

Journal - **ITA**

e-ISSN: 2774-2121



Journal of  
**Information Technology Ampera**  
Volume 1, Number 3, 2020

Organized By:  
**Informatics Lectures**



**APTIKOM SUMSEL**

Asosiasi Pendidikan Tinggi Informatika Dan Komputer

Published By:

### Perbandingan Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine Dalam Klasifikasi Penyakit Diabetes Melitus

Hilda Apriyani, Kurniati Kurniati

133-143

 Download PDF

 DOI : <https://doi.org/10.51519/journalita.volume1.issue3.year2020.page133-143>

 Abstract Views: 23 times |  PDF Downloaded: 19 times |  Published: 2020-12-20

### Grapari Information Technology Service Analysis of Telkomsel Salatiga Using ITIL V3 Domain Service Operation

Daniel Albert Santoso , Agustinus Wijaya

144-154

 Download PDF

 DOI : <https://doi.org/10.51519/journalita.volume1.issue3.year2020.page144-154>

 Abstract Views: 41 times |  PDF Downloaded: 15 times |  Published: 2020-12-20

### Pengembangan Konsep E-Government Syariah Berbasis Fiqih Siyasah

Siti Rahma Tiya, Darius Antoni

155-172

 Download PDF

 DOI : <https://doi.org/10.51519/journalita.volume1.issue3.year2020.page155-172>

 Abstract Views: 19 times |  PDF Downloaded: 4 times |  Published: 2020-12-20



## Perbandingan Metode *Naïve Bayes* Dan *Support Vector Machine* Dalam Klasifikasi Penyakit Diabetes Melitus

Hilda Apriyani<sup>1</sup>, Kurniati\*<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Informatics Departement, Bina Darma University, Palembang, Indonesia

Email: [aprianihilda9@gmail.com](mailto:aprianihilda9@gmail.com), [kurniati@binadarma.ac.id](mailto:kurniati@binadarma.ac.id)<sup>2</sup>

### Abstrak

Diabetes melitus merupakan penyakit kronis yang terjadi akibat kadar glukosa didalam darah yang terlalu tinggi sehingga tidak adanya insulin. Dalam kurun waktu data di Rumah Sakit Islam Siti Khadijah Palembang yang dipengaruhi oleh jumlah dari pasien yang melakukan pemeriksaan kesehatan seperti penyakit diabetes melitus sehingga berpengaruh dalam hal klasifikasi data yang akan menyulitkan pihak rumah sakit. Maka dengan memanfaatkan data mining, pengklasifikasian untuk menentukan pasien yang telah melakukan pemeriksaan termasuk penderita penyakit diabetes atau tidak. Dengan adanya permasalahan tersebut maka penulis melakukan analisis perbandingan dari dua algoritma yaitu algoritma naïve bayes dan algoritma support vector machine untuk klasifikasi penyakit diabetes dengan menggunakan alat bantu WEKA dengan tools options Cross Validation dan Confussion Matrix dengan hasil akurasi tertinggi yaitu algoritma support vector machine dengan kernel polynomial yang hasilnya 96.2704% dan tingkat error sebanyak 3.7296% dapat disimpulkan algoritma yang akurat dalam klasifikasi penyakit diabetes yaitu algoritma support vector machine dengan kernel polynomial.

Kata Kunci: Data Mining, Diabetes Melitus, *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine*

### I. PENDAHULUAN

Diabetes miletus atau di Indonesia lebih dikenal dengan istilah kencing manis. Diabetes melitus merupakan penyakit yang mengakibatkan terlalu banyak kadar gula didalam darah tidak terkendali sehingga tidak adanya insulin oleh sebab itu tubuh tidak berjalan secara normal. Rumah sakit Siti Khadijah Palembang merupakan salah satu rumah sakit swasta yang telah terakreditasi tipe B rumah sakit ini beralamatkan dijalan Demang Lebar Daun Lorok Pakjo, Kec. Ilir Barat I Kota Palembang Sumatera Selatan. Dalam kurun waktu dengan banyaknya pasien yang melakukan pemeriksaan kesehatan sehingga berdampak pada penumpukkan jumlah data dirumah sakit untuk hasil pemeriksaan tersebut dapat mendiagnosa pasien berpotensi menderita penyakit diabetes miletus sehingga menyulitkan pihak rumah sakit dalam mengklasifikasikan data. Akan hal itu,



sangat diperlukan teknik yang dapat mendukung dalam menyelesaikan masalah di atas dengan menerapkan data *mining* untuk klasifikasi dengan memanfaatkan algoritma yaitu Algoritma *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine*.

