitus* dibandingkan dengan hasil diagnosis yang telah didiagnosis oleh pakar.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Proses Klasifikasi Menggunakan Bayesian Model

Berikut ini dijelaskan secara rinci proses klasifikasi yang dilakukan di dalam sistem menggunakan Bayesian Model. Untuk contoh data training dan data uji terdapat pada Tabel 2

Tabel 2. Contoh kasus untuk klasifikasi

Data	Data Training					Data Uji
	K01	K02	K03	K04	K05	
	nilai	nilai	nilai	nilai	nilai	
Usia	49	50	18	70	40	50
Jenis Kelamin(JK)	0	1	0	1	0	0
Berat Badan(BB)	72	65	58	63	70	61
Tekanan Darah Sistolik / SBP (mmHg)	170	160	100	160	160	185
Tekanan Darah Distolik / DBP (mmHg)	100	70	70	100	90	70
Hamil	0	0	0	0	1	0
Ulkus	1	1	0	1	0	1
Poliuria	0	0	1	0	0	0
Polidipsia	0	0	1	0	0	0
Polifagia	0	0	1	0	0	0
Lemas	1	1	1	1	1	1
Kesemutan	0	0	0	0	0	0
Penglihatan Kabur	1	0	0	0	0	0
Gula Darah Sewaktu	296	234	535	363	435	300
Mual	0	1	0	0	0	0
Muntah	1	0	0	0	0	0
Pusing	1	0	0	0	0	1
sesak nafas	0	1	1	0	0	0
Hipertensi	1	1	0	0	0	0
Anemia	0	0	0	0	0	0

Ispa	0	0	0	0	0	0
Diagnosa	DM2	DM2	DM1	DM1	DMG	?

Langkah 1. Menghitung nilai probabilitas $P(C_i)$ dengan $i= 1, 2, 3$.

$P(C_1)$ untuk probabilitas DM1,

$P(C_2)$ untuk probabilitas DM2 dan

$P(C_3)$ untuk probabilitas DMG

Rumus perhitungan nilai probabilitas kelas, hitung nilai probabilitas Prior $P(C_i)$ pada masing-masing kelas yaitu DM1, DM2, DMG.

$$P(C_1) = P(\text{diagnosis} = \text{DM1}) = \frac{|C_1|}{|S|} = \frac{2}{5} = 0,4$$

$$P(C_2) = P(\text{diagnosis} = \text{DM2}) = \frac{|C_2|}{|S|} = \frac{2}{5} = 0,4$$

$$P(C_3) = P(\text{diagnosis} = \text{DMG}) = \frac{|C_3|}{|S|} = \frac{1}{5} = 0,2$$

Langkah 2. Menghitung nilai probabilitas $P(X_j|C_1)$, $P(X_j|C_2)$ dan $P(X_j|C_3)$, diman X adalah input fitur ke-j

Rumus perhitungan nilai probabilitas per kelas dengan data inputan yang di masukkan, hitung *probabilitas* $P(x_j|C_i)$

