

# Analisis Sentimen terhadap Komentar Negatif di Media Sosial Facebook dengan Metode Klasifikasi *Naïve Bayes*

Zaenal <sup>a,1,\*</sup>, Yulita Salim <sup>a,2</sup>, Lutfi Budi Ilmawan <sup>a,3</sup>

<sup>a</sup> Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muslim Indonesia, Jalan Urip Sumoharjo Km.05, Makassar, 90231, Indonesia

<sup>1</sup> zaenal.official.1@gmail.com; <sup>2</sup> yulita.salim@umi.ac.id; <sup>3</sup> lutfibudi.ilmawan@umi.ac.id

\*corresponding author

INFORMASI ARTIKEL	ABSTRAK
<p>Diterima : 05 – 11 – 2020 Direvisi : 20 – 11 – 2020 Diterbitkan : 30 – 11 – 2020</p>	<p>Facebook merupakan sosial media di Indonesia dengan jumlah akun aktif tertinggi dan paling sering dikunjungi, Media sosial menjadi sarana yang sangat mudah dan bebas untuk beropini, juga memiliki banyak manfaat seperti menuangkan pemikiran dengan membuat status yang didapat dibaca oleh seluruh pengguna media sosial maupun berkomentar mengenai isu-isu terkini, namun dibalik itu semua muncul masalah baru yaitu komentar negatif, salah satunya adalah <i>cyberbullying</i> yang memiliki dampak mendalam dan tahan lama pada korban. Beberapa penelitian melaporkan bahwa korban <i>cyberbullying</i> cenderung mengalami masalah kesehatan mental yang lebih luas, penyalahgunaan narkoba dan ide bunuh diri. Tujuan penelitian ini adalah mengolah data komentar yang diambil dari media sosial Facebook menggunakan <i>pre-processing</i> data untuk menghilangkan kata atau karakter yang tidak dibutuhkan, membangun aplikasi <i>prototype filter</i> komentar untuk menyaring komentar negatif <i>cyberbullying</i>, dan menguji metode klasifikasi <i>Naïve Bayes</i>. Data komentar yang digunakan yaitu 300 <i>data training</i>, dan 100 <i>data testing</i>. Setelah melakukan penelitian, didapatkan bahwa dengan menggunakan <i>pre-processing</i> data mampu menghilangkan karakter atau kata yang tidak dibutuhkan dari komentar, Aplikasi <i>prototype filter</i> komentar yang dibangun telah mampu menyaring komentar <i>cyberbullying</i>, dan hasil pengujian metode klasifikasi <i>Naïve Bayes</i> menggunakan metode <i>confusion matrix</i> dengan jumlah 100 komentar <i>data testing</i> didapatkan akurasi sebesar 86%, presisi sebesar 84,6153841538461%, <i>recall</i> sebesar 88%, dan <i>f1-score</i> sebesar 86,27450980392156%.</p>
<p><b>Kata Kunci:</b> Analisis Sentimen Facebook Cyberbullying Naïve Bayes</p>	<p>This is an open access article under the <a href="https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/">CC-BY-SA</a> license.</p> 

## I. Pendahuluan

Hasil riset *We Are Social Hootsuite* yang dirilis Januari 2019, pengguna media sosial di Indonesia mencapai 150 juta atau sebesar 56% dari total populasi. Jumlah tersebut naik 20% dari survei sebelumnya. Di Indonesia, Facebook merupakan sosial media dengan jumlah akun aktif tertinggi dan paling sering dikunjungi [1]. Media sosial menjadi sarana yang sangat mudah dan bebas untuk beropini, juga memiliki banyak manfaat seperti menuangkan pemikiran dengan membuat status yang didapat dibaca oleh seluruh pengguna media sosial maupun berkomentar mengenai isu-isu terkini, kebebasan berpendapat telah lama diatur dalam perundang-undangan baik yang tertuang pada hukum internasional Pasal 29 Deklarasi Universal Hak-Hak Asasi Manusia maupun Undang-undang Dasar 1945 pasal 28. Kebebasan mengeluarkan pendapat ini merupakan hak asasi manusia yang paling mendasar. Hak berpendapat mencakup kebebasan berpendapat secara lisan maupun tulisan [2], namun dibalik itu semua muncul masalah baru yaitu komentar negatif, salah satunya adalah *cyberbullying*.

