

## Analisis Algoritma *Naive Bayes Classifier* untuk Klasifikasi *Tweet* Pelecehan Seksual dengan #MeToo

Tia Adha Mariam Putri<sup>1</sup>, Ultach Enri<sup>2</sup>, Betha Nurina Sari<sup>3</sup>

Teknik Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang  
Karawang, Indonesia

e-mail: tia.16216@student.unsika.ac.id<sup>1</sup>, ultach@staff.unsika.ac.id<sup>2</sup>, betha.nurina@staff.unsika.ac.id<sup>3</sup>

### ABSTRAK

Pelecehan seksual adalah perilaku yang ditandai oleh ketika seseorang membuat komentar seksual yang tidak diinginkan dan tidak pantas atau menyentuh secara fisik di tempat kerja atau situasi profesional atau situasi sosial. Permasalahan terhadap *tweets* yang mengandung curhatan para korban pelecehan seksual menjadi hal penting untuk dikaji sebagai pemrosesan teks. Analisis sentimen dapat digunakan sebagai solusi untuk mengidentifikasi *tweets* pelecehan seksual berdasarkan jenisnya dengan metode klasifikasi menggunakan algoritma *Naive Bayes Classifier*. *Naive Bayes Classifier* menggunakan metode probabilitas dan statistik setiap kelas dalam pembelajaran klasifikasinya, sehingga jarak perbedaan antar kelas tidak besar. Tujuan penelitian ini yaitu untuk mengklasifikasikan data *tweets* berdasarkan kelas *quid pro quo* dan *hostile work environment*. Pengujian pada penelitian ini dilakukan dengan empat skenario yang berbeda menggunakan bahasa pemrograman R dan *tools* RStudio yang kemudian dievaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk menentukan model klasifikasi terbaik. Hasil evaluasi dengan *confusion matrix* didapatkan bahwa model klasifikasi terbaik adalah skenario dengan pembagian data *training* dan data *testing* 80:20. Skenario ini menghasilkan nilai akurasi sebesar 88.55% dengan *recall* 96.50%, *precision* 90.78%, dan *f-measure* 93.55%.

**Katakunci:** #MeToo, klasifikasi, *naive bayes classifier*, pelecehan seksual, TF-IDF

### ABSTRACTS

*Sexual harassment is behavior that is characterized by when someone makes an unwanted and inappropriate sexual comment or physical advances at work or a professional or social situation. The issue of tweets containing the experience of victims of sexual harassment becomes important to be examined as text processing. Sentiment analysis can be used as a solution to identify sexual harassment tweets by type by classification method using the Naive Bayes Classifier algorithm. Naive Bayes Classifier uses the probability and statistical methods of each class in its classification learning, so that the difference between classes is not large. The purpose of this study is to classify tweets data based on quid pro quo and hostile work environment classes. Testing in this study was carried out with four different scenarios using the R programming language and RStudio tools which were then evaluated using a confusion matrix to determine the best classification model. The results of the evaluation with the confusion matrix found that the best classification model is a scenario with the distribution of training data and testing data 70:30. This scenario produces an accuracy value of 88.55% with a recall 96.50%, precision 90.78%, and f-measure 93.55%.*

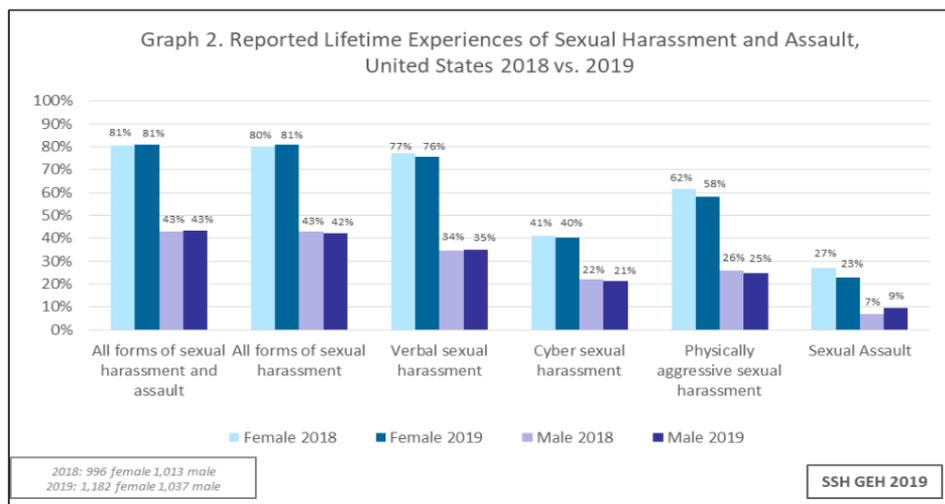
**Keywords:** #MeToo, classification, *naive bayes classifier*, sexual harassment, TF-IDF



## 1. PENDAHULUAN

Pelecehan seksual merupakan sebuah fenomena yang kerap terjadi di lingkungan masyarakat yang memberikan dampak negatif bagi korban. Seseorang yang sering mengalami perlakuan kekerasan dari orang terdekat mereka, seperti perlakuan pelecehan seksual yang dilakukan oleh guru, teman dan saudaranya, akan memberi trauma psikologis dan memberi pengaruh negatif bagi

pembentukan kepribadiannya (Basuki, Mulyono, & Qomariah, 2018). Pelecehan seksual dapat berupa perilaku yang berhubungan dengan hal seksual yang tidak sopan dan tidak diinginkan oleh penerima pelecehan seksual seperti menunjukkan hal atau konten seksual, melontarkan lelucon yang berbau seksual atau dapat pula berupa kontak fisik dengan menyentuh bagian tubuh penerima pelecehan seksual (Fitzgerald, Gelfand, & Drasgow, 1995).