Untuk $P(X_j|C_1)$

$$P(X_1|C_1) = P(\text{Usia} = 4|C_2) 0/2 = 0$$

$$P(X_2|C_1) = P(\text{JK} = 0|C_2) 1/2 = 0,5$$

$$P(X_3|C_1) = P(\text{BB} = 3|C_2) 1/2 = 0,5$$

$$P(X_4|C_1) = P(\text{SBP} = 4|C_2) 1/2 = 0,5$$

$$P(X_5|C_1) = P(\text{DBP} = 1|C_2) 0/2 = 0$$

$$P(X_6|C_1) = P(\text{Hamil} = 0|C_2) 2/2 = 1$$

$$P(X_7|C_1) = P(\text{Ulkus} = 1|C_2) 1/2 = 0,5$$

$$P(X_8|C_1) = P(\text{Poliuria} = 0|C_2) 1/2 = 0,5$$

$$P(X_9|C_1) = P(\text{Polidipsia} = 0|C_2) 1/2 = 0,5$$

$$P(X_{10}|C_1) = P(\text{Polifaghia} = 0|C_2) 1/2 = 0,5$$

$$P(X_{11}|C_1) = P(\text{Lemas} = 1|C_2) 2/2 = 1$$

$$P(X_{12}|C_1) = P(\text{Kesemutan} = 0|C_2) 2/2 = 1$$

$$P(X_{13}|C_1) = P(\text{Penglihatan kabur} = 0|C_2) 2/2 = 1$$

$$P(X_{14}|C_1) = P(\text{GDS} = 4|C_2) 1/2 = 0,5$$

$$P(X_{15}|C_1) = P(\text{Mual} = 0|C_2) 2/2 = 1$$

$$P(X_{16}|C_1) = P(\text{Muntah} = 0|C_2) 2/2 = 1$$

$$P(X_{17}|C_1) = P(\text{Pusing} = 1|C_2) 0/2 = 0$$

$$P(X_{18}|C_1) = P(\text{Sesak Nafas} = 0|C_2) 1/2 = 0,5$$

$$P(X_{19}|C_1) = P(\text{Hipertensi} = 0|C_2) 2/2 = 1$$

$$P(X_{20}|C_1) = P(\text{Anemia} = 0|C_2) 2/2 = 1$$

$$P(X_{21}|C_1) = P(\text{ISPA} = 0|C_2) 2/2 = 1$$

Untuk P(X_j|C₂)

$$\begin{aligned}
 P(X_1|C_2) &= P(\text{Usia} = 4|C_1) = 2/2 = 1 \\
 P(X_2|C_2) &= P(\text{JK} = 0|C_1) = 1/2 = 0,5 \\
 P(X_3|C_2) &= P(\text{BB} = 3|C_1) = 2/2 = 1 \\
 P(X_4|C_2) &= P(\text{SBP} = 4|C_1) = 2/2 = 1 \\
 P(X_5|C_2) &= P(\text{DBP} = 1|C_1) = 1/2 = 0,5 \\
 P(X_6|C_2) &= P(\text{Hamil} = 0|C_1) = 2/2 = 1 \\
 P(X_7|C_2) &= P(\text{Ulkus} = 1|C_1) = 2/2 = 1 \\
 P(X_8|C_2) &= P(\text{Poliuria} = 0|C_1) = 2/2 = 1 \\
 P(X_9|C_2) &= P(\text{Polidipsia} = 0|C_1) = 2/2 = 1 \\
 P(X_{10}|C_2) &= P(\text{Polifaghia} = 0|C_1) = 2/2 = 1 \\
 P(X_{11}|C_2) &= P(\text{Lemas} = 1|C_1) = 2/2 = 1 \\
 P(X_{12}|C_2) &= P(\text{Kesemutan} = 0|C_1) = 2/2 = 1 \\
 P(X_{13}|C_2) &= P(\text{Penglihatan kabur} = 0|C_1) = 1/2 = 0,5 \\
 P(X_{14}|C_2) &= P(\text{GDS} = 2|C_1) = 1/2 = 0,5 \\
 P(X_{15}|C_2) &= P(\text{Mual} = 0|C_1) = 1/2 = 0,5 \\
 P(X_{16}|C_2) &= P(\text{Muntah} = 0|C_1) = 1/2 = 0,5 \\
 P(X_{17}|C_2) &= P(\text{Pusing} = 1|C_1) = 1/2 = 0,5 \\
 P(X_{18}|C_2) &= P(\text{Sesak Nafas} = 1|C_1) = 1/2 = 0,5 \\
 P(X_{19}|C_2) &= P(\text{Hipertensi} = 0|C_1) = 1/2 = 0,5 \\
 P(X_{20}|C_2) &= P(\text{Anemia} = 0|C_1) = 2/2 = 1 \\
 P(X_{21}|C_2) &= P(\text{ISPA} = 0|C_1) = 2/2 = 1
 \end{aligned}$$

Untuk P(X_j|C₃)

