

## BAB 5 HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini memuat hasil dari penelitian yang dilakukan sebelumnya beserta analisisnya. Bab ini terbagi dalam 2 sub bab, yaitu sub bab hasil dan sub bab pembahasan. Hasil dari penelitian ini diantaranya memuat persentase *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1 score* dari masing-masing *classifier*, *confusion matrix*, serta kurva ROC (*Receiver Operating Characteristic*).

### 5.1 Hasil

Hasil dari lingkungan pengujian pada proses klasifikasi dengan menggunakan metode *Naive Bayes*, *SVM Linear*, *SVM Polynomial*, serta *SVM Sigmoid* menampilkan persentase nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1 score* dari masing-masing *classifier*. Dari data yang tersedia yaitu dataset *ISCX testbed* 14 Juni 2012 format xml, diolah menggunakan Microsoft Excel dikonversi menjadi format csv yang kemudian dilakukan perubahan beberapa data dari *string* menjadi *integer*. Hal itu dilakukan untuk mempermudah pengolahan data hingga siap dimasukkan pada *classifier* yang selanjutnya dilakukan analisis menggunakan modul *classify* dengan algoritma *Naive Bayes*, *SVM Linear*, *SVM Polynomial*, dan *SVM Sigmoid*. Kemudian menggunakan hasil *output* untuk perbandingan nilai akurasi ketiga algoritma. Data diringkas dalam bentuk tabel yang akan dijabarkan pada sub bab *confusion matrix*.

#### 5.1.1 Confusion Matrix

Pada perhitungan *confusion matrix* menampilkan jenis paket, jumlah paket yang terdeteksi, persentase dari *accuracy*, *f1 score*, *recall*, serta *precision*. Jenis paket terdiri dari *True-Negative*, *False-Positive*, *False-Negative*, dan *True-Positive*. Jumlah paket merupakan jumlah data yang terdeteksi dari masing-masing jenis paket. Menurut Hasugian (2006) ada dua parameter penting yang biasanya digunakan sebagai acuan dalam mengukur keefektifan suatu sistem temu kembali informasi yaitu perolehan (*recall*) dan ketepatan (*precision*). *Precision* dapat dikatakan sebagai ketepatan atau kecocokan antara permintaan informasi dengan jawaban terhadap permintaan tersebut. Sedangkan istilah *recall* merupakan perolehan (Pendit 2008).

- *Accuracy* adalah perbandingan data yang diidentifikasi benar dengan jumlah semua data keseluruhan, yang juga merupakan tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai aktual.
- *Recall* merupakan nilai rasio prediksi pengamatan positif yang diidentifikasi dengan benar terhadap semua pengamatan di kelas sebenarnya. Tingkat perolehan keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi.
- *Precision* merupakan nilai rasio pengamatan positif yang diprediksi dengan benar terhadap total prediksi pengamatan positif. Tingkat ketepatan

antara informasi yang diminta oleh *user* dengan jawaban yang diberikan oleh sistem.

- F1 Score merupakan nilai rata-rata dari *Precision* dan *Recall*.

Dari hasil perhitungan *confusion matrix* yang dilakukan pada proses klasifikasi pada modul *classify* dengan metode *Naive Bayes*, maka dihasilkan ringkasan nilai sebagai berikut:

**Tabel 5.1 Perhitungan *Confusion Matrix* (*Naive Bayes*)**

Jenis Paket	Jumlah Paket	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1 Score (%)
TN	0	85,055	100	85,055	91,924
FP	0				
FN	5978				
TP	34022				

Dari hasil perhitungan *confusion matrix* yang dilakukan pada proses klasifikasi pada modul *classify* dengan metode *SVM Linear*, maka dihasilkan ringkasan nilai sebagai berikut:

**Tabel 5.2 Perhitungan *Confusion Matrix* (*SVM Linear*)**

Jenis Paket	Jumlah Paket	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1 Score (%)
TN	0	99,995	99,995	100	99,997
FP	1				
FN	0				
TP	19999				

Dari hasil perhitungan *confusion matrix* yang dilakukan pada proses klasifikasi pada modul *classify* dengan metode *SVM Polynomial*, maka dihasilkan ringkasan nilai sebagai berikut:

**Tabel 5.3 Perhitungan *Confusion Matrix* (*SVM Polynomial*)**

Jenis Paket	Jumlah Paket	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1 Score (%)
TN	0	99,999	99,994	99,994	99,994
FP	1				
FN	1				
TP	19998				

Dari hasil perhitungan *confusion matrix* yang dilakukan pada proses klasifikasi pada modul *classify* dengan metode *SVM Sigmoid*, maka dihasilkan ringkasan nilai sebagai berikut:

**Tabel 5.4 Perhitungan *Confusion Matrix* (*SVM Sigmoid*)**

Jenis Paket	Jumlah Paket	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1 Score (%)
TN	0	99,995	99,995	100	99,997
FP	1				
FN	0				
TP	19999				

### 5.1.2 Kurva ROC (*Receiver Operating Characteristic*)

Jika pada *confusion matrix* hanya menyajikan informasi dalam bentuk angka, maka jika ingin menampilkan informasi kinerja algoritma klasifikasi dalam bentuk grafik dapat digunakan Kurva *Receiver Operating Characteristic* (ROC). Kurva ROC digunakan untuk membandingkan kinerja diagnostik dari dua atau lebih tes laboratorium atau diagnostik (Griner et al., 1981). Kurva ROC digunakan untuk melakukan sebuah analisa terhadap model *classifier* yang telah dibuat. Kurva ROC dibuat berdasarkan nilai yang telah didapatkan pada perhitungan *confusion matrix*, yaitu antara *False Positive Rate* dengan *True Positive Rate*. Dimana:

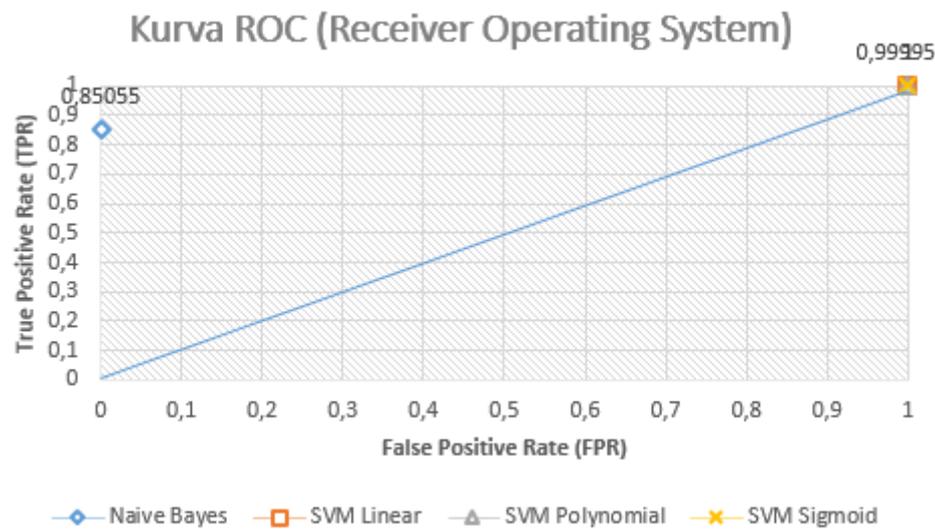
- *False Positive Rate* (FPR) =  $\text{False Positive} / (\text{False Positive} + \text{True Negative})$
- *True Positive Rate* (TPR) =  $\text{True Positive} / (\text{True Positive} + \text{False Negative})$