**Gambar 1.** Survei Pelecehan dan Kekerasan Seksual yang Berhasil Dilaporkan di Amerika Serikat pada Tahun 2018-2019

Sumber: *Stop Street Harassment* (2019)

Berdasarkan Gambar 1, *Stop Street Harassment* melakukan survei terhadap warga Amerika Serikat yang pada tahun 2018 diikuti oleh 996 perempuan dan 1.013 laki-laki. Sedangkan pada tahun 2019, 1.182 perempuan dan 1.037 laki-laki yang ikut berpartisipasi. Secara keseluruhan, sekitar 81% perempuan dan 43% laki-laki dilaporkan pernah mengalami pelecehan sekaligus kekerasan seksual pada tahun 2018 dan 2019, yang mana merupakan persentase tertinggi. Selanjutnya diikuti oleh 80% perempuan serta 43% laki-laki pada tahun 2018 dan 81% perempuan serta 42% laki-laki pada tahun 2019 yang dilaporkan hanya mengalami pelecehan seksual saja.

Menurut *Title VII of the Civil Rights Act* tahun 1964, pelecehan seksual dibagi menjadi dua, yaitu *quid pro quo* dan *hostile work environment*. *Quid pro quo* secara harfiah berarti "ini untuk itu" dalam Bahasa Latin. Pelecehan seksual yang dilakukan secara *pro quo* terjadi ketika pekerjaan, upah, tunjangan, jabatan, posisi, atau peluang lain ditawarkan

dan/atau diancam dengan imbalan hal-hal yang berkaitan dengan seksualisme yang tidak diinginkan. Hal ini merupakan hal ilegal, meskipun itu pelecehan yang bersifat eksplisit atau implisit. Tidak seperti *quid pro quo*, pelecehan seksual yang menghasilkan lingkungan kerja yang tidak bersahabat (*hostile work environment*) tidak selalu melibatkan posisi otoritas. *Hostile work environment* dapat dihasilkan dari kata-kata dan tindakan siapa pun dalam suatu organisasi, bukan hanya mereka yang berperan sebagai *supervisor* (Sexual Harassment Training, n.d.).

Pada 24 Oktober 2017, tagar #MeToo mulai menjadi *trending topic* di Twitter. Meskipun pada awalnya frasa tersebut diinisiasi oleh aktivis hak-hak perempuan keturunan Afrika-Amerika yaitu Tarana Burke pada tahun 2006, tetapi mendapat perhatian luas ketika aktris Alyssa Milano menggunakannya sebagai tagar Twitter untuk tanggapan atas tuduhan serangan seksual oleh produser Hollywood Harvey Weinstein. Melalui tagar #MeToo,

Milano mendorong masyarakat untuk bergabung menunjukkan betapa besarnya masalah kekerasan seksual. Menangkap perhatian publik dan media, tagar ini digunakan sebanyak 12 juta kali dalam 24 jam pertama di Facebook (CBS News, n.d.).

*Text Mining* merupakan analisis teks di mana sumber data biasanya di dapatkan dari dokumen, dan tujuannya adalah mencari kata-kata yang dapat mewakili isi dari dokumen sehingga dapat dilakukan analisa keterhubungan, keterkaitan dan kelas antar dokumen (Lesmeister, n.d.). Definisi lain, *text mining* melingkupi sebuah ekstraksi informasi yang terpolanya berasal dari sejumlah besar sumber data teks, seperti dokumen Word, PDF, kutipan teks, atau bahkan *tweet* (Hartanto, 2017).

*Teorema Bayes* adalah perhitungan statistik dengan menghitung probabilitas kemiripan kasus lama yang ada dibasis kasus dengan kasus baru (Sartika & Indra, 2017). Pada tahapan pengklasifikasian akan dihitung nilai probabilitas dari masing-masing label kelas yang disediakan terhadap masukan yang diberikan. Label kelas yang memiliki nilai probabilitas paling besar yang nantinya akan dijadikan label kelas data masukan tersebut. Prediksi *Bayes* didasarkan pada *teorema Bayes* dengan formula umum sebagai berikut.

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

di mana  $X$  adalah kriteria suatu kasus berdasarkan masukan dan  $C_i$  adalah kelas solusi pada ke- $i$ , di mana  $i$  adalah jumlah label kelas.

TF-IDF merupakan suatu cara untuk memberikan bobot hubungan suatu kata (*term*) terhadap dokumen (Wahyuni, Prastiyanto, & Suprpto, 2017). TF-IDF mengekstrak kalimat dengan cara memberikan bobot atau nilai pada kata. Bobot ini adalah ukuran statistik yang digunakan untuk mengevaluasi seberapa penting sebuah kata dalam sebuah dokumen dalam kumpulan *corpus* (Maulina & Sagara, 2018).

Pada penelitian sebelumnya, Sari & Wibowo (2019) melakukan penelitian mengenai analisis sentiment pelanggan took online JD.id menggunakan *naive Bayes classifier* berbasis konversi ikon emosi dan menghasilkan nilai akurasi sebesar 98%. Lalu penelitian yang dilakukan oleh Rustiana & Rahayu (2017)

mengenai analisis sentimen pasar otomotif mobil: *tweet* twitter menggunakan *naive Bayes* yang menghasilkan nilai akurasi sebesar 93%, presisi sentimen positif 90%, presisi sentimen negatif 90%, dan presisi sentimen netral sebesar 100%. Dalam penelitian ini, penulis menggunakan Bahasa pemrograman Python dengan *library* Twint untuk *crawling data* dari Twitter dan *tools* Jupyter Notebook.