$$\begin{aligned}
 P(X_1|C_3) &= P(\text{Usia} = 4|C_3) = 0/1 = 0 \\
 P(X_2|C_3) &= P(\text{JK} = 0|C_3) = 1/1 = 1 \\
 P(X_3|C_3) &= P(\text{BB} = 3|C_3) = 1/1 = 1 \\
 P(X_4|C_3) &= P(\text{SBP} = 4|C_3) = 1/1 = 1 \\
 P(X_5|C_3) &= P(\text{DBP} = 1|C_3) = 0/1 = 0 \\
 P(X_6|C_3) &= P(\text{Hamil} = 0|C_3) = 0/1 = 0 \\
 P(X_7|C_3) &= P(\text{Ulkus} = 1|C_3) = 0/1 = 0 \\
 P(X_8|C_3) &= P(\text{Poliuria} = 0|C_3) = 1/1 = 1 \\
 P(X_9|C_3) &= P(\text{Polidipsia} = 0|C_3) = 1/1 = 1 \\
 P(X_{10}|C_3) &= P(\text{Polifaghia} = 0|C_3) = 1/1 = 1 \\
 P(X_{11}|C_3) &= P(\text{Lemas} = 1|C_3) = 1/1 = 1 \\
 P(X_{12}|C_3) &= P(\text{Kesemutan} = 0|C_3) = 1/1 = 1 \\
 P(X_{13}|C_3) &= P(\text{Penglihatan kabur} = 0|C_3) = 1/1 = 1 \\
 P(X_{14}|C_3) &= P(\text{GDS} = 5|C_3) = 0/1 = 0 \\
 P(X_{15}|C_3) &= P(\text{Mual} = 0|C_3) = 1/1 = 1 \\
 P(X_{16}|C_3) &= P(\text{Muntah} = 0|C_3) = 1/1 = 1 \\
 P(X_{17}|C_3) &= P(\text{Pusing} = 1|C_3) = 0/1 = 0 \\
 P(X_{18}|C_3) &= P(\text{Sesak Nafas} = 0|C_3) = 1/1 = 1 \\
 P(X_{19}|C_3) &= P(\text{Hipertensi} = 0|C_3) = 1/1 = 1 \\
 P(X_{20}|C_3) &= P(\text{Anemia} = 0|C_3) = 1/1 = 1 \\
 P(X_{21}|C_3) &= P(\text{ISPA} = 0|C_3) = 1/1 = 1
 \end{aligned}$$

Langkah 3 - menghitung nilai P(X_i|C_i)

$$\begin{aligned}
 P(X|C_1) &= 0 \times 0,5 \times 0,5 \times 0,5 \times 0 \times 1 \times 0,5 \times 0,5 \\
 &\times 0,5 \times 0,5 \times 1 \times 1 \times 1 \times 0,5 \times 1 \times 1 \times 0 \times 0,5 \times 1 \times \\
 &1 \times 1 = 0 \\
 P(X|C_2) &= 1 \times 0,5 \times 1 \times 1 \times 0,5 \times 1 \times 1 \times 1 \times 1 \times \\
 &1 \times 1 \times 1 \times 0,5 \times 0,5 \times 0,5 \times 0,5 \times 0,5 \times 0,5 \times 0,5 \\
 &\times 1 \times 1 = 0,0078125 \\
 P(X|C_3) &= 0 \times 1 \times 1 \times 1 \times 0 \times 0 \times 0 \times 1 \times 1 \times 1 \times \\
 &1 \times 1 \times 1 \times 0 \times 1 \times 1 \times 0 \times 1 \times 1 \times 1 \times 1 = 0
 \end{aligned}$$

Langkah 4 - menghitung P(X_i|C_i)P(C_i) kemudian dipilih nilai yang terbesar, nilai yang dipilih akan dijadikan sebagai output

$$\begin{aligned}
 P(X|C_1)P(C_1) &= 0 \times 0,4 = 0 \\
 P(X|C_2)P(C_2) &= 0,0078125 \times 0,4 = 0,003125 \\
 P(X|C_3)P(C_3) &= 0 \times 0,2 = 0
 \end{aligned}$$

Dari hasil perhitungan klasifikasi menggunakan bayesian model diatas maka kelas C₂ lah yang memiliki nilai klasifikasi tertinggi sehingga kelas yang terpilih adalah DM₂.

B. Hasil Implementasi Sistem

Pada penelitian ini proses *Klasifikasi* menggunakan *Bayesian model* sesuai dengan Persamaan 1. Proses *Klasifikasi* dilakukan untuk menemukan data uji yang diinputkan berada pada kelas tertentu. Proses *Klasifikasi* dilakukan dengan menghitung kemiripan dari fitur- fitur yang telah ditentukan.

Tahap I

Tahap I yaitu proses memasukkan data uji dilakukan oleh paramedis ketika ada pasien baru yang datang. dengan memasukkan data pasien, data gejala, data hasil lab dan data riwayat penyakit lain sebagai data uji. Setelah data dimasukkan akan dilakukan proses perhitungan klasifikasi yang hasil dari proses. Berikut ini source code untuk melakukan proses klasifikasi pembagian kelas dengan 3 kelas yaitu DM₁, DM₂, DM₃ terdapat pada Gambar 3.

```

$diag = $psql_query($conn, "select * from kasus");
$P = array();
$S = mysqli_fetch_rows($diag);
for($i=0; $i<count($S); $i++)
{
    $data = mysqli_fetch_row($S);
    for($j=0; $j<count($data); $j++)
    {
        $P[$data[$j]] = 1;
    }
}

echo "Langkah ke 1 :<br>";
echo "Probabilitas probabilitas P(Ci) <br>";
print_r($P);
    
```

Gambar 3. Source code bayesian model untuk proses menghitung nilai probabilitas P(Ci)

Tahap 2

Gambar 3 merupakan source code untuk menghitung jumlah probabilitas pada kelas - kelas yang digunakan adalah tipe diabetes. P(Ci) yang ada pada basis data yaitu jumlah masing – masing penyakit dibagi dengan total jumlah kasus yang ada di basis kasus.