*Cyberbullying* dikenal sebagai bentuk “ancaman” atau “serangan” yang dilakukan seseorang terhadap orang lain yang disampaikan melalui pesan elektronik lewat media. *Bullying* terjadi dalam berbagai bentuk diantaranya *bullying* berupa penghinaan, menyebarkan fitnah, mengucilkan orang lain, memperpermalukan, mengintimidasi, serta mengungkapkan rasa kebencian kepada orang lain menggunakan kata kasar. *Cyberbullying* dianggap lebih mudah dilakukan daripada kekerasan konvensional, karena pelaku tidak perlu bertatap muka pada target [3].

*Cyberbullying* memiliki dampak yang mendalam dan tahan lama pada korban. Beberapa penelitian melaporkan bahwa korban *cyberbullying* cenderung mengalami masalah kesehatan mental yang lebih luas, penyalahgunaan narkoba dan ide bunuh diri [4], [5]. Penelitian menemukan bahwa dari 221 remaja partisipan yang pernah mengalami *cyberbullying* menunjukkan peningkatan tekanan emosional [6]. Penelitian lain menemukan bahwa para korban *bullying* dan *cyberbullying* menemukan penyesuaian yang buruk, agresi, depresi dan gejala psikosomatik lainnya dibandingkan dengan siswa yang belum mengalami [5].

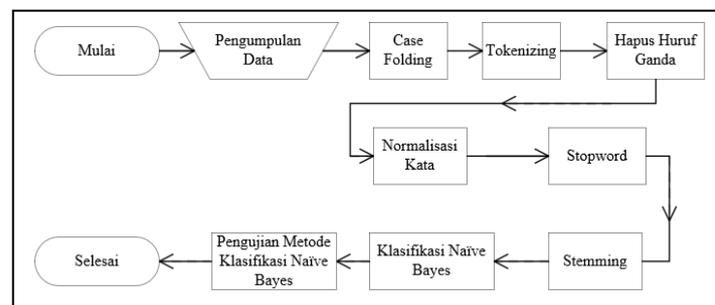
Sebelum melakukan klasifikasi komentar negatif *cyberbullying*, data komentar tersebut perlu dilakukan *pre-processing* data. *Pre-processing* merupakan suatu proses pengumpulan data mentah untuk diolah menjadi data yang bermanfaat. Data mentah perlu dilakukan proses *pre-processing* karena masih mengandung data yang *incomplete* (data yang masih memiliki kekurangan pada atributnya), *noisy* (data yang masih mengandung *error* dan *outliers*) dan *inconsistent* (data yang tidak konsisten terhadap penamaan, singkatan, *code*) [3].

*Naïve Bayes* yang merupakan teknik pembelajaran mesin yang berbasis probabilistik. *Naïve Bayes* adalah metode sederhana tetapi memiliki akurasi serta performansi yang tinggi dalam pengklasifikasian teks [7]. Metode *Naïve Bayes* dapat diterapkan dalam data set yang besar [8] juga *Naïve Bayes* masih mampu bekerja dengan baik dengan ukuran data set yang kecil [9]. Penelitian yang membandingkan metode *Naïve Bayes* dengan *Super Vector Machine* didapatkan hasil model klasifikasi yang dihasilkan oleh *Naïve Bayes* memiliki performa yang lebih tinggi dibandingkan dengan model yang dihasilkan dari metode *Super Vector Machine* [10], pada penelitian lain yang membandingkan metode *c4.5*, *Neural Network*, dan *Naïve Bayes* didapatkan hasil metode *Naïve Bayes* memiliki tingkat akurasi yang paling tinggi [8].

Tujuan penelitian yang ingin dicapai yaitu mengolah data komentar negatif *cyberbullying* menggunakan *preprocessing* untuk menghilangkan kata atau karakter yang tidak dibutuhkan, mengukur tingkat akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* metode klasifikasi *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan komentar negatif *cyberbullying*, dan membangun prototype filter komentar negatif *cyberbullying*, dimana komentar yang ditulis dan terdeteksi sebagai komentar *cyberbullying*, maka user tidak bisa memposting komentar dan sistem memberikan peringatan terhadap komentar tersebut

## II. Metode

Pada penelitian ini, tahapan-tahapan dalam melakukan analisis sentimen terhadap komentar negatif di media sosial Facebook seperti yang terlihat pada gambar 1.