Dalam penelitian ini model *classifier* yang digunakan yaitu *Naive Bayes*, *SVM Linear*, *SVM Polynomial*, dan *SVM Sigmoid*. Kurva ROC dihasilkan dari pengukuran klasifikasi antara sensitivitas dan spesifisitas pada berbagai titik potong dalam bentuk 2-dimensi. Dari proses pengukuran kurva ROC ini maka akan dihasilkan nilai *Area Under Curve* (AUC). AUC merupakan luas area dibawah kurva. Kinerja algoritma klasifikasi dikatakan buruk, jika kurva yang dihasilkan mendekati garis baseline atau garis yang melintang dari titik 0,0. Dan dikatakan bagus jika kurva mendekati titik 0,1.

**Tabel 5.5 Perhitungan FPR dan TPR**

Jenis Classifier	False Positive Rate	True Positive Rate
Naive Bayes	0	0,85055
SVM Linear	1	1
SVM Polynomial	1	0,9995
SVM Sigmoid	1	1

Pada tabel 5.5 merupakan hasil perhitungan *False Positive Rate* dan *True Positive Rate* yang didapatkan dari nilai *false-positive*, *true-negative*, *true-positive*, dan *false-negative*. Dari tabel tersebut maka dapat dibuat sebuah kurva ROC dengan memanfaatkan *False Positive Rate* sebagai sumbu X dan *True Positive Rate* sebagai sumbu Y, maka dapat ditampilkan kurva ROC sebagai berikut:



**Gambar 5.1 Kurva ROC**

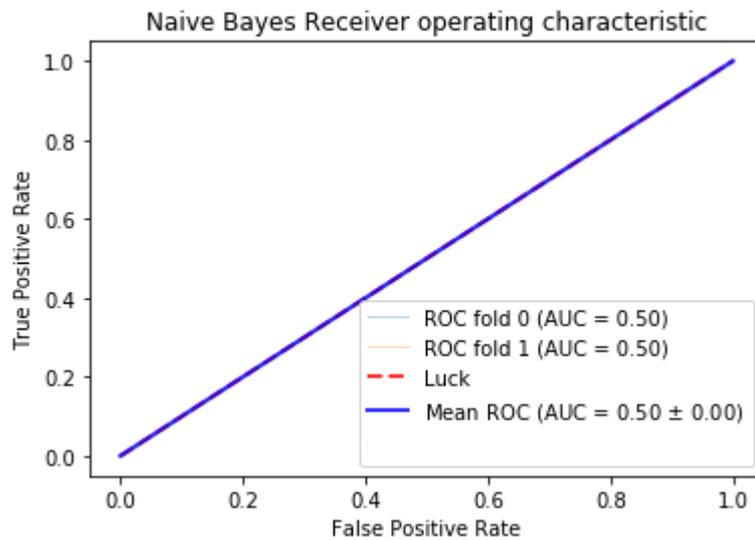
Pada Gambar 5.1 merupakan kurva ROC, dimana *Naive Bayes* berada pada titik  $\{0, 0,85055\}$ , *SVM Linear* berada pada titik  $\{1,1\}$  yaitu sejajar dengan garis *threshold*, *SVM Polynomial* berada pada titik  $\{1, 0,99995\}$  sedikit dibawah garis *threshold*, sementara itu *SVM Sigmoid* juga sejajar dengan garis *threshold*  $(1,1)$ .

### 5.1.3 Kurva ROC dengan *Cross-Validation*

*Cross-Validation* merupakan metode statistik validasi silang yang dilakukan dengan melakukan evaluasi serta perbandingan. Metode ini dilakukan dengan cara membagi data menjadi dua segmen. Segmen pertama untuk melatih model yaitu data *training* sedangkan segmen kedua untuk memvalidasi model yaitu data uji atau data *testing*. *Cross-Validation* yang populer yaitu *k-fold cross-validation*. Dalam proses kerjanya, dataset dibagi menjadi sejumlah K-buah partisi secara random. Setelah terbagi dalam k-buah partisi maka dilakukan sebanyak K-kali eksperimen. Pada masing-masing eksperimen, digunakan data partisi ke-K sebagai data *testing* dan partisi yang lain sebagai data *training*. Dalam proses *Cross-Validation* dilakukan proses validasi silang, yaitu data training dijadikan data testing, dan sebaliknya data testing dijadikan data training. Dalam penelitian ini digunakan metode evaluasi *standard* yaitu *stratified 2 fold cross validation*. Maksudnya adalah dilakukan proses pengujian sebanyak 2 kali, dan menghasilkan

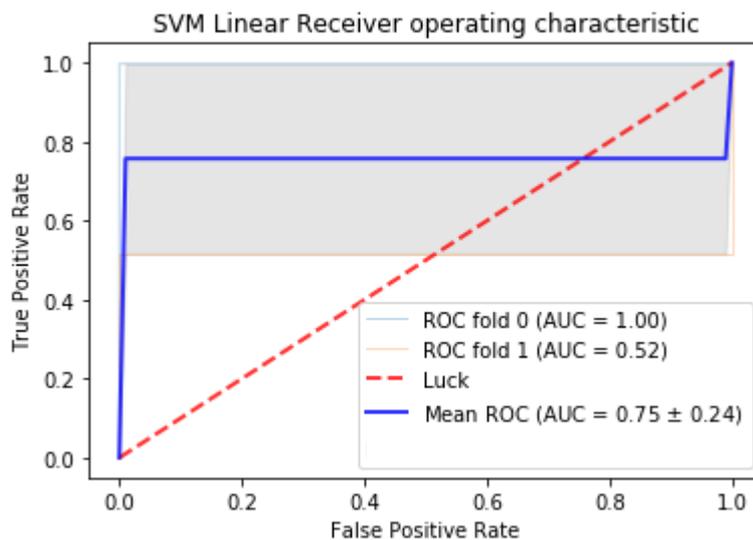
pengukuran dengan nilai (*mean*) rata-rata dari 2 pengujian tersebut. Dari hasil pengukuran tersebut dihasilkan nilai *Area Under Curve* (AUC) atau disebut juga luas area dibawah kurva. Nilai AUC berguna dalam menentukan model klasifikasi terbaik. Dalam penelitian ini digunakan data *training* dengan persentase 60% dan data *testing* dengan persentase 40%.