Tahap 3

Gambar 4 merupakan source code untuk menghitung probabilitas masing - masing nilai P (X|Ci). Fitur yang samadalam pengujian dengan data uji dan data training pada kelas (jenis penyakit) dibagi dengan banyaknya jumlah masing – masing penyakit.

```

for($i=0; $i<count($data); $i++)
{
    $row = $data[$i];
    for($j=0; $j<count($row); $j++)
    {
        $P_X_Ci = $P[$row[$j]] / $P[$diag[$j]];
    }
}

echo "Langkah ke 2 :<br>";
echo "Probabilitas probabilitas P(X|Ci) <br>";
print_r($P_X_Ci);
    
```

Gambar 4. Source case perhitungan probabilitas masing-masing nilai P(X|Ci)

Tahap 4

Gambar 5. merupakan source code untuk menghitung nilai probabilitas posterior P(Ci|X)

```

for($i=0; $i<count($data); $i++)
{
    $row = $data[$i];
    for($j=0; $j<count($row); $j++)
    {
        $P_Ci_X = $P_X_Ci * $P[$diag[$j]];
    }
}

echo "Langkah ke 3 :<br>";
echo "Probabilitas probabilitas P(Ci|X) <br>";
print_r($P_Ci_X);
    
```

Gambar 5. Source Code Bayesian Model untuk proses menghitung nilai probabilitas posterior P(Ci|X)

Tahap 5

Gambar 6. merupakan source code untuk menyeleksi nilai maksimal dari probabilitas posterior yang dihasilkan sesuai dengan Gambar 6 Hasil yang diperoleh yaitu nilai P(Ci|X) yang maksimal dijadikan output (jenis Penyakit), kemudian output tersebut dijadikan acuan untuk proses pengelompokkan (klasifikasi). Source case untuk menyeleksi nilai maksimal ditunjukkan oleh Gambar 6.

```

for($i=0; $i<count($data); $i++)
{
    $row = $data[$i];
    for($j=0; $j<count($row); $j++)
    {
        $P_Ci_X = $P_X_Ci * $P[$diag[$j]];
    }
}

echo "Langkah ke 4 :<br>";
echo "Maksimal P(Ci|X) <br>";
print_r($P_Ci_X);
    
```

Gambar 6. Source case Bayesian Model untuk proses Identify

C. Proses Pengujian Sistem

1. Data Uji

Data uji diperoleh dari data rekam medis rawat inap pasien *diabetes mellitus* pada instalasi catatan rekam medic RS PKU Muhammadiyah Yogyakarta yaitu sebanyak 55data kasus atau

25% dari total keseluruhan data. Rekapitulasi data uji dilihat Tabel 3.

Tabel 3. Rekapitulasi data uji

No	Nama Penyakit	Jumlah kasus
1	DM 1	37
2	DM 2	12
3	DMG	6
Total		55

2. Hasil Pengujian

Proses pengisian data training dengan cara menginputkan data – data diperoleh pada rekam medis pasien yaitu nama pasien, umur, jenis kelamin, berat badan, , tekanan darah, hamil, ulkus, poliuria, polidipsia, polifaghia, lemas, kesemutan, pandangan kabur, mual, muntah, pusing, sesak, cek gula darah sewaktu, riwayat penyakit yang diderita pasien seperti hipertensi, ispa dan anemia, jenis penyakit yang diderita pasien, serta tingkat keyakinan pakar. Fitur - fitur yang digunakan dalam proses klasifikasi tipediabetes mellitus dtunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Pembagian data uji dan data training

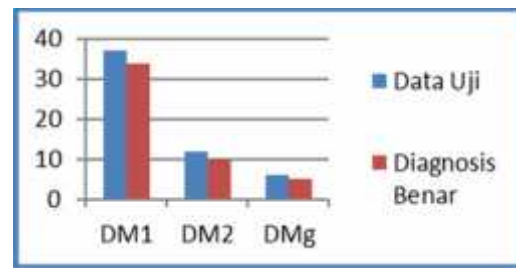
Jenis penyakit	Total data	Jumlah data training	Jumlah data uji
DM 1	117	80	37
DM 2	47	35	12
DMG	16	10	6
Total	180	125	55

Perbandingan hasil sistem dibandingkan dengan hasil diagnosis pakar yang telah tervalidasi. Untuk melihat perbandingan jumlah data yang benar dan salah terdapat pada Tabel 5.