Gambar 1. Flowchart tahapan penelitian

### A. Pengumpulan Data

Komentar yang digunakan bersumber dari akun Facebook presiden Joko Widodo, Rocky Gerung, iNews, Syahrini, Kekey Puteri Cantika, Barbie Kumalasari, dan Farhat Abbas, untuk proses pengumpulan data komentar dilakukan secara manual. Jumlah komentar yang digunakan sebesar 400 komentar yang terdiri dari 300 komentar *data training*, dan 100 komentar untuk *data testing*. Komentar yang telah dikumpulkan diberi kelas secara manual yaitu kelas *cyberbullying* atau kelas *non cyberbullying*, untuk kategori komentar yang diberi kelas *cyberbullying* yaitu *Called Name* (Pemberian Nama Negatif), *Threatened Physical Harm* (Mengancam Keselamatan Fisik), dan *Opinion Slammed* (Pendapat Yang Merendahkan), selain daripada itu komentar diberi kelas *non cyberbullying*.

### B. Case Folding

*Case folding* adalah proses mengubah semua huruf dalam dokumen menjadi huruf kecil contohnya kalimat "Sehat selalu pak Presiden" menjadi "sehat selalu pak presiden". Hanya huruf "a" sampai dengan "z" yang diterima. Karakter selain huruf dihilangkan dan dianggap *delimiter* (melebihi batas).

### C. Tokenizing

*Tokenizing* atau *parsing* adalah tahap pemotongan string input berdasarkan tiap kata yang menyusunnya, setiap token dipisahkan dengan simbol garis datar (" ") yang terlihat pada tabel 1.

Tabel 1. <i>Tokenizing</i>	
Kalimat	Hasil <i>Tokenizing</i>
Sehat selalu pak presiden	Sehat - selalu - pak - presiden

#### D. Hapus Huruf Ganda

Menghilangkan huruf ganda merupakan tahap untuk menormalkan huruf berulang seperti kata “seeenaang” menjadi kata “senang”.

#### E. Normalisasi Kata

Normalisasi kata merupakan tahap merubah kata prokem, kata tidak baku, ataupun kata singkatan menjadi kata baku. Contohnya kata prokem “gua” menjadi “saya”, kata singkatan “yg” menjadi “yang”.

#### F. Stopword

*Stopword elimination* merupakan proses penghilangan kata yang termasuk di dalam daftar kata tidak penting (*stoplist*). Jika termasuk di dalam *stoplist* maka kata tersebut akan dihilangkan, contohnya yaitu: “dan, maka, di, ke, walaupun, yang, ini, itu, disini”.

#### G. Stemming

*Stemming* merupakan sebuah proses ekstraksi dari sebuah kata yang digunakan untuk mendapatkan kata dasar, misalnya kata “menghasilkan” menjadi kata “hasil”.

#### H. Klasifikasi *Naïve Bayes*

Metode klasifikasi *Naïve Bayes* termasuk dalam metode *machine learning* yang merupakan salah satu algoritma yang sederhana namun memiliki kemampuan dan akurasi yang tinggi. Metode klasifikasi *Naïve Bayes* merupakan teknik prediksi berbasis probabilistik sederhana yang berdasar pada penerapan teorema *Bayes* dengan asumsi independensi yang kuat. Jadi dalam *Naïve Bayes*, model yang digunakan adalah model fitur independen. Maksud independensi yang kuat pada fitur adalah bahwa sebuah fitur pada sebuah data tidak berkaitan dengan ada atau tidaknya fitur lain dalam data yang sama. Berikut adalah persamaan dari metode klasifikasi *Naïve Bayes* untuk menghitung nilai probabilitas setiap kata:

##### 1) *Klasifikasi Naïve Bayes*

Untuk melakukan klasifikasi *Naïve Bayes* dinyatakan dengan persamaan (1)

$$CNB = \arg \max_c P(c) \prod_{i=1}^n P(F_i|c) \quad (1)$$

Keterangan

$\arg \max$  : nilai *posterior probability* terbesar suatu kelas

$P(F_i|c)$  : nilai *conditional probability*

$P(c)$  : nilai *prior probability*

##### 2) *Hitung nilai prior probability*

Untuk menghitung *prior probability* dinyatakan dengan persamaan (2)

$$P(c) = \frac{N_c}{N_{doc}} \quad (2)$$

Keterangan

$P(c)$  : Nilai probabilitas data latih

$N_c$  : jumlah data *cyberbullying* atau *non cyberbullying*

$N_{doc}$  : Total data latih

##### 3) *Hitung nilai prior probability*

Untuk mengetahui *conditional probability* yang mengasumsikan kemunculan kata pada setiap dokumen dapat dinyatakan dengan persamaan (3)

$$P(c) = \frac{\text{count}(f_i,c)}{\sum_{i=1}^n f \in v \text{count}(f_i,c)} \quad (3)$$

Untuk menghindari terjadinya nilai nol (0) pada probabilitas setiap kata maka dapat dinyatakan dengan persamaan (4).

$$P(c) = \frac{\text{count}(f_i,c)+1}{(\sum_{i=1}^n f \in v \text{count}(f,c))+V} \quad (4)$$

Keterangan

$P(f_i|c)$  : nilai probabilitas setiap kata

$f_i,c$  : jumlah kata tertentu yang terdapat pada seluruh dokumen pada kelas  $c$

$c$  : kelas (*cyberbullying* atau *non cyberbullying*)

- $F, c$  : jumlah seluruh kata yang terdapat pada kelas  $c$ .
- $V$  : Jumlah kata berbeda pada semua dokumen

### I. Pengujian Confusion Matrix

Metode pengujian *confusion matrix* merupakan salah satu metode yang digunakan untuk menguji akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* dari sebuah metode klasifikasi. Contoh tabel *confusion matrix* seperti yang ditunjukkan pada tabel 2.

Tabel 2. *Confusion Matrix*

	Classified Positive	Classified Negative
Actual Positive	<i>TP (True Positive)</i>	<i>FT (False True)</i>
Actual Negative	<i>FN (False Negative)</i>	<i>TN (True Negative)</i>

#### Keterangan

- TP (True Positive)* : jumlah data positif yang terdeteksi dengan benar
- FT (False Positive)* : jumlah data negatif yang terdeteksi sebagai data positif
- FN (False Negative)* : yaitu jumlah data positif namun terdeteksi sebagai data negatif
- TN (True Negative)* : jumlah data negatif yang terdeteksi dengan benar

Berikut adalah penjelasan tentang akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*:

#### 1) Akurasi

Akurasi adalah tingkat kedekatan nilai prediksi dengan nilai actual, untuk menghitung akurasi menggunakan rumus (5)

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

#### 2) Presisi

Presisi adalah tingkat ketepatan atau ketelitian dalam pengklasifikasian untuk menghitung presisi menggunakan rumus (6)

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (6)$$

#### 3) Recall

*Recall* berfungsi untuk mengukur proporsi positif aktual yang benar diidentifikasi, untuk menghitung *recall* menggunakan rumus (7)

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100 \quad (7)$$

#### 4) F1-score

Digunakan untuk mengetahui keseimbangan antara presisi dan *recall* yang didapat dari sistem yang akan dibangun. untuk menghitung *f1-score* menggunakan rumus (8)

$$F1\text{-score} = 2 \times \frac{\text{Presisi} \times \text{Recall}}{\text{Presisi} + \text{Recall}} \quad (8)$$

## III. Hasil dan Pembahasan

### A. Preprocessing

Komentar yang akan dilakukan proses klasifikasi terlebih dahulu harus melewati prose *preprocessing* karena masih mengandung data yang *incomplete* (data yang masih memiliki kekurangan pada atributnya), *noisy* (data yang masih mengandung *error* dan *outliers*) dan *inconsistent* (data yang tidak konsisten terhadap penamaan, singkatan, kode). Hasil *preprocessing* komentar terlihat pada gambar 2.