Sebelumnya ada sejumlah penelitian terdahulu yang dilakukan oleh beberapa peneliti seperti perbandingan algoritma *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine* diantaranya adalah penelitian yang dilakukan (Riyanto, 2018) untuk pengklasifikasikan jumlah pembaca *online* dengan perbandingan metode *Naive Bayes* dan *SVM*, yang menghasilkan tingkat akurasi yang tepat yaitu algoritma *SVM* dengan nilai 63,39%. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh (Arifin & Sasongko, 2018) membandingkan algoritma *Naive Bayes* dan *SVM* untuk klasifikasi jalur minat SMA yang hasil akurasinya, metode *SVM* lebih akurat dibanding algoritma *Naive Bayes* dengan nilai akurasi 97.01%. Ada lagi penelitian yang dilakukan (Widyawati & Sutanto, 2019) yaitu membandingkan algoritma *Naive Bayes* dan *SVM* dalam klasifikasi SMS *spam* berbahasa Indonesia yang hasil akurasinya, algoritma *Naive Bayes* lah yang lebih unggul dalam hal recall 94% dan Presisi 95%. Sehingga akan muncul pertanyaan pada penelitian ini “Algoritma mana yang tingkat akurasinya lebih tepat dalam mengklasifikasikan penyakit diabetes melitus antara *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine*?”.

Pada penelitian ini data yang digunakan data tahun 2017-2019 sebanyak 613 record. Tujuan dari penelitian ini untuk mengetahui algoritma mana yang tingkat akurasi yang paling akurat untuk klasifikasi penyakit diabetes melitus antara algoritma *Naive Bayes* dan *Support Vectore Machine* adalah tujuan dari penelitian ini. serta manfaat dari penelitian ini yaitu peneliti dapat memahami konsep data *mining* serta bisa bermanfaat bagi peneliti selanjutnya sebagai referensi penelitian-penelitian berikutnya yang memiliki topik pembahasan yang sama.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Data Mining

Menurut penelitian dari (Saleh & Utama, 2016) data *mining* merupakan suatu proses ekstraksi *knowledge* secara otomatis atau penganalisan data untuk mencari informasi yang mempekerjakan satu atau lebih teknik *machine learning*. Secara garis besar data *mining* yaitu sebuah proses atau metode untuk pencarian data secara otomatis untuk memperoleh informasi yang berfungsi untuk tempat penyimpanan data yang berukuran besar (*bigdata*). Metode untuk tahap mengklasifikasi penyakit diabetes melitus digunakan metode klasifikasi dengan tahap ciri dan atribut dari data yang telah didefinisikan. Algoritma yang

akan digunakan dalam proses klasifikasi yaitu algoritma *naïve bayes* dan *support vector machine*.

## 2.2 Diabetes Melitus

Menurut penelitian dari (Nugroho et al., 2017) Diabetes Mellitus (DM) atau di Indonesia lebih dikenal dengan istilah kencing manis adalah suatu gangguan atau penyakit yang disebabkan oleh kenaikan gula darah akibat penurunan sekresi insulin atau ketidakseimbangan tubuh dalam memanfaatkan insulin, sehingga kadar glukosa atau kadar gula dalam darah tidak terkendali. Diabetes tipe 2 merupakan penyakit hiperglikemi atau gangguan metabolic yang ditandai dengan naiknya kadar gula darah akibat penurunan sekresi insulin.