Sebagai salah satu algoritma pembelajaran induktif yang paling efisien, NBC sering digunakan sebagai dasar dalam klasifikasi teks karena cepat dan mudah diimplementasikan serta memiliki tingkat akurasi yang tinggi (Xu, 2018). *Naive Bayes* termasuk ke dalam pembelajaran *supervised*, sehingga pada tahapan pembelajaran dibutuhkan data awal berupa data *training* untuk dapat mengambil keputusan. Maka dalam penelitian ini penulis berfokus pada analisis algoritma klasifikasi yang akan digunakan adalah *naive Bayes classifier* yang bertujuan untuk mengklasifikasikan *tweets* pelecehan seksual dengan tagar #MeToo berdasarkan jenisnya yang ditujukan dengan besarnya nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f-measure* berdasarkan tabel *confusion matrix* serta untuk mengetahui jenis pelecehan seksual apa yang sering terjadi setelah penulis melakukan penelitian menggunakan *tools* RStudio.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metode *Knowledge Discovery in Databases* terlihat pada gambar 2 yang mempunyai beberapa tahapan, yaitu:

### 1) Text Data

Data dalam bentuk dokumen teks *tweet* korban pelecehan seksual *quid pro quo* dan *hostile work environment* dengan tagar #MeToo dalam Bahasa Inggris dari tanggal 21 Oktober 2017 sampai tanggal 3 Maret 2020 merupakan data yang digunakan pada penelitian ini. Setelah data terkumpul, akan dilakukan pelabelan secara manual, yakni *quid pro quo* dan *hostile work environment*. Pelabelan dilakukan berdasarkan hasil verifikasi ahli hukum yang mengenal baik tentang pelecehan seksual.

### 2) Text Preprocessing

*Text Preprocessing* adalah tahap awal di mana data akan disiapkan dan dipastikan telah bersih dari *noise*. Semua dokumen melalui proses *text preprocessing* terlebih dahulu sebelum masuk ke tahap berikutnya. Tahapan

ini terdiri dari *case folding*, penghapusan *stopwords*, URL, *mention*, *hashtag*, *emoticon*, *punctuation*, *whitespace*, *number* dan tokenisasi *n-gram*.

3) *Feature Transformation (Attribute Generation)*

Pada tahap ini, dokumen teks yang telah terkumpul akan direpresentasikan menjadi vektor. Pada penelitian ini menggunakan *vector space model* untuk merepresentasikan kata menjadi vektor.

4) *Attribute Selection/Feature Selection*

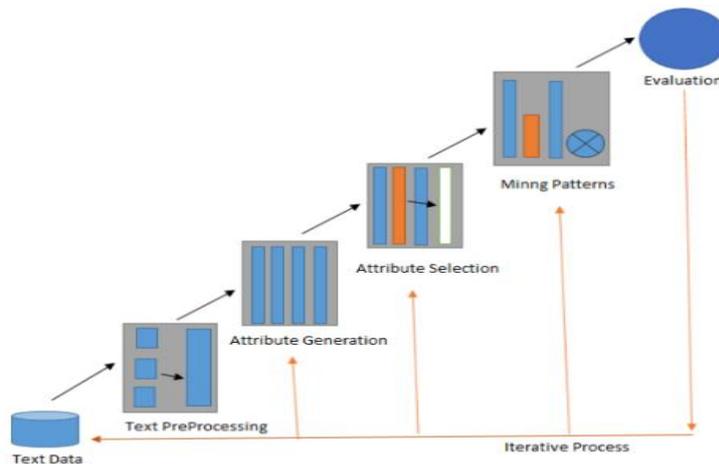
Tahap di mana hasil fitur yang didapatkan selanjutnya diseleksi untuk mengambil hanya sejumlah fitur yang diasumsikan memegang informasi penting dari kelas dokumen. Teknik yang digunakan untuk tahap ini adalah *Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)*.

5) *Mining Patterns*

Di tahap ini akan dilakukan klasifikasi pada data yang telah melalui proses sebelumnya. Klasifikasi dokumen yaitu kegiatan menempatkan suatu dokumen ke dalam kategori berdasarkan isi atau konten yang dimilikinya. Pada penelitian ini terdapat dua kategori yaitu *quid pro quo* dan *hostile work environment*. Algoritma yang digunakan pada penelitian ini adalah *Naive Bayes*.

6) *Evaluation*

Tahapan ini bertujuan untuk mengetahui kinerja dari hasil klasifikasi untuk data *tweets* yang menggunakan metode klasifikasi terhadap data uji. Evaluasi yang dilakukan pada penelitian ini adalah untuk mengetahui tingkat akurasi yang dihasilkan dari klasifikasi *naive bayes* menggunakan empat pengukuran performa dengan tabel *confusion matrix* yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-measure*.