Analisis Sentimen	
<p><b>Form Input Komentar</b></p> <p>Maunya kau yg kena korona. Karna hidupmu cuma bikin susah org... dasar manusia sampah 😞😞😞</p> <p>Posting Komentar</p> <p>Tampilkan lebih sedikit</p> <p><b>Unknow</b> diharapkan selalu menggunakan helm untuk menjaga keselamatan diri saat bermotor</p> <p><b>Unknow</b> diharapkan selalu menggunakan helm untuk menjaga keselamatan diri saat bermotor</p> <p><b>Unknow</b> diharapkan selalu menggunakan helm untuk menjaga keselamatan diri saat bermotor</p>	
Tabel Pre-processing	
prerprocessing	Hasil Preprocessing
<b>Case Folding</b>	maunya kau yg kena korona. karna hidupmu cuma bikin susah org... dasar manusia sampah 😞😞😞
<b>Tokenizing</b>	maunya   kau   yg   kena   korona   karna   hidupmu   cuma   bikin   susah   org   dasar   manusia   sampah
<b>Hapus Huruf Ganda</b>	maunya   kau   yg   kena   korona   karna   hidupmu   cuma   bikin   susah   org   dasar   manusia   sampah
<b>Normalisasi</b>	maunya   kau   yang   kena   korona   karena   hidupmu   hanya   buat   susah   orang   dasar   manusia   sampah
<b>Stopword</b>	maunya   kau   kena   korona   hidupmu   susah   orang   dasar   manusia   sampah
<b>Stemming</b>	mau   kau   kena   korona   hidup   susah   orang   dasar   manusia   sampah

Gambar 2. Hasil *pre-processing*

**B. Aplikasi Prototype Filter Komentar**

Aplikasi *Prototype Filter* Komentar merupakan aplikasi analisis sentimen terhadap komentar negatif yang termasuk sebagai *cyberbullying*, Komentar yang akan ditulis oleh *user* jika terdeteksi sebagai komentar *cyberbullying*, sistem akan menampilkan peringatan bahwa komentar yang ditulis merupakan komentar *cyberbullying* dan komentar tersebut tidak dapat di-*posting*, sebagai contoh komentar “Maunya kau yg kena korona. Karna hidupmu cuma bikin susah org... dasar manusia sampah 😞😞😞” ditulis pada *form input* komentar, ketika akan di-*posting* menampilkan peringatan bahwa komentar yang ditulis merupakan komentar *cyberbullying*, dan komentar tersebut tidak akan terposting seperti yang terlihat pada gambar 3.

No	Komentar	Jenis Komentar
1	Maunya kau yg kena korona. Karna hidupmu cuma bikin susah org... dasar manusia sampah 😞😞😞	cyberbullying
2	Maunya kau yg kena korona. Karna hidupmu cuma bikin susah org... dasar manusia sampah 😞😞😞	cyberbullying
3	Maunya kau yg kena korona. Karna hidupmu cuma bikin susah org... dasar manusia sampah 😞😞😞	cyberbullying
4	Maunya kau yg kena korona. Karna hidupmu cuma bikin susah org... dasar manusia sampah 😞😞😞	cyberbullying
5	Maunya kau yg kena korona. Karna hidupmu cuma bikin susah org... dasar manusia sampah 😞😞😞	cyberbullying
6	Maunya kau yg kena korona. Karna hidupmu cuma bikin susah org... dasar manusia sampah 😞😞😞	cyberbullying
7	Maunya kau yg kena korona. Karna hidupmu cuma bikin susah org... dasar manusia sampah 😞😞😞	cyberbullying
8	Maunya kau yg kena korona. Karna hidupmu cuma bikin susah org... dasar manusia sampah 😞😞😞	cyberbullying
9	Maunya kau yg kena korona. Karna hidupmu cuma bikin susah org... dasar manusia sampah 😞😞😞	cyberbullying

Gambar 3. Menulis Komentar

**C. Pengujian Confusion Matrix**

Pada tahapan ini dilakukan pengujian metode klasifikasi *Naïve Bayes* untuk mengukur akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*. Jumlah komentar yang dijadikan *data testing* yaitu 100 data yang terbagi menjadi 50 komentar *cyberbullying* dan 50 komentar *non cyberbullying* yang diberi kelas secara manual oleh penulis. dimasukkan kedalam tabel *confusion matrix* yang selanjutnya akan dilakukan perhitungan akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*. Hasil pengujian dapat dilihat pada gambar 4.