Tabel 5. Perbandingan jumlah data benar dan salah

No	Jenis Penyakit	Hasildiagnosis		
		Benar	Salah	Total
1	DM 1	34	3	37
2	DM 2	10	2	12
3	DMG	5	1	6
Total		49	6	55

Rekapitulasi hasil diilustrasikan dalam gambar grafik terdapat pada Gambar 7.



Gambar 7. Grafik hasil pengujian

Sumbu horizontal menunjukkan jenis penyakit dan sumbu vertical menunjukkan jumlah diagnosis benar sesuai jenisnya.

Untuk cara kerja sistem dihitung dengan Persamaan 4.

$$\text{Akurasi} = \frac{\sum \text{diagnosabenar}}{\sum \text{datauji}} \times 100 \%$$

$$\text{Akurasi} = \frac{49}{55} = 0,89 \times 100 \% = 89 \%$$

Hasil perhitungan diatas menunjukkan presentase kinerja sistem dalam melakukan klasifikasi tipe diabetes mellitus secara benar adalah sebesar 89%

KESIMPULAN

Klasifikasi tipe *diabetes mellitus* dengan menghitung tingkat kedekatan antara data training dengan data uji berdasarkan fitur yang telah ditentukan dengan memasukkan identitas pasien, gejala yang dirasakan, hasil gula darah sewaktu dan riwayat penyakit yang diderita pasien. Metode *klasifikasi Bayesian model* dapat membantu pasien untuk mengetahui tipe diabetes mellitus yang diderita dengabn hasil pengujian yang telah dilakukan terhadap 55 data uji sebesar 89 %

REFERENSI

- [1] Pusat data dan Informasi, “Info Datin Pusat Data dan Informasi Kementerian Kesehatan RI, Situasi dan Analisis DIABETES,” *Pusat Data dan Informasi Kementerian RI*. p. 8, 2014.

- [2] R. Zubaedah, "PENERAPAN CASE BASED REASONING UNTUK DIAGNOSIS DIABETES MELLITUS," *J. Ilm. Mustek Anim Ha*, vol. 6, no. 2, 2017.
- [3] Noviandi, "Implementasi Algoritma Decision Tree C4 . 5 untuk Prediksi Penyakit Diabetes IMPLEMENTASI ALGORITMA DECISION TREE C4 . 5 UNTUK PREDIKSI PENYAKIT DIABETES," no. April, 2019.
- [4] S. Kusumadewi, "Klasifikasi Status Gizi Menggunakan Naive Bayesian Classification," *CommIT (Communication Inf. Technol. J.*, vol. 3, no. 1, p. 6, 2009.
- [5] A. S. Nugroho, "Pengantar Softcomputing," pp. 1–7, 2005.
- [6] A.Ambica; Satyanarayana Gandi; Amarendra Kothalanka, "An Efficient Expert System For Diabetes By Naïve Bayesian Classifier," *Int. J. Eng. Trends Technol.*, vol. 4, no. 10, pp. 4634–4639, 2013.
- [7] M. Mounika, S. Suganya, B. Vijayashanthi, and S. Anand, "Predictive analysis of diabetic treatment using classification algorithm," *Ijcsit*, vol. 6, no. 3, pp. 2502–2505, 2015.
- [8] S. El-Sappagh, S. El-Masri, M. Elmogy, and A. M. Riad, "A diabetes diagnostic domain ontology for CBR system from the conceptual model of SNOMED CT," *ICET 2014 - 2nd Int. Conf. Eng. Technol.*, no. April 2014, 2015.
- [9] M. Kakarla, "Optimal Feature Extraction and Classification of Diabetes using Naïve Bayesian Classifier," no. 1, pp. 40–43, 2016.
- [10] L. Lamalewa and G. J. Maulany, "Application of Case Based Reasoning and Nearest Neighbor Algorithm for Positioning Football Players," *Int. J. Mech. Eng. Technol. (IJMET)*, vol. 9, no. 13, pp. 258–265, 2018.
- [11] N. P. Putra and G. J. Maulany, "Classification System for Student Study Duration on Department of Information Systems At Musamus University, Using Id3," *Int. J. Mech. Eng. Technol.*, vol. 9, no. 12, pp. 878–885, 2018.