

Analisis Sentimen Data Ulasan Pengguna Aplikasi “PeduliLindungi” pada *Google Play Store* Menggunakan Metode *Naïve Bayes Classifier Model Multinomial*

Zahtira Annisa, dan Brodjol Sutijo Suprih Ulama
Departemen Statistika Bisnis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)
e-mail: brodjol_su@statistika.its.ac.id

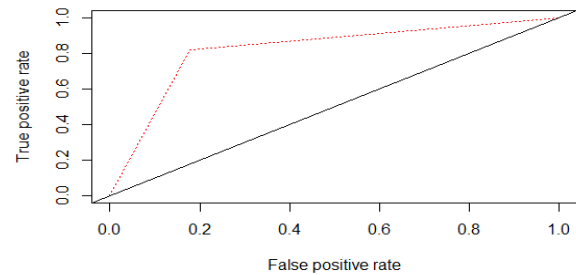
Abstrak—Salah satu terobosan dari pemerintah Republik Indonesia dalam menangani pandemi COVID-19 adalah membuat aplikasi PeduliLindungi. Setiap pengguna baru aplikasi PeduliLindungi ingin mengetahui bagaimana respon pengguna sebelumnya sebagai bentuk evaluasi setelah menggunakan aplikasi PeduliLindungi melalui *Google Play Store* berupa ulasan. Oleh karena itu, perlu dilakukan penelitian analisis sentimen untuk mengetahui sentimen masyarakat terhadap aplikasi tersebut. Penelitian ini dilakukan dengan metode *Naïve Bayes Classifier* dengan model *Multinomial*. Hasil dari penelitian ini didapatkan bahwa pengguna mayoritas memberikan opini bersentimen negatif sebesar 65%, sedangkan opini sentimen positif hanya sebesar 19,08%, dan sentimen netral sebesar 15,92%. selanjutnya ulasan masyarakat yang bersentimen positif antara lain mengandung kata “bantu”, “terima”, “mohon”, “peduli”, “bagus” dan lain-lain. Sedangkan opini masyarakat yang bersentimen negatif antara lain mengandung kata “daftar”, “susah”, “buka”, “lahir”, “gagal”, dan lain-lain. Perhitungan ketepatan klasifikasi menggunakan *G-Mean* dan *AUC* karena termasuk ke dalam kategori data *imbalanced*. Nilai *G-Mean* sebesar 0,6239 menunjukkan bahwa sentimen positif dan negatif dari data ulasan pengguna aplikasi PeduliLindungi dapat diklasifikasikan secara tepat sebesar 62,39% dan nilai *AUC* sebesar 0,6323 yang berarti bahwa data ulasan pengguna PeduliLindungi termasuk dalam klasifikasi lemah yaitu sebesar 63,23%.

Kata Kunci—Analisis Sentimen, *Google Play Store*, *Multinomial*, *Naïve Bayes Classifier*, PeduliLindungi.

I. PENDAHULUAN

PANDEMI COVID-19 telah membawa banyak tantangan baru bagi kesehatan masyarakat di berbagai negara, dengan penyebarannya yang cepat membuat banyak pemerintah di seluruh dunia tidak siap menghadapi pandemi ini termasuk Indonesia. Tercatat bahwa pada bulan Maret tahun 2020, terdapat kasus pertama yang terkonfirmasi positif COVID-19 di Indonesia. Pada bulan April dikonfirmasi telah mencapai 1790 kasus, 113 kasus baru, dengan 170 jumlah kematian dan 112 jumlah pemulihan di Indonesia [1].

PeduliLindungi merupakan aplikasi atau situs yang dikembangkan dan digunakan dalam pelaksanaan surveilans kesehatan oleh Pemerintah Republik Indonesia dalam menangani penyebaran COVID-19, antara lain penelusuran (*tracing*), pelacakan (*tracking*) dan pembatasan (*fencing*) di wilayah Republik Indonesia. Penggunaan aplikasi PeduliLindungi memunculkan berbagai opini atau ulasan masyarakat melalui berbagai media social yang dapat diperoleh melalui *Google Play Store*, sehingga perlu dilakukan analisis sentimen. Analisis sentimen merupakan proses untuk menentukan sentimen dan pengelompokan polaritas teks dalam kalimat, dokumen, dan pendapat



Gambar 1. Kurva ROC.

sehingga dapat ditentukan kategorinya sebagai sentimen positif, negatif maupun netral [2].