Gambar 2. Metode Knowledge Discovery in Databases  
Sumber: (Kumar & Bhatia,2013)

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berikut ini merupakan data yang digunakan untuk proses klasifikasi *tweet* pelecehan seksual dengan tagar #MeToo.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V
1	tweet																					
2	Unltd every man who has sexually harassed, intimidated, or assaulted a woman comforts himself w/ a #MeToo, nothing will change																					
3	#MeToo... when I turned 18, she made it clear the only way to get a raise/promoted was #MeToo. She regularly offered me \$1k/10/12																					
4	#MeToo is absurd to me. I do you need a hashtag to openly talk about your sexual assault? #MeToo is a social media trend, not a movement.																					
5	#MeToo																					
6	For long sexual harassment was presented to me as part of the deal: I chose a field that was male-dominated, what did I expect? #MeToo																					
7	@Allyssa_Milano #MeToo thank you for bringing it to light. 2011-2013 sometimes it takes one small act to create waves.																					
8	I'd dismissed the #MeToo & not a total fail in my opinion. More attention needs to be brought to sexual assault & staying quiet won't work																					
9	#MeToo is an important reminder that for all gender equality in education, there are women - dare say universal - expect to women's experience of inequality.																					
10	The #MeToo hashtag really making me hate men. There are too many #MeToo stories																					
11	#MeToo feeling tagged, having no 1 to turn to, no 1 to trust, including my own instincts. That is just part of the story of my #MeToo (s). They happened at all points in my http://t.me/Druck, just today in the process of																					
12	We need																					
13	We too #MeToo																					
14	powerful #MeToo expression underway has left me unsure how to best express support, either that he another made voice #MeToo... 1/2																					
15	#MeToo I told my friend, she didn't believe me because he was her friend, her social circle. We grew apart. I didn't miss her																					
16	#MeToo. From someone who literally swears to God to protect me.																					
17	#MeToo is filling my head and I want to walk down the street handing flowers to all the sunnies just to tell them they are not alone																					
18	#MeToo is a scam but so are all the bystanders who know & don't tell. #MeToo #ByStandersDenial																					
19	If your first reaction at seeing the #MeToo tag that many women are using is to think "but what about [insert thing]" please, shut up.																					
20	#MeToo																					

Gambar 3. Hasil Crawling Tweets Pelecehan Seksual dengan Tagar #MeToo dari Twitter

Data diambil secara *random* dan didapatkan 30000 *tweets* pelecehan seksual dengan tagar #MeToo dalam bahasa Inggris.

A. *Text Data*

Data pelecehan seksual dengan tagar #MeToo pada twitter yang telah diambil melalui proses *crawling* selanjutnya memasuki tahap *selection*. Tahap *selection* adalah tahap di mana dilakukan pelabelan secara manual oleh seorang ahli hukum yang mengerti baik tentang pelecehan seksual. Berikut ini rincian *tweets* pelecehan seksual dengan tagar #MeToo yang telah diseleksi oleh ahli hukum.

**Tabel 1.** Jumlah Tweets Pelecehan Seksual dengan Tagar #MeToo Hasil Seleksi Ahli Hukum

Jenis Pelecehan Seksual	Jumlah Tweets
<i>Quid Pro Quo</i>	117
<i>Hostile Work Environment</i>	715
<b>Total: 832</b>	

Karena pada penelitian ini yang dibutuhkan adalah *tweets* korban pelecehan seksual, maka banyak *tweets* dari jumlah *dataset* yang berhasil di-*crawling* sebelumnya tidak lolos tahap seleksi oleh ahli hukum.

#### B. Text Preprocessing

Pada tahap ini, data dibersihkan dari *URL (Uniform Resource Locator)* atau yang lebih kita kenal dengan *link, mention, hashtag, emoticon, punctuation, whitespace, number, stopwords*, dan semua huruf kapital diubah menjadi huruf kecil (*case folding*) serta memisahkan setiap kata yang dihubungkan dengan karakter spasi menjadi setiap kata yang dihimpun array (*tokenisasi*). Hasil dari proses *text preprocessing* adalah membersihkan data dari kata yang tidak ada artinya. Data yang sudah melalui tahap *text preprocessing* dapat dilihat pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Hasil Proses *Text Preprocessing*

Sebelum	Sesudah
#MeToo	From a “pervert” “child”
pervert	child “touching” “age”
touching me at age	“man” “twenties”
seven, to a man in	“pressuring” “girl”
his twenties	
pressuring a girl	
https://www.instagram.com/p/BaVANqslvMh/	

#### C. Feature Transformation (Attribute Generation)

Dalam tahap ini digunakan *vector space model*, di mana koleksi dokumen direpresentasikan sebagai sebuah matrik *term-document* (matrik *term frequency*). Pada Gambar 4 merupakan nilai matrik *term frequency* (TF) yang berhasil didapatkan.

#### D. Attribute Selection

Tahap ini dilakukan pembobotan menggunakan TF-IDF. Perhitungan pembobotan kata dilakukan dengan menentukan nilai *Term*

*Frequency* (TF) terlebih dahulu yang telah berhasil dilakukan pada tahapan sebelumnya. Berikut ini merupakan hasil dari pembobotan menggunakan TF-IDF pada *Rstudio* terlihat pada gambar 5 dan gambar 6.

```
> inspect(dtm)
<<DocumentTermMatrix (documents: 832, terms: 2833)>>
Non-/sparse entries: 8269/2348787
Sparsity: 100%
Maximal term length: 29
Weighting: term frequency (tf)
Sample:
  Terms
Docs called groped man men rape raped sexually time told years
174 0 0 0 0 0 0 1 0 1 0 0
26 1 0 0 0 0 0 2 0 0 0 0
285 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
322 0 0 0 0 2 0 0 0 1 0 0
369 0 0 0 0 2 0 0 1 0 0 0
40 0 0 0 0 2 0 0 0 0 0 0
423 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0
513 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0
799 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0
818 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0
```