## 2.3 Algoritma Naïve Bayes

Dalam penelitian (Andriyanto & Santoso, 2017) Algoritma *Naïve Bayes* merupakan metode yang memanfaatkan probabilitas dan statistik untuk menyelesaikan masalah klasifikasi. Metode ini melakukan klasifikasi dengan menghitung nilai dari probabilitas  $P(x|y)$  dengan mengetahui probabilitas kelas  $X$ . penentuan untuk kelas dalam klasifikasi dilakukan dengan memilih nilai max dari  $P(x|y)$  berdasarkan probabilitas. Keuntungan dari klasifikasi adalah membutuhkan sejumlah data pelatihan dengan relatif kecil untuk memperkirakan parameter yang diperlukan untuk klasifikasi. Berdasarkan algoritma *Naïve Bayes* berikut ini persamaan untuk menghitung nilai  $P(x|y)$ :

$$P(X | Y) = \frac{P(Y|X) \cdot P(X)}{P(Y)} \quad (1)$$

dimana :

$P(X|Y)$  = Posterior|probability yaitu nilai probabilitas  $X$  berdasarkan kondisi  $Y$

$P(Y|X)$  = probabilitas  $Y$  yang ditentukan  $X$  adalah benar

$P(X)$  = Peluang *evidence* penyakit  $X$

$P(Y)$  = Probabilitas dari nilai  $Y$

## 2.4 Algoritma Support Vector Machine

Menurut penelitian (Sukmawati et al., 2013) *Support Vector Machine* (SVM) adalah suatu metode atau algoritma untuk melakukan klasifikasi maupun prediksi. Prinsip kerja dari metode ini adalah mencari ruang pemisah yang paling optimal dari suatu *dataset* dalam kelas yang berbeda. Dalam kehidupan sehari-hari, kita sering diperhadapkan pada persoalan-persoalan yang tidak *linear* atau data yang tidak dapat benar-benar dipisahkan secara *linear* yaitu suatu kondisi

dimana tidak ada sebuah garis atau bidang yang dapat dibuat untuk menjadi pemisah antar kelas data.

$$f(x_d) = \sum_{i=1}^{ns} \alpha_i y_i \vec{x}_i \vec{x}_d + b \tag{2}$$

Dimana:

$ns$  = Jumlah *support vector*

$\alpha_i$  = Nilai bobot setiap titik data

$y_i$  = Kelas data

$\vec{x}_i$  = Variabel *support vector*

$\vec{x}_d$  = Data yang akan diklasifikasikan

$b$  = Nilai error atau bias

## 2.5 K-Fold Cross Validation

Menurut penelitian (Arifin & Sasongko, 2018) bahwa *K-folds cross validation* adalah suatu teknik validasi untuk pengujian yang berfungsi sebagai untuk menilai kinerja proses sebuah algoritma serta digunakan untuk mengurangi waktu dalam proses klasifikasi dengan tetap menjaga nilai keakuratan dengan membagi data secara acak dan mengelompokkan data sebanyak *K-Folds*. Fungsi dari *K-folds cross validation* yaitu agar tidak ada overlapping pada data testing. Berikut untuk ilustrasi sederhana dari *K-folds cross validation* dapat dilihat pada gambar 1 dibawah ini:

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

Gambar 1. Ilustrasi K-Fold Cross Validation

## 2.6 Confusion matrix

(Rahman et al., 2017) berpendapat bahwa *Confusion matrix* merupakan suatu metode untuk memberikan informasi hasil dari klasifikasi yang dilakukan oleh sistem yang berguna untuk menganalisis seberapa baik *classifier* mengenali *tuple* dari kelas yang berbeda. Sebagai contoh untuk *confusion matrix* dua kelas, maka akan di sebutkan menjadi kelas positif dan kelas negatif. *True* positif mengarah pada kelas positif yang diberi tanda dengan tepat oleh *classifier*, sementara *true* negatif adalah kelas negatif yang diberi tanda dengan tepat oleh *classifier*. Untuk *false* positif adalah kelas negatif yang diberi tanda dengan tidak tepat. selanjutnya, *false* negatif adalah kelas positif yang diberi label dengan tidak tepat.