Dari nilai *True-Positive* dan *False-Positive* yang dihasilkan dari perhitungan *confusion matrix* yang dilakukan pada proses klasifikasi pada modul *classify* dengan metode *Naive Bayes*, maka dihasilkan kurva ROC sebagai berikut:



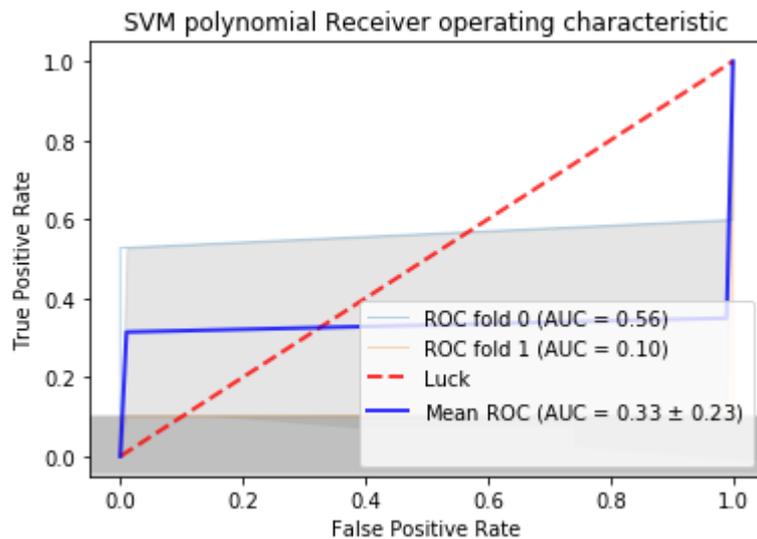
**Gambar 5.2 Kurva ROC (*Naive Bayes*)**

Dari nilai *True-Positive* dan *False-Positive* yang dihasilkan dari perhitungan *confusion matrix* yang dilakukan pada proses klasifikasi pada modul *classify* dengan metode *SVM Linear*, maka dihasilkan kurva ROC sebagai berikut:



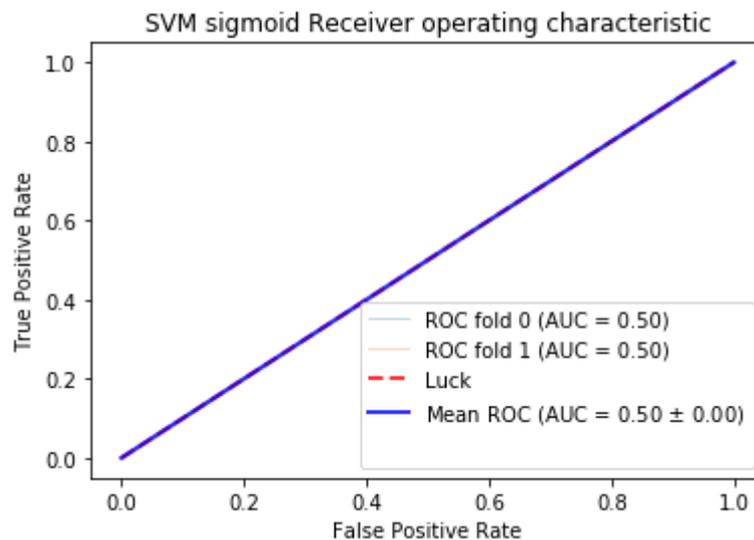
**Gambar 5.3 Kurva ROC (*SVM Linear*)**

Dari nilai *True-Postive* dan *False-Positive* yang dihasilkan dari perhitungan *confusion matrix* yang dilakukan pada proses klasifikasi pada modul *classify* dengan metode *SVM Polynomial*, maka dihasilkan kurva ROC sebagai berikut:



**Gambar 5.4 Kurva ROC (SVM Polynomial)**

Dari nilai *True-Postive* dan *False-Positive* yang dihasilkan dari perhitungan *confusion matrix* yang dilakukan pada proses klasifikasi pada modul *classify* dengan metode *SVM Sigmoid*, maka dihasilkan kurva ROC sebagai berikut:



**Gambar 5.5 Kurva ROC (SVM Sigmoid)**

#### 5.1.4 Running Time

*Running time* atau yang biasa disebut sebagai waktu komputasi yang dibutuhkan oleh sebuah sistem dalam melakukan penyelesaian masalah dan juga membangun sebuah model pada sebuah komputer. Waktu komputasi dilakukan perhitungan mulai dari algoritma berjalan hingga saat algoritma berhenti. Berdasarkan hasil penelitian, dalam melakukan proses klasifikasi hingga memberikan hasil output, masing-masing metode *Naive Bayes*, *SVM Linear*, *SVM Polynomial*, dan *SVM Sigmoid* membutuhkan waktu yang berbeda-beda, dapat dilihat pada tabel berikut:

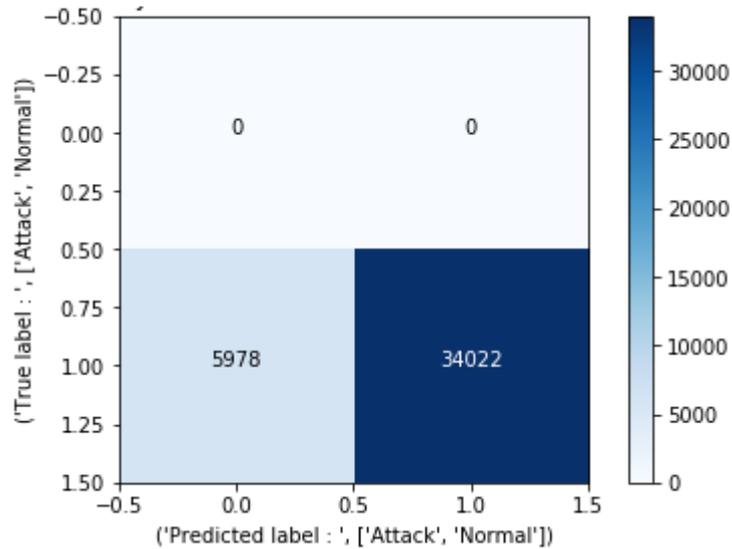
**Tabel 5.6 Hasil Perbandingan *Running Time Classifier***

<b><i>Classifier</i></b>	<b><i>Running Time (seconds)</i></b>
<i>Naive Bayes</i>	16.189985990524292
<i>SVM Linear</i>	1201.6530289649963
<i>SVM Polynomial</i>	652.7967011928558
<i>SVM Sigmoid</i>	75.86262702941895