**Gambar 4.** Nilai TF

```
Terms
Docs called groped man men rape raped sexually time told years
121 0.0000 0 3.918502 0.0000 0 0.000000 0 0 0.000000 0
161 0.0000 0 0.000000 0.0000 0 0.000000 0 0 0.000000 0
190 3.0087 0 3.918502 0.0000 0 0.000000 0 0 3.348186 0
237 3.0087 0 0.000000 0.0000 0 0.000000 0 0 0.000000 0
242 0.0000 0 0.000000 0.0000 0 0.000000 0 0 0.000000 0
244 0.0000 0 0.000000 4.0087 0 1.553505 0 0 0.000000 0
312 3.0087 0 0.000000 0.0000 0 0.000000 0 0 0.000000 0
318 0.0000 0 0.000000 0.0000 0 3.107010 0 0 0.000000 0
321 0.0000 0 3.918502 0.0000 0 0.000000 0 0 0.000000 0
444 3.0087 0 0.000000 0.0000 0 3.107010 0 0 0.000000 0
```

**Gambar 5.** Bobot pada *Data Training*

```
Terms
Docs called didnt groped rape raped sexually time touched women years
101 0.00000 0.00000 0 0.000000 0.000000 0.00000 0.000000 0 0.000000 0
11 0.00000 3.78136 0 0.000000 1.906891 0.00000 0.000000 0 0.000000 0
125 0.00000 0.00000 0 0.000000 0.000000 0.00000 0.000000 0 0.000000 0
195 0.00000 0.00000 0 0.000000 0.000000 0.00000 0.000000 0 3.366322 0
196 0.00000 0.00000 0 0.000000 1.906891 0.00000 3.722466 0 0.000000 0
244 0.00000 0.00000 0 6.918863 0.000000 0.00000 3.722466 0 0.000000 0
246 0.00000 0.00000 0 0.000000 0.000000 0.00000 0.000000 0 0.000000 0
283 0.00000 0.00000 0 0.000000 1.906891 0.00000 3.78136 0.000000 0 0.000000 0
294 2.84276 0.00000 0 0.000000 0.000000 0.00000 0.000000 0 0.000000 0
299 2.84276 3.78136 0 0.000000 0.000000 0.00000 0.000000 0 0.000000 0
```

**Gambar 6.** Bobot pada *Data Testing*

#### E. Mining Patterns

Pada penelitian ini dilakukan 4 kali pengujian yaitu menggunakan *persentase 60% data training* dan *40% data testing* sampai dengan *persentase 90% data training* dan *10% data testing*. Hal ini dilakukan agar dapat mengetahui pada pembagian *persentase* berapa yang menghasilkan nilai akurasi tertinggi. Pembagian *data training* dan *data testing* dapat dilihat pada Tabel 3.

Klasifikasi *tweet* pelecehan seksual menggunakan *Naive Bayes* pada *RStudio* didapatkan hasil klasifikasi yang disediakan dalam bentuk tabel *confusion matrix*. *Confusion matrix* memberikan informasi mengenai klasifikasi *actual* dengan klasifikasi hasil prediksi. Berikut ini merupakan hasil klasifikasi dan evaluasi menggunakan *persentase 60% data training* dan *40% data testing*.

**Tabel 3.** Pembagian *Data Training* dan *Data Testing*

Persentase	Data Training		Data Testing	
60% dan 40%	499		333	
	425 kelas HWE	74 kelas QPQ	290 kelas HWE	43 kelas QPQ
70% dan 30%	582		250	
	495 kelas HWE	87 kelas QPQ	220 kelas HWE	30 kelas QPQ
80% dan 20%	666		166	
	568 kelas HWE	98 kelas QPQ	147 kelas HWE	19 kelas QPQ
90% dan 10%	749		83	
	640 kelas HWE	109 kelas QPQ	75 kelas HWE	8 kelas QPQ

```

Confusion Matrix and Statistics

          Reference
Prediction HWE QPQ
   HWE  269   41
   QPQ   13   10

      Accuracy : 0.8378
      95% CI   : (0.7938, 0.8758)
No Information Rate : 0.8468
P-Value [Acc > NIR] : 0.7071503

      Kappa : 0.1935

McNemar's Test P-Value : 0.0002386

      Sensitivity : 0.9539
      Specificity : 0.1961
      Pos Pred Value : 0.8677
      Neg Pred Value : 0.4348
      Precision : 0.8677419
      F1 : 0.9087838
      Prevalence : 0.8468
      Detection Rate : 0.8078
      Detection Prevalence : 0.9309
      Balanced Accuracy : 0.5750

'Positive' Class : HWE
    
```

**Gambar 7.** Hasil Klasifikasi dan Evaluasi dengan TF-IDF (60:40)

Dapat dilihat pada Gambar 7 bahwa nilai akurasi untuk skenario 60:40 adalah 83.78%. 269 data kelas HWE benar diklasifikasikan sebagai kelas HWE, sementara 13 data kelas HWE diklasifikasikan sebagai kelas QPQ, hal ini membuat nilai *sensitivity* atau *recall* mencapai 95.39%. Sedangkan untuk kelas QPQ, 10 data kelas QPQ benar diklasifikasikan sebagai kelas QPQ, sementara 41 data kelas QPQ diklasifikasikan sebagai kelas HWE, hal ini membuat nilai *specifity* hanya sebesar 19.61%. Nilai presisi mencapai 86.77% yang menandakan bahwa hasil klasifikasi yang relevan dari semua

klasifikasi berdasarkan kelas positif dan pada skenario ini mengklasifikasikan kelas HWE sebagai kelas positif. Kemudian untuk nilai *f-measure* dihasilkan sebesar 90.87%.