Tabel 1. *Confusion matrix*

Klasifikasi benar	Klasifikasi	
	Positif (+)	Negatif (-)
Positif benar	<i>True</i> Positif (TP)	<i>False</i> Negatif (FN)
Negatif benar	<i>False</i> Positif (FP)	<i>True</i> Negatif (TN)

Keterangan :

- 1) *True* Positif (TP), Total dari data positif yang di klasifikasikan sebagai nilai positif oleh sistem.
- 2) *False* Positif (FP), Total dari data negatif yang di klasifikasikan sebagai nilai positif oleh sistem.
- 3) *False* Negatif (FN), Total dari data positif yang di klasifikasikan nilai positif oleh sistem.
- 4) *True* Negatif (TN), Total dari data negatif yang di klasifikasikan nilai negatif oleh sistem.

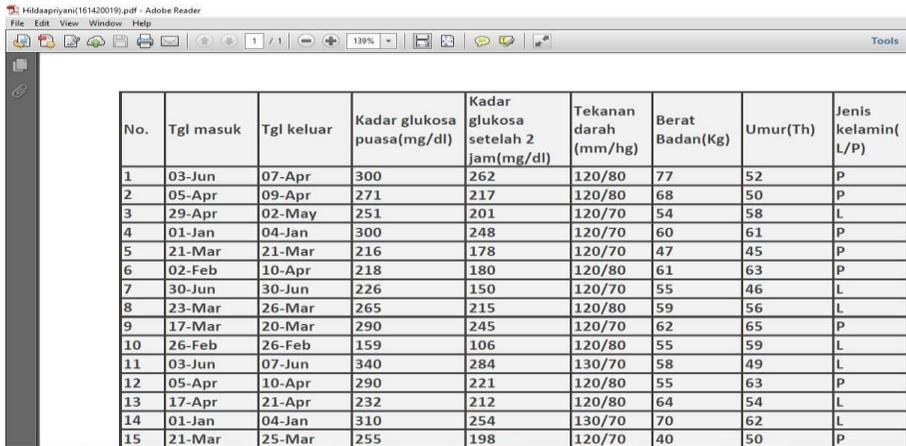
$$\text{Akurasi} = \frac{(TP + TN)}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (3)$$

$$\text{Presisi} = \frac{(TP + TN)}{TP+FP} \times 100\% \quad (4)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (5)$$

## 2.7 Metode Pengumpulan Data

Data yang berasal dari rekam medik Rumah Sakit Siti Khadijah Palembang yang berjumlah 613 *record* dengan atribut sebanyak 9 atribut dalam kurun waktu hampir 3 tahun. Untuk dataset yang di gunakan untuk lebih jelasnya dapat di lihat pada gambar dibawah ini data pasien diabetes berformat pdf.



No.	Tgl masuk	Tgl keluar	Kadar glukosa puasa(mg/dl)	Kadar glukosa setelah 2 jam(mg/dl)	Tekanan darah (mm/hg)	Berat Badan(Kg)	Umur(Th)	Jenis kelamin(L/P)
1	03-Jun	07-Apr	300	262	120/80	77	52	P
2	05-Apr	09-Apr	271	217	120/80	68	50	P
3	29-Apr	02-May	251	201	120/70	54	58	L
4	01-Jan	04-Jan	300	248	120/70	60	61	P
5	21-Mar	21-Mar	216	178	120/70	47	45	P
6	02-Feb	10-Apr	218	180	120/80	61	63	P
7	30-Jun	30-Jun	226	150	120/70	55	46	L
8	23-Mar	26-Mar	265	215	120/80	59	56	L
9	17-Mar	20-Mar	290	245	120/70	62	65	P
10	26-Feb	26-Feb	159	106	120/80	55	59	L
11	03-Jun	07-Jun	340	284	130/70	58	49	L
12	05-Apr	10-Apr	290	221	120/80	55	63	P
13	17-Apr	21-Apr	232	212	120/80	64	54	L
14	01-Jan	04-Jan	310	254	130/70	70	62	L
15	21-Mar	25-Mar	255	198	120/70	40	50	P

Sumber: rekam medik rs siti khadijah Palembang.