## 5.2 Pembahasan

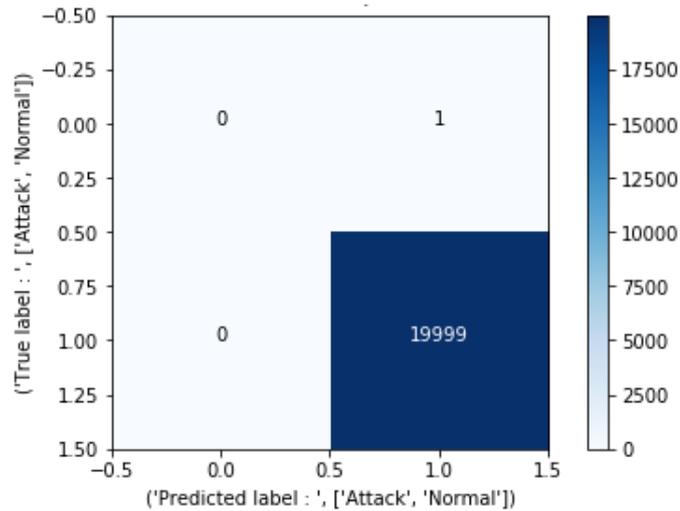
### 5.2.1 *Confusion Matrix*

Hasil dari perhitungan *confusion matrix* dengan metode *Naive Bayes* pada Tabel 5.1 dengan jumlah paket yang terdeteksi sebagai *True-Negative* sebesar 0 data, *False-Positive* sebesar 0 data, *False-Negative* sebesar 5978 data dan *True-Positive* sebesar 34022 data, menghasilkan nilai *accuracy* 85,055%, *precision* 100%, *recall* 85,055% dan *F1 score* 91,924%. Hal ini berarti nilai yang dihasilkan dari perbandingan data, atau yang diidentifikasi apakah benar merupakan *attack* atau data normal dari total keseluruhan data hanya 85,055% yang diidentifikasi benar. Jika dilihat dari tingkat ketepatan antara informasi yang diminta dengan jawaban yang diberikan sistem menghasilkan nilai 100% yang berarti sangat tepat. Tetapi jika dilihat dari tingkat perolehan keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi hanya sebesar 85,055%. Pada pengujian ini dapat dikatakan bahwa kualitas klasifikasi cukup berhasil karena memperoleh nilai *precision* dan *recall* yang tinggi.



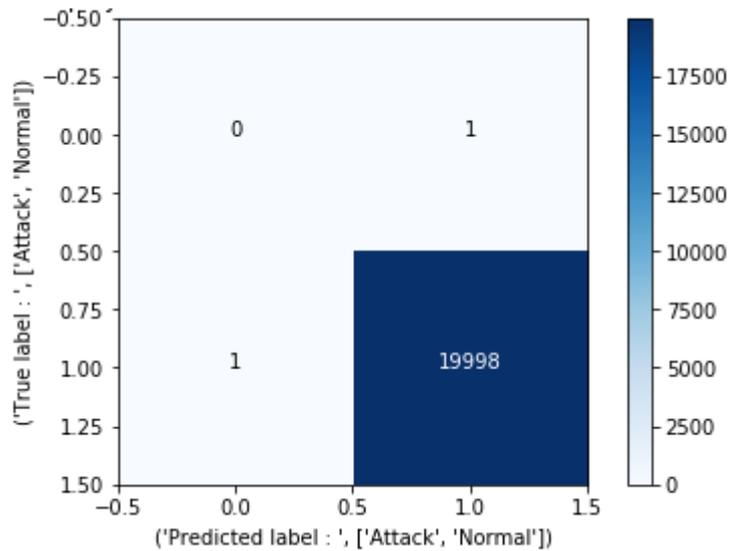
**Gambar 5.6 Confusion Matrix (Naive Bayes)**

Hasil dari perhitungan *confusion matrix* dengan metode SVM Linear pada Tabel 5.2 dengan jumlah paket yang terdeteksi sebagai *True-Negative* sebesar 0 data, *False-Postive* sebesar 1 data, *False-Negative* sebesar 0 data dan *True-Positive* sebesar 19999 data, menghasilkan nilai *accuracy* 99,995%, *precision* 99,995%, *recall* 100% dan *F1 score* 99,997%. Hal ini berarti nilai yang dihasilkan dari perbandingan data, atau yang diidentifikasi apakah benar merupakan *attack* atau data normal dari total keseluruhan data memiliki persentase yang cukup tinggi sebesar 99,995%. Jika dilihat dari tingkat ketepatan antara informasi yang diminta dengan jawaban yang diberikan sistem menghasilkan nilai 99,995% yang berarti tingkat ketepatannya tinggi. Tetapi jika dilihat dari tingkat perolehan keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi memiliki persentase yang sangat tinggi sebesar 100%. Pada pengujian ini dapat dikatakan bahwa kualitas klasifikasi berhasil karena memperoleh nilai *precision* dan *recall* yang sangat tinggi.



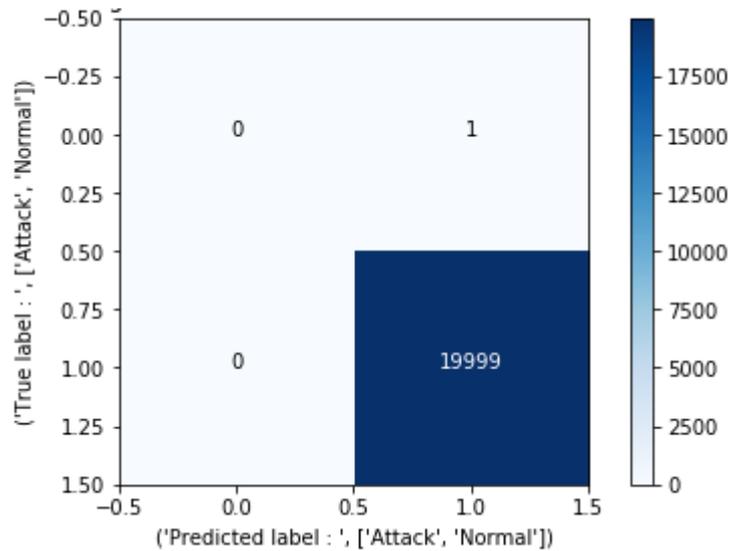
**Gambar 5.7 Confusion Matrix (SVM Linear)**

Hasil dari perhitungan *confusion matrix* dengan metode *SVM Polynomial* pada Tabel 5.3 dengan jumlah paket yang terdeteksi sebagai *True-Negative* sebesar 0 data, *False-Positive* sebesar 1 data, *False-Negative* 1 data, dan *True-Positive* sebesar 19998 data, menghasilkan nilai *accuracy* 99,999%, *precision* 99,994%, *recall* 99,994% dan *F1 score* 99,994%. Hal ini berarti nilai yang dihasilkan dari perbandingan data, atau yang diidentifikasi apakah benar merupakan *attack* atau data normal dari total keseluruhan data memiliki persentase yang hampir sempurna yaitu 99,999%. Jika dilihat dari tingkat ketepatan antara informasi yang diminta dengan jawaban yang diberikan sistem dengan tingkat perolehan keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi memiliki persentase yang sama yaitu sebesar 99,994%. Hal ini berarti, pada pengujian yang dilakukan dapat dikatakan bahwa kualitas klasifikasi cukup berhasil karena memperoleh nilai *precision* dan *recall* yang tinggi.