Dalam penelitian ini terdapat metode yang digunakan untuk melakukan analisis sentimen data teks yaitu metode *Naïve Bayes Classifier* (NBC). Beberapa penelitian implementasi algoritama *Naïve Bayes Classifier* telah banyak dilakukan antara lain Ratnawati (2018) yang membahas opini atau komentar film berbahasa Indonesia melalui *Twitter* [3]. Daulay dan Asror (2020) yang membahas tentang ulasan pada 10 aplikasi yang ada pada *Google Play Store* dengan dataset sebanyak 1500 data [4]. Zefanya dkk (2020) membahas mengenai analisis sentimen berdasarkan ulasan komentar terhadap aplikasi PeduliLindungi menggunakan metode *Naïve Bayes*. Wardani dkk (2020) membahas mengenai Pemindahan Ibu Kota Negara. Hasil klasifikasi menggunakan *Bernoulli Naïve Bayes* [5].

Naïve Bayes Classifier (NBC) merupakan klasifikasi yang efektif dan efisien, algoritma NBC bertujuan untuk menentukan kelas mana yang paling optimal, mengklasifikasikan serta menghitung peluang dari suatu kelas yang mempunyai masing masing kelompok tertentu. [6]. Penelitian ini dapat digunakan intansi pemerintah Republik Indonesia, Kementerian Komunikasi dan Informatika (KOMINFO) sebagai bahan evaluasi aplikasi PeduliLindungi.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan proses untuk menentukan sentimen dan mengelompokkan polaritas teks suatu kalimat, dokumen, atau pendapat sehingga dapat ditentukan kategorinya sebagai sentimen positif, negatif maupun netral. [2].

B. Text Mining

Text mining merupakan proses untuk mengetraksi pengetahuan implisit yang tersembunyi pada sebuah data tekstual serta proses penggalian data berbasis teks [7]. Text



Gambar 2. Word cloud ulasan pengguna aplikasi PeduliLindungi.



Gambar 3. Word cloud ulasan pengguna aplikasi PeduliLindungi berdasarkan sentimen positif.



Gambar 4. Word cloud ulasan pengguna aplikasi PeduliLindungi berdasarkan sentimen negatif.

mining melibatkan pra-proses dokumen seperti mengkategorikan teks, mengekstraksi informasi, dan mengekstraksi kata kunci atau mengekstraksi pendapat dari sumber data melalui identifikasi dan eksplorasi pola yang menarik [8].

C. Text Pre-Processing

Text pre-processing adalah langkah awal dalam pengolahan data teks yang digunakan untuk mempersiapkan data mentah sebelum dilakukan proses lain. Pada text pre-processing, data yang tidak terstruktur diubah menjadi data terstruktur agar dapat diolah [9]. Langkah-langkah dari text pre-processing adalah sebagai berikut:

1. *Cleansing data* mempunyai tujuan untuk membersihkan data dari atribut yang tidak penting dalam proses klasifikasi dan menghilangkan data yang duplikat.
2. *Case folding* bertujuan untuk mengubah semua huruf kapital (*uppercase*) dikembalikan menjadi huruf kecil (*lower case*) agar sama atau seragam.
3. *Slangword* bertujuan mengganti kata yang masih dibutuhkan dalam analisis akan tetapi penulisan kata yang masih kurang tepat.
4. *Stemming* merupakan langkah dimana semua kata akan kembali menjadi kata dasar.
5. *Stopwords* bertujuan untuk menghilangkan kata yang tidak dibutuhkan lagi. Seperti kata hubung akan, pada, di, yang, dan lain lain.
6. *Tokenizing* atau tokenisasi adalah proses memenggal kalimat menjadi beberapa bagian atau kata berdasarkan

Tabel 1. Contoh term frequency

Opini	Term Frequency			
	Cepat	Beda	Bagus	Lambat
1	3	0	1	1
2	0	2	1	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
n	1	0	1	1

Tabel 2. Confusion matrix

Kelas Aktual	Kelas Prediksi	
	Positif	Negatif
Positif	<i>True Positif</i>	<i>False Negatif</i>
Negatif	<i>False Positif</i>	<i>True Negatif</i>

**True Positif*: jumlah ulasan yang bersentimen positif yang tepat diprediksi dalam kelas positif.
 **True Negatif*: jumlah ulasan negatif yang tepat diprediksi dalam kelas negatif.
 **False Positif*: jumlah ulasan negatif yang terprediksi dalam kelas positif.
 **False Negatif*: jumlah ulasan positif yang terprediksi dalam kelas negatif.