Hasil klasifikasi menggunakan 70% *data training* dan 30% *data testing* antara lain sebagai berikut

```

Confusion Matrix and Statistics

          Reference
Prediction HWE QPQ
   HWE  203   21
   QPQ   11   15

      Accuracy : 0.872
      95% CI   : (0.8241, 0.9108)
No Information Rate : 0.856
P-Value [Acc > NIR] : 0.2685

      Kappa : 0.413

McNemar's Test P-Value : 0.1116

      Sensitivity : 0.9486
      Specificity : 0.4167
      Pos Pred Value : 0.9062
      Neg Pred Value : 0.5769
      Precision : 0.9062500
      F1 : 0.9355932
      Prevalence : 0.8560
      Detection Rate : 0.8120
      Detection Prevalence : 0.8960
      Balanced Accuracy : 0.6826

'Positive' Class : HWE
    
```

**Gambar 8.** Hasil Klasifikasi dan Evaluasi dengan TF-IDF (70:30)

Dapat dilihat pada Gambar 8 bahwa nilai akurasi untuk skenario 70:30 adalah 87.2%. 203 data kelas HWE benar diklasifikasikan sebagai kelas HWE, sementara 11 data kelas HWE diklasifikasikan sebagai kelas QPQ, hal ini membuat nilai *sensitivity* atau *recall* mencapai 94.86%. Sedangkan untuk kelas QPQ, 15 data kelas QPQ benar diklasifikasikan sebagai kelas QPQ, sementara 21 data kelas QPQ diklasifikasikan sebagai kelas HWE, hal ini membuat nilai *specifity* hanya sebesar 41.67%. Nilai presisi mencapai 90.62% yang menandakan bahwa hasil klasifikasi yang relevan dari semua klasifikasi berdasarkan kelas positif dan pada skenario ini mengklasifikasikan kelas HWE sebagai kelas positif. Kemudian untuk nilai *f-measure* dihasilkan sebesar 93.55%.

Hasil klasifikasi menggunakan 80% *data training* dan 20% *data testing* terlihat pada gambar 9.

Dapat dilihat pada gambar 9 bahwa nilai akurasi untuk skenario 80:20 adalah 88.55%. 138 data kelas HWE benar diklasifikasikan sebagai kelas HWE, sementara 5 data kelas HWE diklasifikasikan sebagai kelas QPQ, hal ini membuat nilai *sensitivity* atau *recall* mencapai 96.50%. Sedangkan untuk kelas QPQ, 9 data kelas QPQ benar diklasifikasikan sebagai kelas QPQ, sementara 14 data kelas QPQ

diklasifikasikan sebagai kelas HWE, hal ini membuat nilai *specifity* hanya sebesar 39.13%. Nilai presisi mencapai 90.78% yang menandakan bahwa hasil klasifikasi yang relevan dari semua klasifikasi berdasarkan kelas positif dan pada skenario ini mengklasifikasikan kelas HWE sebagai kelas positif. Kemudian untuk nilai *f-measure* dihasilkan sebesar 93.55%.

Confusion Matrix and Statistics		
Prediction	Reference	
	HWE	QPQ
HWE	138	14
QPQ	5	9
Accuracy : 0.8855		
95% CI : (0.827, 0.9297)		
No Information Rate : 0.8614		
P-Value [Acc > NIR] : 0.21888		
Kappa : 0.4263		
McNemar's Test P-Value : 0.06646		
Sensitivity : 0.9650		
Specificity : 0.3913		
Pos Pred Value : 0.9079		
Neg Pred Value : 0.6429		
Precision : 0.9078947		
F1 : 0.9355932		
Prevalence : 0.8614		
Detection Rate : 0.8313		
Detection Prevalence : 0.9157		
Balanced Accuracy : 0.6782		
'Positive' Class : HWE		

**Gambar 9.** Hasil Klasifikasi dan Evaluasi dengan TF-IDF (80:20)

Hasil klasifikasi menggunakan 90% *data training* dan 10% *data testing* terlihat pada gambar 10.

Confusion Matrix and Statistics		
Prediction	Reference	
	HWE	QPQ
HWE	64	9
QPQ	4	6
Accuracy : 0.8434		
95% CI : (0.7471, 0.9139)		
No Information Rate : 0.8193		
P-Value [Acc > NIR] : 0.3438		
Kappa : 0.3921		
McNemar's Test P-Value : 0.2673		
Sensitivity : 0.9412		
Specificity : 0.4000		
Pos Pred Value : 0.8767		
Neg Pred Value : 0.6000		
Precision : 0.8767123		
F1 : 0.9078014		
Prevalence : 0.8193		
Detection Rate : 0.7711		
Detection Prevalence : 0.8795		
Balanced Accuracy : 0.6706		
'Positive' Class : HWE		

**Gambar 10.** Hasil Klasifikasi dan Evaluasi dengan TF-IDF (90:10)

Dapat dilihat pada Gambar 10 bahwa nilai akurasi untuk skenario 90:10 adalah 84.34%. 64

data kelas HWE benar diklasifikasikan sebagai kelas HWE, sementara 4 data kelas HWE diklasifikasikan sebagai kelas QPQ, hal ini membuat nilai *sensitivity* atau *recall* mencapai 94.12%. Sedangkan untuk kelas QPQ, 6 data kelas QPQ benar diklasifikasikan sebagai kelas QPQ, sementara 9 data kelas QPQ diklasifikasikan sebagai kelas HWE, hal ini membuat nilai *specifity* hanya sebesar 40%. Nilai presisi mencapai 87.67% yang menandakan bahwa hasil klasifikasi yang relevan dari semua klasifikasi berdasarkan kelas positif dan pada skenario ini mengklasifikasikan kelas HWE sebagai kelas positif. Kemudian untuk nilai *f-measure* dihasilkan sebesar 90.78%.