**Gambar 5.8 Confusion Matrix (SVM Polynomial)**

Hasil dari perhitungan *confusion matrix* dengan metode SVM Sigmoid pada Tabel 5.4 dengan jumlah paket yang terdeteksi sebagai *True-Negative* sebesar 0 data, *False-Positive* sebesar 1 data, *False-Negative* sebesar 0 data, dan *True-Positive* sebesar 19999 data, menghasilkan nilai *accuracy* 99,995%, *precision* 99,995%, *recall* 100% dan F1 score 99,997%. Hal ini berarti nilai yang dihasilkan dari perbandingan data, atau yang diidentifikasi apakah benar merupakan *attack* atau data normal dari total keseluruhan data memiliki persentase yang cukup tinggi sebesar 99,995%. Jika dilihat dari tingkat ketepatan antara informasi yang diminta dengan jawaban yang diberikan sistem menghasilkan nilai 99,995% yang berarti tingkat ketepatannya tinggi. Tetapi jika dilihat dari tingkat perolehan keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi memiliki persentase yang sangat tinggi sebesar 100%. Pada pengujian ini dapat dikatakan bahwa kualitas klasifikasi berhasil karena memperoleh nilai *precision* dan *recall* yang sangat tinggi.

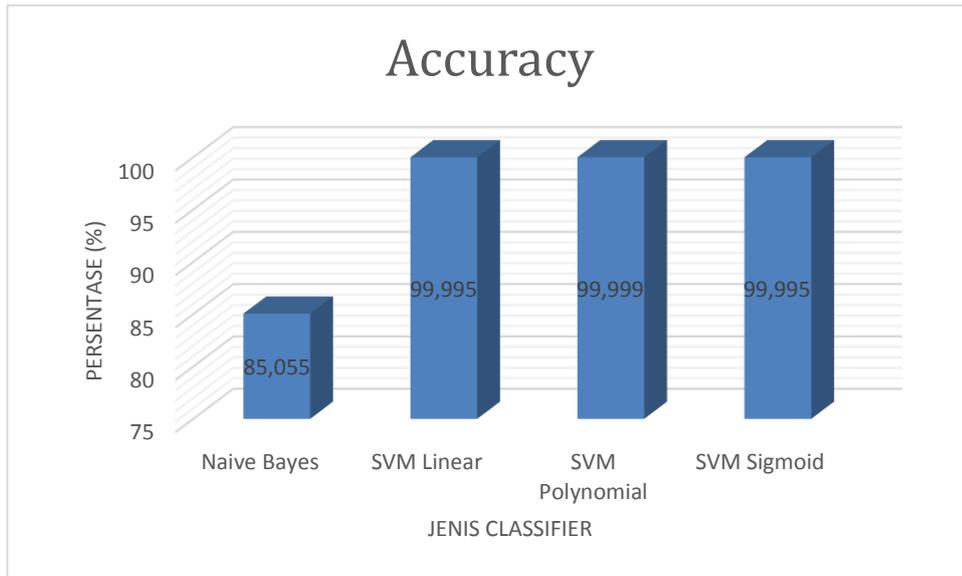


**Gambar 5.9 Confusion Matrix (SVM Sigmoid)**

Dapat dilihat pula grafik hasil pengukuran dari kinerja *classifier* sebagai berikut:

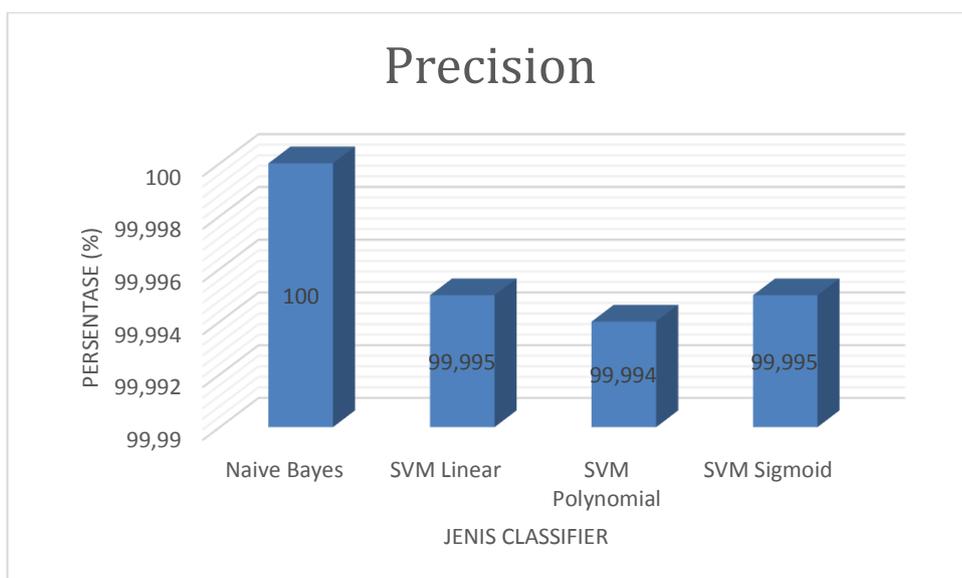
Menurut Hasugian (2006) ada dua parameter penting yang biasanya digunakan sebagai acuan dalam mengukur keefektifan suatu sistem temu kembali informasi yaitu perolehan (*recall*) dan ketepatan (*precision*). *Precision* dapat dikatakan sebagai ketepatan atau kecocokan antara permintaan informasi dengan jawaban terhadap permintaan tersebut. Sedangkan istilah *recall* merupakan perolehan (Pendit 2008).

- *Accuracy* adalah perbandingan data yang diidentifikasi benar dengan jumlah semua data keseluruhan, yang juga merupakan tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai aktual.
- *Recall* merupakan nilai rasio prediksi pengamatan positif yang diidentifikasi dengan benar terhadap semua pengamatan di kelas sebenarnya. Tingkat perolehan keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi.
- *Precision* merupakan nilai rasio pengamatan positif yang diprediksi dengan benar terhadap total prediksi pengamatan positif. Tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh *user* dengan jawaban yang diberikan oleh sistem.
- *F1 Score* merupakan nilai rata-rata dari *Precision* dan *Recall*.