Mulai Pengujian			
Tabel Data Testing			
Show	10	entries	Search:
No	Komentar	T1	Kelas
1	Maju amburadulnya..maju ngibulnya. maju asbunya.. lanjutkan kedunguanmu bos	T1	cyberbullying
2	Pasukan sok mau nasehati orang, dirinya aja sok bijak, bangsat sialan	T1	cyberbullying
3	Itu salah satu prestasi sibotak sampah yg gk bcus ngurus. Anaknya	T1	cyberbullying
4	Yg bilang belum muhriim, aduuuhh sok suci kali anda. Pentil tetek lu udah berapa lidah yg singgah	T1	cyberbullying
5	Fotonya kya patung2 ala2 romawi yg gak pake celana dan TT nya kemana2	T1	cyberbullying
6	Kepada pak joko tolong para penjiatmu dikendalikan dungunya	T1	cyberbullying
7	Nyengir.cebong mau lompat ke kolam, biar dungunya penuh sekolah.hahahah	T1	cyberbullying

Tabel Confusion Matrix		
#	Positif	Negative
Positif	44 (True Positif)	8 (False Positif)
Negative	6 (False Negative)	42 (True Negative)

Hasil Pengujian	
<b>Akurasi</b>	: $(TP+TN) / (TP+TN+FP+FN)$ : $(44 + 42) / (44+42+8+6)$ : 86 %
<b>Presisi</b>	: $TP / (TP + FP)$ : $44 / (44+8)$ : 84.61538461538461 %
<b>Recall</b>	: $TP / (TP+FN)$ : $44 / (44+6)$ : 88 %
<b>F1-score</b>	: $2 * ((Presisi * Recall) / (Presisi + Recall))$ : $2 * (84.61538461538461 * 88) / (84.61538461538461 + 88)$ : 86.27450980392156 %

Gambar 4. Pengujian *confusion matrix*

Pada gambar 4 setelah melakukan pengujian didapatkan nilai *true positif* dengan nilai 44 yang berarti berhasil mengklasifikasikan 44 komentar *cyberbullying* dengan benar, *false negative* dengan nilai 6 yang berarti terdapat 6 komentar *cyberbullying* yang diklasifikasikan sebagai komentar *non cyberbullying*, *true negative* dengan nilai 42 yang berarti ada 42 komentar *non cyberbullying* yang diklasifikasikan dengan benar, *false positif* dengan nilai 8 yang berarti ada 8 komentar *non cyberbullying* yang diklasifikasikan sebagai komentar *cyberbullying*. Nilai *true positif*, *true negative*, *false positif*, dan *false negative* yang digunakan untuk perhitungan akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*, untuk perhitungan akurasi menggunakan persamaan (5)

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

$$\text{Akurasi} = \frac{44+42}{44+42+8+6} \times 100\%$$

$$= 86\%$$

Maka didapatkan nilai akurasi sebesar 86% seperti yang terlihat pada gambar 4 pada hasil pengujian, untuk perhitungan presisi menggunakan persamaan (6).

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (6)$$

$$\text{Presisi} = \frac{44}{44+8} \times 100\%$$

$$= 84.61538461538461\%$$

Maka didapatkan nilai presisi sebesar 84.61538461538461 % seperti yang terlihat pada gambar 4 pada hasil pengujian, kemudian untuk perhitungan *recall* menggunakan persamaan (7)

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (7)$$

$$\text{Recall} = \frac{44}{44+6} \times 100\%$$

$$= 88\%$$

Maka didapatkan nilai *recall* sebesar 88% seperti yang terlihat pada gambar 5.7 pada hasil pengujian, dan perhitungan *f1-score* menggunakan rumus (8)

$$F1\text{-score} = 2 \times \frac{\text{Presisi} \times \text{Recall}}{\text{Presisi} + \text{Recall}} \quad (8)$$

$$F1\text{-score} = \left( 2 \times \frac{84.61538461538461\% \times 88\%}{84.61538461538461\% + 88\%} \right) \times 100\%$$

$$= 86.27450980392156\%$$

Maka didapatkan nilai *f1-score* sebesar 86.27450980392156 % seperti yang terlihat pada gambar 4 pada hasil pengujian.