Gambar 2. Dataset pasien diabetes melitus [2]

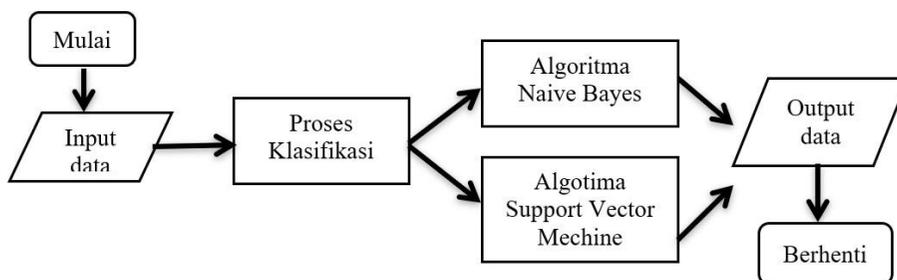
## 2.8 Teknik Analisis Data

(Dalam et al., n.d.) Dari pengumpulan data yang dijelaskan sebelumnya tidak seluruh data yang diperoleh dapat diproses untuk klasifikasi perlu ada analisis data terlebih dahulu karena ada atribut yang tidak perlu harus melalui berbagai tahapan analisis data agar mendapatkan data yang berkualitas. Ada beberapa tahapan untuk pengolahan data yang bertujuan untuk mendapatkan data yang berkualitas, teknik yang dilakukan untuk proses analisis data sebagai berikut:

- 1) Selection Data, Pada tahap seleksi data dilakukan penyeleksian data hasil dari tahap *cleaning* data, karena tidak semua dataset yang diperoleh digunakan seluruhnya untuk itu ada beberapa atribut yang berisi informasi tidak masuk dalam kebutuhan data yang akan diolah seperti atribut tanggal masuk, tanggal keluar akan dihapus dari dataset. Hasil dari *selection* data yang akan menjadi bahan untuk digunakan pada tahap analisis selanjutnya.
- 2) Cleaning Data, Untuk tahapan *cleaning* data dilakukan proses mengoreksi data dengan menghilangkan *missing value*. Disebut data *missing value* jika atribut didalam data tidak berisi atau kosong (*null*), serta data yang tidak lengkap. Kemudian data yang akan dibersihkan akan melalui proses *cleaning* dengan melalui cara *Replace Missing Values* untuk mengisi nilai rata-rata atribut tertentu disetiap daerah yang kosong yang mengacu pada atributnya.
- 3) Transformation Data, Tahap ini dilakukan proses transformasi atau normalisasi data kedalam format yang dapat dikelola oleh system. Dengan cara normalisasi menggunakan tools WEKA dan mengubah *format* data awal sesuai dengan kategori dikarenakan analisis *asosiasi* hanya bisa menerima input data kategorikal, transformasi pada kolom data kontinu

dilakukannya proses diskretisasi kemudian dilanjutkan dengan proses binerisasi.

### 2.9 Diagram Alur Penelitian



Gambar 3. Alur Penelitian

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap pengujian pembagian dataset penyakit diabetes menggunakan *10-fold cross validation*. Yang bertujuan untuk mengetahui hasil akurasi dan menganalisis algoritma *naïve bayes* dan *support vector machine* berdasarkan hasil akurasi dan error yang akan diterapkan pada kernel polynomial dan RBF untuk menghasilkan tingkat akurasi terbaik pada algoritma.

### 3.1 Analisis Klasifikasi Naïve Bayes

Proses tahap analisis klasifikasi untuk algoritma Naïve Bayes dengan hasil *Confussion matrix* sebagai berikut:

Tabel 2. Hasil *confussion matrix naïve bayes*

Kelas	Klasifikasi		Total
	Positif	Negatif	
Positif	323	24	347
Negatif	10	72	82
Total	333	96	429