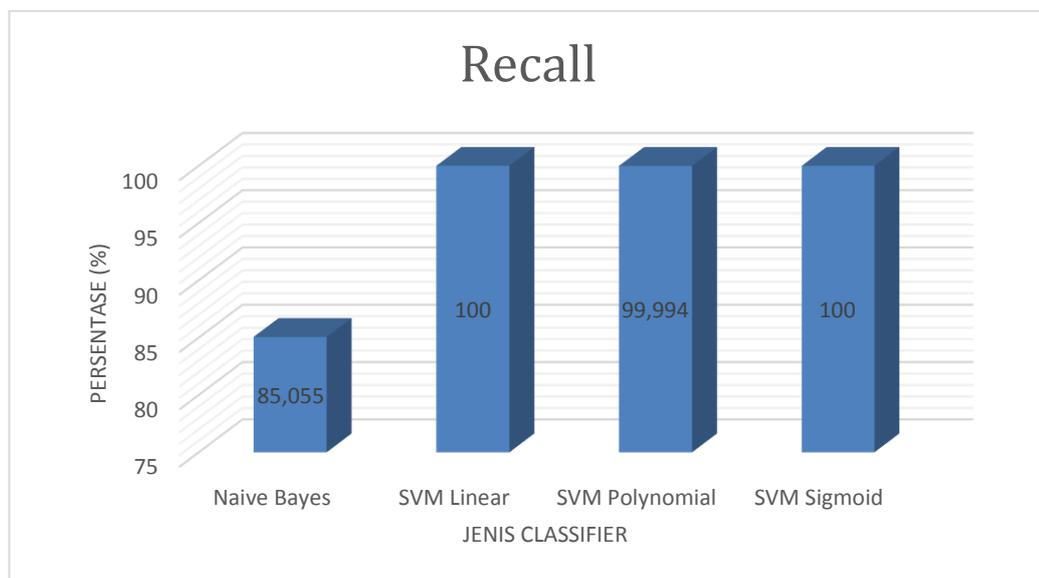
**Gambar 5.10 Grafik Persentase Accuracy**

Pada gambar 5.10 menunjukkan bahwa persentase *accuracy* dari masing-masing *classifier Naive Bayes, SVM Linear, SVM Polynomial* dan *SVM Sigmoid* menunjukkan bahwa *Naive Bayes* memperoleh persentase paling rendah diantara *classifier* yang lain yaitu hanya 85,055%. Sedangkan persentase tertinggi yaitu *SVM Polynomial* sebesar 99,999%. Hal ini dapat dikatakan bahwa perbandingan data yang diidentifikasi secara benar apakah data tersebut termasuk dalam label *attack* maupun normal, dengan jumlah semua data keseluruhan, maka *classifier Naive Bayes* lebih rendah persentasenya dalam mengidentifikasi data dibandingkan dengan *classifier* yang lain. Dapat diartikan juga bahwa tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai aktual yang dihasilkan oleh *classifier Naive Bayes* lebih rendah dari *classifier* lainnya.



**Gambar 5.11 Grafik Persentase Precision**

Pada gambar 5.11 menunjukkan bahwa persentase *precision* dari masing-masing *classifier Naive Bayes*, *SVM Linear*, *SVM Polynomial* dan *SVM Sigmoid* menunjukkan bahwa *SVM Polynomial* memperoleh persentase paling rendah diantara *classifier* yang lain yaitu 99,994%. Sedangkan persentase tertinggi yaitu *Naive Bayes* sebesar 100%. Hal ini dapat dikatakan bahwa tingkat ketepatan antara informasi yang diminta dengan jawaban yang diberikan oleh sistem bahwa *classifier Naive Bayes* memiliki persentase tertinggi yang berarti informasi yang diberikan oleh sistem sangat tepat. Sedangkan *SVM Polynomial* dalam memberikan informasi tingkat ketepatannya sedikit lebih rendah meskipun hanya selisih 0,006% dari *classifier Naive Bayes*.

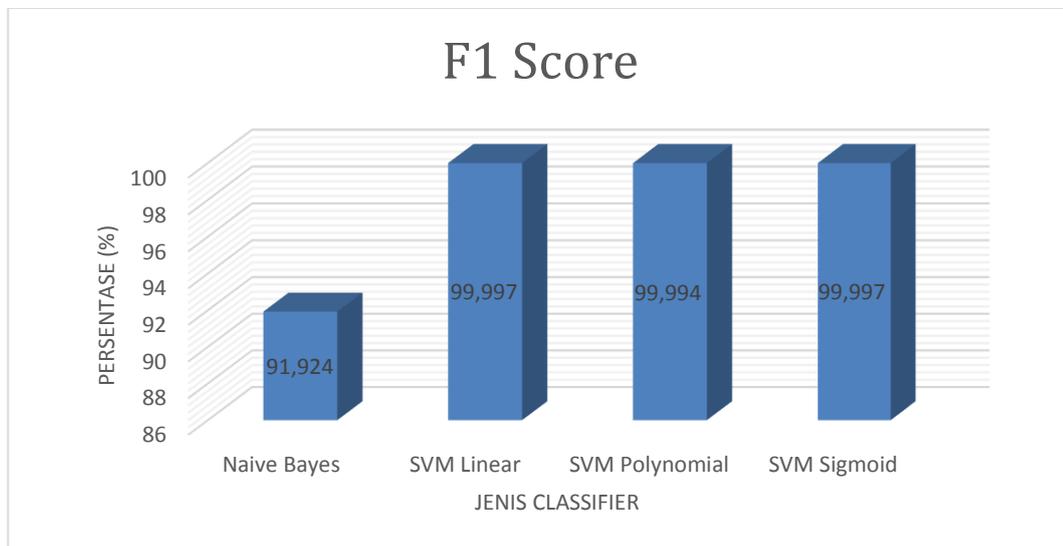


**Gambar 5.12 Grafik Persentase Recall**

Pada gambar 5.12 menunjukkan bahwa persentase *recall* dari masing-masing *classifier Naive Bayes*, *SVM Linear*, *SVM Polynomial* dan *SVM Sigmoid* menunjukkan bahwa *Naive Bayes* memperoleh persentase paling rendah diantara *classifier* yang lain yaitu hanya 85,055%. Sementara itu persentase tertinggi diperoleh *SVM Linear* dan *SVM Sigmoid* yang keduanya sama-sama menghasilkan persentase sebesar 100%. Hal ini dapat dikatakan bahwa tingkat perolehan keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi, *classifier SVM Linear* dan *SVM Sigmoid* memiliki persentase keberhasilan tinggi sebesar 100%. Berbeda halnya dengan *classifier Naive Bayes* memiliki persentase keberhasilan terendah dari *classifier* yang lain.