Tabel 3. Interpretasi AUC

Nilai AUC	Interpretasi
0,90 – 1,00	Klasifikasi sangat baik
0,80 – 0,90	Klasifikasi baik
0,70 – 0,80	Klasifikasi cukup
0,60 – 0,70	Klasifikasi lemah
0,50 – 0,60	Kegagalan

tanda baca.

D. Raw Term Frequency

Raw Term Frequency merupakan algoritma yang digunakan untuk menentukan nilai dokumen berdasarkan frekuensi kemunculan kata (*term*) dalam suatu ulasan [10]. Contoh dari *term frequency* ditunjukkan pada Tabel 1.

E. Word Cloud

Word cloud merupakan salah satu teknik untuk memvisualisasikan dokumen teks yang sering digunakan sebagai representasi grafis dari suatu dokumen yang dilakukan dengan memplotting kata – kata yang sering muncul dari suatu dokumen pada ruang dua dimensi. Ukuran kata akan menunjukkan frekuensi dari kata yang sering muncul [11]. Contoh dari word cloud ditunjukkan pada Gambar 1.

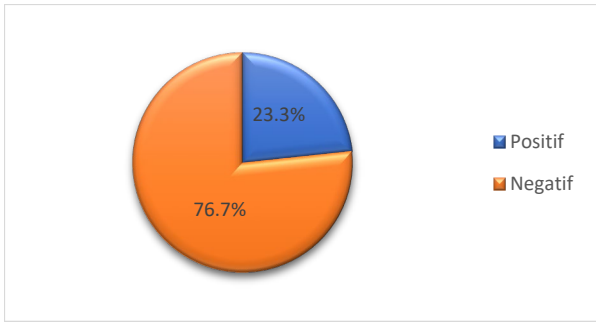
F. Naïve Bayes Classifier

Naïve Bayes Classifier merupakan klasifikasi yang efektif dan efisien, algoritma NBC bertujuan untuk menentukan kelas suatu teks yang paling optimal, mengklasifikasikan serta menghitung peluang dari suatu kelas [6]. Bentuk umum dari *Naïve Bayes Classifier* adalah:

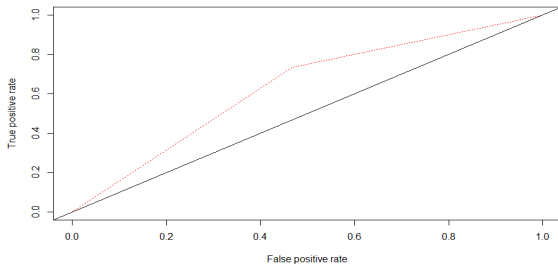
$$P(c|d) = \frac{P(c)P(d|c)}{P(d)} \tag{1}$$

Keterangan :

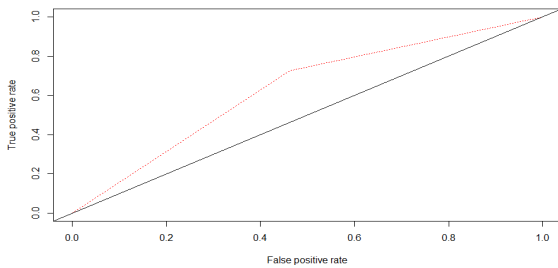
- $P(c|d)$: Nilai probabilitas c yang dipengaruhi d (*posterior probability*)
- $P(d|c)$: Nilai probabilitas d yang dipengaruhi c (*likelihood*)



Gambar 5. Pie chart sentimen data ulasan pengguna aplikasi PeduliLindungi.



Gambar 6. Kurva ROC data training.



Gambar 7. Kurva ROC data testing.

$P(c)$: Nilai probabilitas *prior* dari hipotesis pada sebuah sampel (*prior probability*)

$P(d)$: Peluang kemunculan karakteristik sampel keseluruhan (*evidence*) dari data *training* (*predictor prior*)

Klasifikasi *Naive Bayes Classifier* terbagi menjadi dua model yaitu *Bernoulli* dan *Multinomial*. Pada model ini adalah jika model *Multinomial* memperhatikan kata muncul serta jumlah kemunculan kata, sedangkan model *Bernoulli* hanya memperhatikan kemunculan kata tanpa memperhatikan jumlah kemunculannya. Model yang dipilih dalam penelitian ini adalah *Multinomial* karena probabilitas dokumen d terletak di kategori c memiliki persamaan sebagai berikut:

$$P(c|d) \propto P(c) \prod_{1 \leq k \leq n_d} P(t_k|c) \quad (2)$$

Keterangan :