#### IV. Kesimpulan

Berdasarkan seluruh hasil penelitian analisis sentimen terhadap komentar negatif di media sosial Facebook menggunakan metode klasifikasi *Naïve Bayes* dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan *pre-processing* data mampu menghilangkan karakter atau kata yang tidak dibutuhkan seperti karakter tanda baca, mengubah kata prokem menjadi kata baku, menghilangkan kata umum dari komentar yang digunakan sebagai

data analisis sentimen. Aplikasi *prototype filter* komentar telah mampu menyaring komentar yang terdeteksi sebagai komentar *cyberbullying* dan sistem memberikan peringatan kepada *user* jika komentar yang tulis terdeteksi sebagai komentar *cyberbullying* dan komentar tersebut tidak dapat di-*posting* oleh *user*. Berdasarkan Hasil pengujian terhadap metode klasifikasi *Naïve Bayes* yang dijelaskan pada sub bab pengujian sistem dengan menggunakan 100 komentar sebagai data uji yang terdiri dari 50 komentar *cyberbullying* dan 50 komentar *non cyberbullying*, mampu mengklasifikasikan 44 komentar *cyberbullying* dengan benar, 6 komentar *cyberbullying* diklasifikasikan sebagai *non cyberbullying*, mengklasifikasi 42 *non cyberbullying* dengan benar, 8 komentar *non cyberbullying* diklasifikasikan sebagai *cyberbullying*. Hasil klasifikasi *data testing* dilakukan perhitungan akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* maka diperoleh akurasi yaitu 86%, presisi yaitu 84,6153841538461%, *recall* yaitu 88%, dan *f1-score* yaitu 86,27450980392156%.

#### Daftar Pustaka

- [1] N. Aprianti, I. N. Nasution, and N. Aiyuda, "Fungsi Eksekutif pada Prasangka Pengguna Facebook terhadap Presiden RI," vol. 3, no. 2, pp. 63–70, 2020.
- [2] D. M. Herawati and D. I. Komunikasi, "Penyebaran Hoax dan Hate Speech sebagai Representasi Kebebasan Berpendapat The Spread of Hoax and Hate Speech as The Representation of Freedom of Opinions Abstract : Abstraksi :," vol. II, no. 2, pp. 138–155, 2016.
- [3] [1] R. D. Syarif, A. Herdiani, and W. Astuti, "... Cyberbullying Pada Komentar Instagram Menggunakan Metode Lexicon-based Dan Naïve Bayes Classifier (studi Kasus: Pemilihan Presiden Indonesia Tahun ...," *eProceedings ...*, vol. 6, no. 2, pp. 8838–8851, 2019.
- [4] D. Goebert, I. Else, and C. Matsu, "The Impact of Cyberbullying on Substance Use and Mental Health in a The Impact of Cyberbullying on Substance Use and Mental Health in a Multiethnic Sample," no. June 2014, 2011.
- [5] P. Gradinger, D. Strohmeier, and C. Spiel, "Traditional bullying, and cyberbullying: identification of risk groups for adjustment problems. Journal of Psychology," no. April, 2009.
- [6] S. Bauman, "Cyberbullying in a Rural Intermediate School : An Exploratory Study," no. December 2010, 2014.
- [7] P. Routray, "A Survey on Sentiment Analysis," vol. 76, no. 10, pp. 1–8, 2013.
- [8] J. Nangka, T. Barat, and J. J. Selatan, "Kajian Penerapan Algoritma C4. 5, Neural Network Dan Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Mahasiswa Yang Bermasalah Dalam Registrasi," *Fakt. Exacta*, vol. 8, no. 4, pp. 305–315, 2015.
- [9] R. Kohavi, "Scaling up the accuracy of NB classifier : a DT hybrid," *Kdd*, no. Utgoff 1988, pp. 202–207, 1996.2013
- [10] M. R. Ma'arif, "Perbandingan Naïve Bayes Classifier Dan Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Judul Artikel," vol. 1, no. 2, pp. 90–93, 2016.