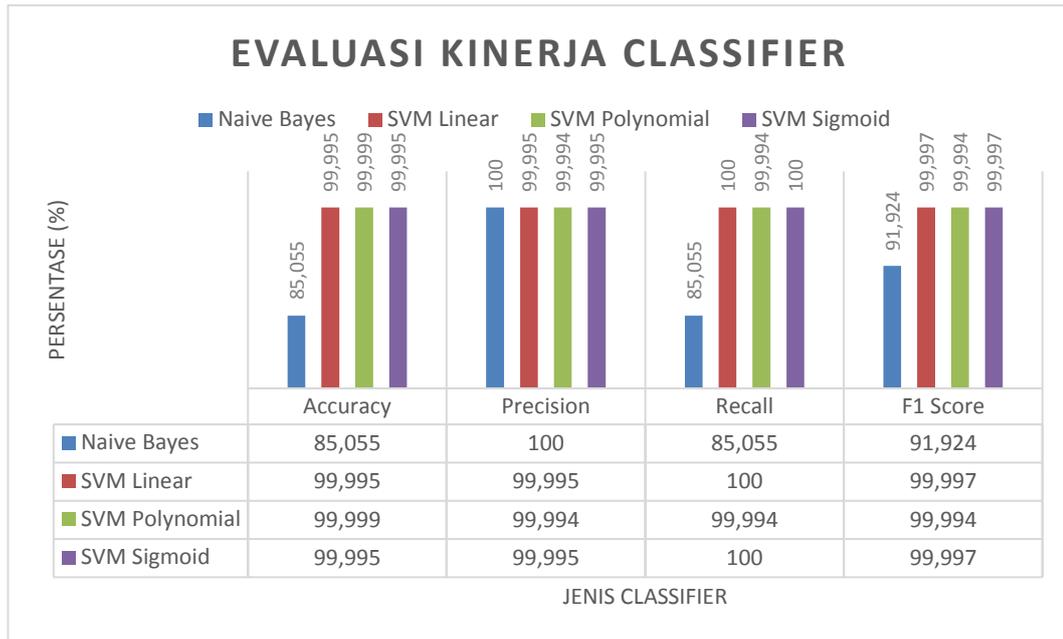
*Precision-Recall* adalah ukuran keberhasilan prediksi saat kelas sangat tidak seimbang. Dalam pencarian informasi, *precision* adalah ukuran relevansi hasil, sementara *recall* adalah ukuran dari seberapa banyak hasil yang benar-benar relevan. Kurva *recall-precision* menunjukkan *tradeoff* antara *precision* dan *recall* untuk ambang yang berbeda. Daerah di bawah kurva atau *Area Under Curve (AUC)*

mewakili *recall* tinggi dan *precision* tinggi, dimana *precision* tinggi berhubungan dengan *false positive rate* yang rendah, sedangkan *recall* tinggi berkaitan dengan *false negative rate* yang rendah. Skor tinggi untuk keduanya menunjukkan bahwa pengklasifikasi memberikan hasil yang akurat (*precision* tinggi), sekaligus menghasilkan nilai dari semua hasil positif (*recall* tinggi). Sistem dengan *recall* tinggi namun *precision* rendah menghasilkan banyak hasil, namun sebagian besar label yang diprediksi tidak tepat bila dibandingkan dengan label pelatihan. Sebuah sistem dengan *precision* tinggi namun *recall* rendah justru sebaliknya, mengembalikan hasil yang sangat sedikit, namun sebagian besar label yang diprediksi benar bila dibandingkan dengan label pelatihan. Sistem ideal dengan *precision* tinggi dan *recall* tinggi akan mengembalikan banyak hasil, dengan semua hasil berlabel dengan benar.



**Gambar 5.13 Grafik Persentase *F1-score***

Pada gambar 5.13 menunjukkan bahwa persentase *f1 score* dari masing-masing *classifier Naive Bayes, SVM Linear, SVM Polynomial* dan *SVM Sigmoid* menunjukkan bahwa *SVM Linear* dan *SVM Sigmoid* keduanya sama-sama memperoleh persentase paling tinggi diantara *classifier* yang lain yaitu 99,997%. Sementara itu persentase terendah diperoleh *Naive Bayes* sebesar 91,924%. *F1-score* merupakan nilai yang mengkombinasikan nilai *precision* dan *recall* (Steinberger, 2009).



**Gambar 5.14 Grafik Evaluasi Kinerja Classifier**

Berdasarkan Gambar 5.14 nilai *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1 score* dari masing-masing *classifier* yang dilakukan yaitu *Naive Bayes*, *SVM Linear*, *SVM Polynomial*, dan *SVM Sigmoid* dapat diketahui secara keseluruhan bahwa persentase yang dihasilkan oleh *SVM Polynomial* menghasilkan persentase *accuracy* tertinggi daripada *classifier* yang lain yaitu sebesar 99,999%. Nilai *accuracy* menggambarkan seberapa akurat sistem dapat mengklasifikasikan data secara benar. Dengan kata lain, nilai *accuracy* merupakan perbandingan antara data yang terklasifikasi benar dengan keseluruhan data. Sementara itu data yang dihasilkan oleh *SVM Linear* dan *SVM Sigmoid* memiliki nilai yang sama dilihat dari jumlah data yang terdeteksi sebagai *False-Positive*, *True-Positive* serta nilai *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1 score*. Sedangkan *naive bayes* memiliki nilai *accuracy* paling rendah yaitu sebesar 85,055%. Hal ini dikarenakan ketidakmampuan *Naive Bayes* dalam mengatasi masalah data *outlier*. Data *outlier* sangat berpengaruh dalam perhitungan parameter yang akhirnya menyebabkan turunnya performansi *Naive Bayes* (Yosua Marchel dan Jondri Nasri, 2017)

### 5.2.2 Kurva ROC (*Receiver Operating Characteristic*)

Kurva ROC yang dihasilkan pada penelitian ini merupakan kurva untuk mengevaluasi kualitas keberhasilan dari *output* klasifikasi menggunakan *cross-validation*. Kurva ROC menampilkan *True Positive Rate* pada sumbu Y dan *False Positive Rate* pada sumbu X. Hal ini berarti bahwa sudut kiri atas plot merupakan titik ideal yaitu *False Positive Rate* 0 dan *True Positive Rate* 1. Kurva ROC ini diperlukan dalam evaluasi kinerja *classifier* untuk mengevaluasi tingkat keberhasilan rata-rata dari sekian pengujian yang telah dilakukan pada proses

klasifikasi. Dari kurva yang dihasilkan, jika garis kurva berada diatas garis *threshold* maka pengujian semakin baik, tetapi jika garis kurva berada dibawah garis *threshold* maka dapat dikatakan bahwa proses klasifikasi tersebut buruk.

AUC dapat diinterpretasikan sebagai rata-rata sensitifitas untuk semua nilai spesifitas yang mungkin. Nilai AUC ini dipakai untuk mengukur akurasi uji *diagnostic* secara umum. Nilai AUC 0 s/d 1, semakin mendekati 1 maka semakin baik uji *diagnostic* tersebut.