#### F. Evaluation

Tahap ini bertujuan untuk menilai sejauh mana performa model *classifier* memenuhi tujuan *text mining*.

##### 1) Evaluasi Akurasi Model

**Tabel 4.** Perbandingan Akurasi Model Klasifikasi

Percentage Split	Akurasi
60:40	83.78%
70:30	87.2%
80:20	*88.55%
90:10	84.34%

Keterangan: \*angka tertinggi

Dapat dilihat pada Tabel 4 klasifikasi pada data *tweets* pelecehan seksual dengan tagar #MeToo menggunakan *Naive Bayes* menunjukkan bahwa *classifier* yang terbentuk dengan *percentage split* 80:20 merupakan model dengan akurasi tertinggi sebesar 88.55%.

##### 2) Evaluasi Recall Model

**Tabel 5.** Perbandingan Recall Model Klasifikasi

Percentage Split	Recall
60:40	95.39%
70:30	94.86%
80:20	*96.50%
90:10	94.12%

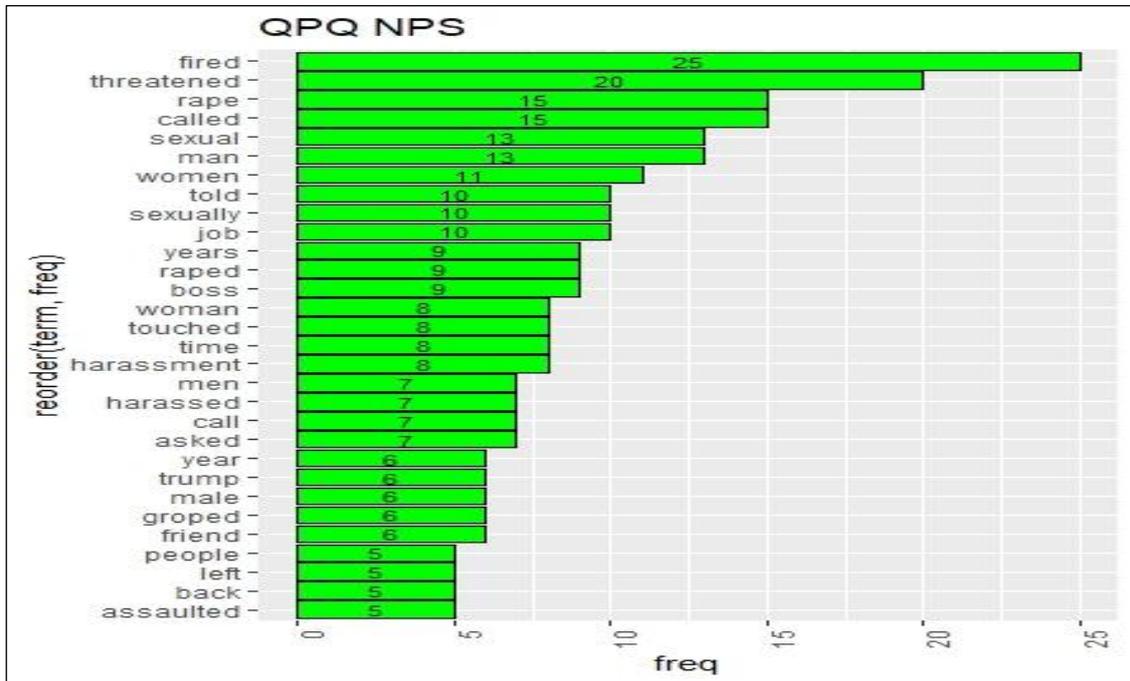
Keterangan: \*angka tertinggi

Dapat dilihat pada Tabel 5 klasifikasi pada data *tweets* pelecehan seksual dengan tagar #MeToo menggunakan *Naive Bayes* menunjukkan bahwa *classifier* yang terbentuk dengan *percentage split* 80:20 merupakan model dengan *recall* tertinggi sebesar 96.50%.