Berdasarkan pada tabel 2 diatas hasil dari perbandingan pada variabel status positif diperoleh dengan nilai klasifikasi 323 kasus, pada kelas yang masuk pada status negatif tetapi pada klasifikasi masuk kedalam status positif sebanyak 10 kasus. Untuk klasifikasi status negatif yang tepat klasifikasi sebanyak 72 kasus namun, terdapat 24 kasus untuk yang salah klasifikasi oleh

sistem. Total data untuk kelas pada status positif ada 347, sedangkan pada status negatif ada 82. Jumlah untuk data klasifikasi pada status positif ada 333 sedangkan status negatif ada 39. Untuk mengetahui tingkat akurasi dan *error* pada klasifikasi penyakit diabetes melitus pada data *training* dengan algoritma naïve bayes sebagai berikut:

$$\text{Accuracy} = \frac{\Sigma \text{klasifikasi tepat}}{\Sigma \text{data training}} = \frac{323+72}{429} = 0.920746 = 92.0746\%$$

$$\text{Error} = \frac{\Sigma \text{klasifikasi salah}}{\Sigma \text{data training}} = \frac{10+24}{429} = 0.079254 = 7.9254\%.$$

### 3.2 Analisis Klasifikasi Support Vector Machine Kernel Polynomial

Analisis klasifikasi untuk algoritma *support vector machine* dengan kernel polynomial dengan hasil *Confussion matrix* sebagai berikut:

Tabel 3. *Confussion matrix SVM* dengan kernel *Polynomial*

Kelas	Klasifikasi		Total
	Positif	Negatif	
Positif	345	2	347
Negatif	14	68	82
Total	359	70	429

Berdasarkan pada tabel 3 merupakan hasil analisis akurasi algoritma *support vector machine* dengan kernel *polynomial* dengan hasil klasifikasi positif sebanyak 345 kasus, untuk klasifikasi positif tetapi masuk kedalam kelas negatif tidak tepat dengan total 14 kasus, selanjutnya klasifikasi negatif tapi masuk kedalam kelas positif ada 2 kasus saja selanjutnya kasus klasifikasi negatif yang tepat sebanyak 68 kasus. Maka didapat nilai akurasi dan *error* sebagai berikut:

$$\text{Accuracy} = \frac{\Sigma \text{klasifikasi tepat}}{\Sigma \text{data training}} = \frac{345+68}{429} = 0.962704 = 96.2704\%$$

$$\text{Error} = \frac{\Sigma \text{klasifikasi salah}}{\Sigma \text{data training}} = \frac{14+2}{429} = 0.037296 = 3.7296\%$$

### 3.3 Analisis Klasifikasi Support Vector Machine KernelRBF

Analisis klasifikasi untuk algoritma *support vector machine* dengan kernel RBF dengan hasil *Confussion matrix* sebagai berikut:

Tabel 4. *Confussion matrix SVM dengan kernel RBF*

Kelas	Klasifikasi		Total
	Positif	Negatif	
Positif	347	0	347
Negatif	82	0	82
Total	429	0	429

Dapat dilihat pada tabel 4 diatas merupakan hasil dari *classification* menggunakan algoritma *support vector machine* dengan kernel RBF. Untuk status positif tepat mendapatkan hasil klasifikasi sebesar 347 kasus, Untuk kelas negatif tetapi masuk kedalam status positif sebanyak 82 kasus sedangkan kasus yang tergolong salah didalam sistem sebanyak 0 kasus serta untuk klasifikasi status negatif yang tepat juga 0 kasus. Berikut diperoleh nilai akurasi dan *errornya*.

$$Accuracy = \frac{\sum \text{klasifikasi tepat}}{\sum \text{data training}} = \frac{347+0}{429} = 0.808857 = 80.8857\%$$

$$Error = \frac{\sum \text{klasifikasi salah}}{\sum \text{data training}} = \frac{82+0}{429} = 0.191142 = 19.1142\%$$

### 3.4 Perbandingan hasil klasifikasi *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine*

Perbandingan dari hasil kedua algoritma ini digunakan untuk menentukan metode yang tingkat akurasinya tertinggi. Dari hasil kedua algoritma diperoleh akurasi dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 5. Hasil Perbandingan Algoritma

	<i>Naïve Bayes</i>	<i>SVM Kernel Polynomial</i>	<i>SVM Kernel RBF</i>
Akurasi	92.0746%	96.2704%	80.8857%

Untuk hasil perbandingan antara algoritma *naïve bayes* dan *support vector machine* dapat ditarik kesimpulan dengan melihat tabel 5 bahwa nilai yang diperoleh hasil dari pengujian *cross validation 10 folds* dengan hasil akurasi yaitu algoritma SVM dengan Kernel *Polynomial* yang nilai akurasinya tertinggi sebesar 96.2704%.