Untuk klasifikasi data mining menurut Gorunescu (2011), bahwa nilai AUC dapat dibagi menjadi beberapa kelompok:

1. 0,90 – 1.00 = *Excellent Classification*
2. 0,80 – 0,90 = *Good Classification*
3. 0,70 – 0,80 = *Fair Classification*
4. 0,60 – 0,70 = *Poor Classification*
5. 0,50 – 0,60 = *Failure*

Hasil pada Gambar 5.1 merupakan kurva ROC, dimana *Naive Bayes* berada pada titik {0, 0,85055}. Hal ini terlihat bahwa titik *naive bayes* berada diatas garis *threshold*, yang berarti semakin berada diatas garis *threshold* dan mendekati nilai 1 maka dapat dikatakan *naive bayes* merupakan *classifier* yang baik dalam proses pengklasifikasian. Berbeda halnya dengan SVM *Linear* yang berada pada titik {1,1} yaitu sejajar dengan garis *threshold*. Hal ini berarti memiliki nilai AUC sebesar 0,5, dimana berdasarkan nilai AUC menurut Gorunescu (2011) dapat dikatakan *classifier* SVM *Linear* bernilai failure yaitu memiliki tingkat akurasi yang buruk dalam pengklasifikasian. Sementara itu, SVM *Polynomial* berada pada titik {1, 0,99995} sedikit dibawah garis *threshold*. Jika dilihat dari kurva ROC, semakin dibawah garis *threshold*, maka *classifier* tersebut dapat dikatakan memiliki klasifikasi yang buruk. Sedangkan SVM *Sigmoid* juga sejajar dengan garis *threshold* (1,1). Sama halnya dengan SVM *Linear* yang memiliki nilai AUC sebesar 0,5, dimana berdasarkan nilai AUC menurut Gorunescu (2011) dapat dikatakan *classifier* SVM *Sigmoid* bernilai failure yaitu memiliki tingkat akurasi yang buruk dalam proses pengklasifikasian.

Hasil pada Gambar 5.2 hingga 5.5 merupakan kurva ROC dengan metode *K-Fold Cross Validation*, yaitu menggunakan teknik validasi silang. Teknik *Cross Validation* dipakai sebagai sebuah teknik untuk melakukan validasi suatu metode, dimana untuk lebih menguatkan keakuratan hasil dari metode tersebut. Metode ini dilakukan dengan dua kali proses validasi dengan pengambilan data secara acak dari data *testing*. *Fold 0* merupakan percobaan pertama dan *fold 1* merupakan percobaan kedua. Dari hasil pada Gambar 5.2 menunjukkan nilai AUC yang dihasilkan pada kurva ROC *Naive Bayes* yaitu sebesar 0,50 yang berarti dalam proses klasifikasi memiliki kekuatan nilai diagnostik yang sangat lemah. Dapat dilihat garis pada kurva yang berada persis pada garis *threshold* atau garis batas

nilai, yang berarti diagnostik klasifikasinya cenderung *failure* atau tidak sesuai. Selanjutnya pada Gambar 5.3 menunjukkan nilai AUC yang dihasilkan pada kurva ROC SVM *Linear* yaitu sebesar 0,75 yang berarti dalam proses klasifikasi memiliki kekuatan nilai diagnostik sedang (*fair classification*). Terlihat dari garis kurva yang berada di atas garis *threshold* atau garis batas nilai mendekati angka 1, sehingga menghasilkan nilai AUC atau area dibawah kurva 1, dan kemudian turun dibawah garis *threshold* yang menyebabkan nilai AUC turun menjadi 0,52. Sehingga dihasilkan nilai rata-rata nilai AUC pada kurva ROC SVM *Linear* sebesar 0,75. Hal ini berarti dalam proses diagnostic klasifikasinya cenderung sesuai (*Fair Classification*). Pada Gambar 5.4 menunjukkan nilai AUC yang dihasilkan pada kurva ROC SVM *Polynomial* memiliki nilai yang lebih rendah dari tipe klasifikasi yaitu sebesar 0,33 yang berarti dalam proses klasifikasi memiliki kekuatan nilai diagnostik sangat lemah atau sangat buruk. Terlihat pada garis kurva yang lebih banyak berada dibawah garis *threshold*. Semakin berada dibawah garis *threshold* maka proses klasifikasi tersebut dikatakan buruk. Pada kurva didapatkan nilai AUC atau luas area dibawah kurva sebesar 0,56 dan 0,1 sehingga didapatkan nilai rata-rata AUC hanya sebesar 0,33. Sedangkan nilai AUC yang dihasilkan pada Gambar 5.5 pada kurva ROC SVM *Sigmoid* memiliki nilai yang sama dengan *Naive Bayes* yaitu sebesar 0,50 dengan garis pada kurva yang berada persis pada garis *threshold* atau garis batas nilai. Hal ini berarti dalam proses klasifikasi memiliki kekuatan nilai diagnostik sangat lemah (*Failure*) atau cenderung tidak sesuai.

Dari keseluruhan hasil, pada kurva ROC yang tanpa menggunakan teknik *Cross Validation*, *classifier* terbaik yaitu *Naive Bayes*. Sedangkan dari hasil kurva ROC yang menggunakan teknik *Cross Validation*, *classifier* terbaik yaitu SVM *Linear*. Akan tetapi keakuratan suatu model yang dibangun belum dapat dianggap valid jika perhitungan atau pengukuran yang dilakukan tidak menggunakan teknik untuk memvalidasi. Untuk itu digunakan sebuah teknik *Cross Validation* yang berguna untuk menilai dan melakukan validasi atas suatu keakuratan sebuah model yang dibangun.

### **5.2.3 Running Time**

Pada tabel 5.6 memuat tentang *running time* atau waktu komputasi yang dibutuhkan oleh masing-masing *classifier Naive Bayes*, SVM *Linear*, SVM *Polynomial*, dan SVM *Sigmoid* untuk membangun sebuah model. Waktu komputasi yang dibutuhkan oleh *Naive Bayes* yaitu selama 16 *seconds*. Berbeda halnya dengan waktu komputasi yang dibutuhkan oleh SVM *Linear* yaitu 1201 *seconds*. Sementara itu SVM *Polynomial* membutuhkan waktu komputasi selama 652 *seconds*. Sedangkan SVM *Sigmoid* membutuhkan waktu komputasi selama 75 *seconds*. Dari keempat waktu komputasi yang dibutuhkan oleh masing-masing *classifier*, dapat dilihat bahwa hasil pengujian waktu komputasi untuk metode *Naive Bayes* menghasilkan waktu komputasi yang lebih cepat yaitu selama 16 *seconds*. Dibandingkan dengan waktu komputasi untuk metode SVM *Linear* menghasilkan waktu komputasi lebih lama yaitu 1201 *seconds*. Hal ini sesuai dengan kelebihan yang ada pada algoritma *naive bayes* dibandingkan beberapa algoritma lain seperti *support vector machine* maupun *neural network* yang

membutuhkan waktu cukup lama dalam melakukan komputasi data. Metode *naive bayes* selain simpel juga tidak adanya proses *training* dalam membuat algoritma, maka relatif lebih cepat dari sisi waktu komputasi.