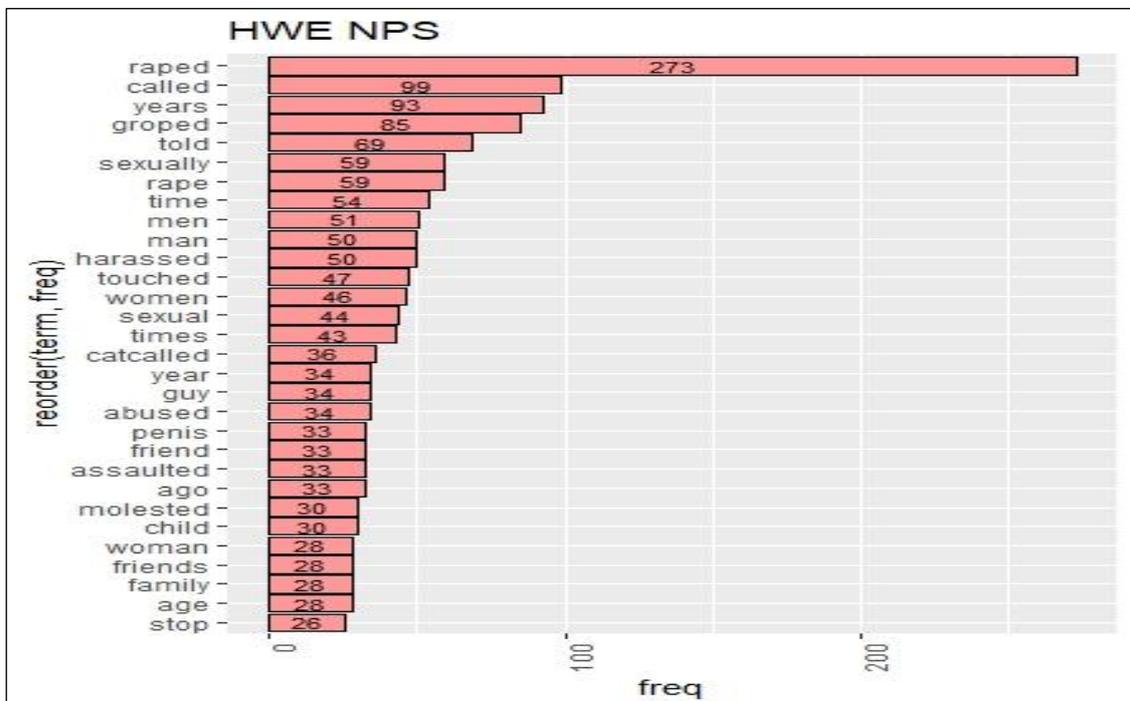


kemunculan sebanyak 273 kali. Sehingga dapat disimpulkan bahwa pelecehan seksual jenis *hostile work environment* ini merupakan jenis

pelecehan seksual yang sering terjadi. Kata yang sering muncul tersebut merupakan *term* (kata unik) yang telah melewati seleksi fitur.



Gambar 12. Nilai Frekuensi Kemunculan Term pada Kelas Quid Pro Quo



Gambar 13. Nilai Frekuensi Kemunculan Term pada Kelas Hostile Work Environment

## 5. REFERENSI

- Basuki, N. V. A., Mulyono, & Qomariyah, U. (2018). Jurnal Sastra Indonesia Pengaruh Pelecehan Seksual Terhadap Pembentukan Perilaku Transgender pada. *Jurnal Sastra Indonesia, FBS Universitas Negeri Semarang*, 7(2), 95–100.
- Fitzgerald, L. F., & Gelfand, M. J. (2010). Suffering in Silence: Procedural Justice Versus Gender Socialization Issues in University Sexual Harassment Grievance Procedures. *Basic and Applied Psychology*, 17(August 2011), 37–41.
- Hartanto. (2017). Text Mining Dan Sentimen Analisis Twitter Pada Gerakan Lgbt. *Intuisi : Jurnal Psikologi Ilmiah*, 9(1), 18–25.
- Kumar, L., & Bhatia, P. K. (2013). Available Online at [www.jgrcs.info](http://www.jgrcs.info) Text Mining : Concepts , Process And Applications. 4(3), 36–39.
- Mastering Machine Learning with R - Cory Lesmeister - Google Books. (n.d.). Retrieved February 16, 2020, from [https://books.google.co.id/books?hl=en&lr=&id=nvh\\_CwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=text+mining+leismester+2015&ots=PNL5u7biBK&sig=s4AFqar4yukycqEWBgIUAnvO6NQ&redir\\_esc=y#v=onepage&q=text+mining+leismester+2015&f=false](https://books.google.co.id/books?hl=en&lr=&id=nvh_CwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=text+mining+leismester+2015&ots=PNL5u7biBK&sig=s4AFqar4yukycqEWBgIUAnvO6NQ&redir_esc=y#v=onepage&q=text+mining+leismester+2015&f=false)
- Maulina, D., Sagara, R., Komputer, I., & Utara, J. R. (2018). Klasifikasi Artikel Hoax Menggunakan Support Vector Machine Linear Dengan Pembobotan Term Frequency – Inverse Document. 2(1), 35–40.
- More than 12M “Me Too” Facebook posts, comments, reactions in 24 hours - CBS News. (n.d.). Retrieved February 17, 2020, from <https://www.cbsnews.com/news/metoo-more-than-12-million-facebook-posts-comments-reactions-24-hours/>
- Rustiana, D., & Rahayu, N. (2017). Analisis Sentimen Pasar Otomotif Mobil: Tweet Twitter Menggunakan Naïve Bayes. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan Ilmu Komputer*, 8(1), 113–120.
- Sari, F. V. (2019). Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online . Id Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi. 10(2), 681–686.
- Sartika, D., & Indra, D. (2017). Perbandingan Algoritma Klasifikasi Naive Bayes, Nearest Neighbour, dan Decision Tree pada Studi Kasus Pengambilan Keputusan Pemilihan Pola Pakaian. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 1(2), 151–161.
- Wahyuni, R. T., Prastiyanto, D., & Suprpto, E. (2017). Penerapan Algoritma Cosine Similarity dan Pembobotan TF-IDF pada Sistem Klasifikasi Dokumen Skripsi. *Jurnal Teknik Elektro*, 9(1), 18–23.
- What Is Quid Pro Quo Sexual Harassment vs Hostile Work Environment Sexual Harassment? (n.d.). Retrieved February 17, 2020, from <https://www.sexualharassmenttraining.com/blog/detail/13/what-is-quid-pro-quo-and-hostile-work-environment-sexual-harassment>
- Xu, S. (2018). Bayesian Naïve Bayes classifiers to text classification. *Journal of Information Science*, 44(1), 48–59.