## 4. KESIMPULAN

Berdasarkan dari pembahasan yang telah diuraikan sebelumnya maka kesimpulan dari penelitian pada perbandingan metode *naïve bayes* dan *support*

*vector machine* untuk klasifikasi penyakit diabetes melitus pada RSI Siti Khadijah Palembang sebagai berikut:

- 1) Dengan menggunakan data *training* dan data *testing* kemudian diukur untuk mengetahui tingkat akurasi dengan evaluasi *confusion matrix* terhadap beberapa percobaan terbaik. Untuk algoritma SVM menggunakan dua kernel yaitu kernel *polynomial* dan *RBF* menghasilkan nilai akurasi dari algoritma SVM dengan kernel *Polynomial* memiliki nilai akurasi yang tertinggi dengan nilai 96.2704% bisa dikatakan lebih akurat bila dibandingkan dengan algoritma *naïve bayes* dengan tingkat akurasi 92.0746%.
- 2) Maka dapat disimpulkan bahwa algoritma yang paling tepat untuk klasifikasi penyakit diabetes melitus pada RSI Siti Khadijah Palembang adalah algoritma *support vector machine*.
- 3) Dari penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Widyawati & Susanto (2019) dapat disimpulkan mengapa ada faktor yang menyebabkan ada salah satu yang hasilnya berbeda yaitu algoritma *naïve bayes* yang lebih unggul. Hal ini di karenakan peneliti menggunakan tahapan *stopword removal* yang artinya ada kemungkinan merubah isi konteks yang pada dasarnya akan memiliki arti berbeda bahkan berlawanan arah. Berdasarkan analisa juga dapat disimpulkan bahwa dari perhitungan secara manual juga tidak menjamin keakuratan dalam pengklasifikasian data.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Andriyanto, I., & Santoso, E. (2017). Pemodelan Sistem Pakar Untuk Menentukan Penyakit Diabetes Mellitus Menggunakan Metode Naive Bayes Studi Kasus: Puskesmas Poncokusumo Malang. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (J-PTIIK) Universitas Brawijaya*, 2(2), 880–887.
- Arifin, O., & Sasongko, T. B. (2018). ANALISA PERBANDINGAN TINGKAT PERFORMANSI METODE SUPPORT VECTOR MACHINE DAN NAIVE BAYES CLASSIFIER. 2016, 67–72.
- Dalam, C., Penyakit, P., Di, M., Sakit, R., & Siwi, K. (n.d.). PERBANDINGAN KINERJA METODE NAIVE BAYES DAN. 1–8.
- Nugroho, R. A., Tarno, & Prahutama, A. (2017). Klasifikasi Pasien Diabetes Mellitus Menggunakan Metode Smooth Support Vector Machine (Ssvm). *Gaussian*, 6, 439–448.
- Rahman, M. F., Alamsah, D., Darmawidjadja, M. I., & Nurma, I. (2017). Klasifikasi Untuk Diagnosa Diabetes Menggunakan Metode Bayesian Regularization Neural Network (RBNN). *Jurnal Informatika*, 11(1), 36.

<https://doi.org/10.26555/jifo.v1i1.a5452>

Riyanto, U. (2018). *ANALISIS PERBANDINGAN ALGORITMA NAIVE BAYES DAN SUPPORT VECTOR MACHINE DALAM MENGLASIFIKASIKAN JUMLAH PEMBACA*. 62–72.

Saleh, A., & Utama, U. P. (2016). *Implementasi Metode Klasifikasi Naive Bayes Dalam Memprediksi Besarnya Penggunaan Listrik Rumah Tangga*. June.

Sukmawati, Lawi, A., & Thamrin, S. A. (2013). *Klasifikasi Penyakit Diabetes Melitus Tipe II Menggunakan Metode Support Vector Machine*.

Widyawati, & Sutanto. (2019). *Perbandingan Algoritma Naive Bayes Dan Support Vector Machine ( Svm )*. 3(2), 178–194.