$P(t_k|c)$: P robabilitas frekuensi kemunculan suatu *term* t_k dalam dokumen pada kelas c (*conditional probability*)

t_k : *Term* dalam dokumen d

$P(c)$: Nilai probabilitas *prior* dari hipotesis pada sebuah sampel (*prior probability*)

Klasifikasi *Naive Bayes Classifier* model *Multinomial* memiliki kategori terbaik dengan nilai maksimal atau *maximum a posteriori* (MAP) class C_{map} .

$$C_{map} = \arg \max P(c|d) = P(c) \prod_{1 \leq k \leq n_d} P(t_k|c) \quad (3)$$

Tabel 4. Variabel penelitian

Variabel	Keterangan
Y	Kategori sentimen/ulasan (positif atau negatif) dari pengguna aplikasi
X_i	Frekuensi kemunculan kata ke - i pada ulasan pengguna

Tabel 5. Struktur data

Ulasan	X_1	X_2	...	X_n	Y
1	$X_{1,1}$	$X_{2,1}$...	$X_{n,1}$	Positif/Negatif
2	$X_{1,2}$	$X_{2,2}$...	$X_{n,2}$	Positif/Negatif
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
101.942	$X_{1,n}$	$X_{2,n}$...	$X_{n,n}$	Positif/Negatif

Tabel 6. Contoh data ulasan aplikasi PeduliLindungi

No	Ulasan	Bobot	Sentimen
1	jelek, gabisa update lokasi realtime, sdh kasih akses lokasi	-3	Negatif
2	Tidak bisa menerima sms kode otp....	2	Positif
3	Sudah di download tidak bisa mendaftar	-1	Negatif
⋮	⋮	⋮	⋮
101.942	Ribet banget mau bikin tanggal lahir....	-2	Negatif

Persamaan dari probabilitas *prior* $P(c)$ model *Multinomial* sama dengan model *Bernoulli* adalah sebagai berikut.

$$P(c) = \frac{N_c}{N} \quad (4)$$

Keterangan :

N_c : Jumlah dokumen dari kategori c

N : Jumlah dokumen dari kategori keseluruhan

Sedangkan $P(t_k|c)$ digunakan untuk menghitung probabilitas kemunculan *term* dalam setiap kelas kategori dengan menggunakan frekuensi kemunculan suatu kata dalam suatu kelas kategori pada persamaan sebagai berikut.

$$P(t_k|c) = \frac{N_k + 1}{|V| + N'} \quad (5)$$

Keterangan :

$|V|$: Jumlah seluruh *term* yang muncul dalam satu dokumen pada data *training*

N_k : Jumlah kemunculan t_k dalam dokumen *training* pada suatu kategori c

N' : Jumlah total *term* yang terdapat pada c dokumen *training*

G. Holdout Validation

Holdout validation merupakan metode yang digunakan untuk membagi sejumlah data menjadi data *training* dan data *testing* yang dilakukan secara acak. Prosedur *repeated holdout* merupakan proses perulangan yang dilakukan beberapa kali terhadap semua proses *training* dan *testing* yang kemudian diambil nilai rata-ratanya [12].

H. Ketepatan Klasifikasi

Ketepatan klasifikasi merupakan salah satu cara untuk melihat performa klasifikasi yang sudah dilakukan. Banyaknya setiap kelas prediksi dan kelas aktual merupakan hal yang harus diketahui dalam mengukur ketepatan

Tabel 11.
Hasil proses *case folding*

Text
"jelek, gabisa update lokasi realtime, sdh kasih akses lokasi sepanjang waktu masih butuh akses bluetooth segala ga jelas"
:

Tabel 12.
Hasil proses *slangword*

Text
"jelek tidak bisa update lokasi realtime sudah kasih akses lokasi sepanjang waktu masih butuh akses bluetooth segala tidak jelas "
:

Tabel 13.
Hasil proses *stemming*

Text
"jelek tidak bisa update lokasi realtime sudah kasih akses lokasi panjang waktu masih butuh akses bluetooth segala tidak jelas"
"tidak bisa terima sms kode otp kalau memang aplikasi belum siap lebih baik jangan di luncur dulu"
:

Tabel 14.
Hasil proses *stopwords*

Text
"jelek lokasi realtime akses lokasi butuh akses bluetooth"
"terima sms kode otp luncur"
:

Tabel 15.
Hasil proses *tokenizing*

Text	
"jelek lokasi realtime akses lokasi butuh akses bluetooth"	Jelek, lokasi, realtime, akses, lokasi, butuh, bluetooth
"terima sms kode otp luncur"	Terima, sms, kode, otp, luncur
:	:

klasifikasi [13]. *Confusion matrix* yang memuat keempat nilai tersebut akan diunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2 menunjukkan bahwa *confusion matrix* digunakan untuk menghitung ketepatan klasifikasi. Pengukuran yang sering digunakan untuk mengukur keputusan klasifikasi adalah akurasi, spesifistas, dan sensitivitas [14].

1. Akurasi merupakan tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai aktual. Akurasi digunakan untuk menghitung ketepatan klasifikasi sebuah opini dokumen yang teridentifikasi secara tepat dari keseluruhan dokumen yang mempunyai data yang *balanced* atau seimbang tiap kategorinya.

$$Akurasi = \frac{TN+TP}{TN+TP+FN+FP} \tag{6}$$

2. Sensitivitas atau *recall* merupakan proporsi ulasan positif yang tepat diprediksi ke dalam kelas positif.

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP+FN} \tag{7}$$

3. Spesifisitas merupakan proporsi ulasan negatif yang tepat diprediksi ke dalam kelas negatif.

$$Spesifisitas = \frac{TN}{TN+FP} \tag{8}$$

Sedangkan untuk data *imbalanced*, pengukuran ketepatan klasifikasi menggunakan *G-mean*. Data *imbalanced* adalah data yang dianggap tidak seimbang jika salah satu kelas berjumlah lebih sedikit dari kelas yang lainnya [13].

Tabel 7.
Frekuensi kemunculan kata tertinggi

Kata	Jumlah Kata	Kata	Jumlah Kata
kode	5846	isi	4770
daftar	12605	cek	6342
unduh	7880	login	5742
buka	9664	bantu	5998
pakai	6603	mohon	7196
email	6166	susah	7645
nik	7377	lahir	8480
peduli	4251	coba	4990

Tabel 8.
Struktur data ulasan aplikasi PeduliLindungi

Ulasan	Terms					Sentimen
	1	2	3	...	16	
	kode	daftar	unduh	...	coba	
jelek lokasi...	0	0	0	...	0	Negatif
terima sms...	1	0	0	...	0	Positif
:	:	:	:	:	:	:
ribet lahir...	0	0	0	...	0	Negatif

Tabel 9.
Struktur data setelah *laplace smoothing*

Ulasan	Terms					Sentimen
	1	2	3	...	16	
	kode	daftar	unduh	...	coba	
jelek lokasi...	1	1	1	...	1	Negatif
terima sms...	2	1	1	...	1	Positif
:	:	:	:	:	:	:
ribet lahir...	1	1	1	...	1	Negatif

Tabel 10.
Proporsi kelas sentimen

Positif	Negatif
0.23304	0.76696

Dikatakan *imbalanced* jika salah satu kelas memiliki proporsi kurang dari 35% dari data set.

G-Mean atau *Geometric Mean* merupakan rata-rata geometri nilai sensitivitas dan spesifisitas [15]. *G-Mean* digunakan untuk mengukur keseimbangan antara klasifikasi di kelas mayoritas dan minoritas serta memaksimalkan akurasi pada masing-masing kelas dan menjaganya agar tetap seimbang. Nilai *G-Mean* yang rendah merupakan indikasi kinerja yang buruk dalam klasifikasi. Dengan demikian, *G-Mean* penting untuk menghindari *overfitting* kelas negatif dan *underfitting* kelas positif. Rumus untuk menghitung *G-Mean* akan ditunjukkan pada persamaan sebagai berikut:

$$G - Mean = \sqrt{Sensitivitas \times Spesifisitas} \tag{9}$$

Selain *G-Mean*, terdapat pengukuran ketepatan klasifikasi yang dapat digunakan pada saat data *imbalanced* yaitu adalah *AUC* atau *Area Under Curve*. *AUC* atau *Area Under Curve* merupakan daerah berbentuk persegi yang nilainya selalu berada diantara 0-1 dan merupakan indikator dari performansi kurva *ROC*. Perhitungan *AUC* akan disajikan pada persamaan berikut:

$$AUC = \frac{1}{2}(Sensitivitas + Spesifisitas) \tag{10}$$

Tabel 16.
Proporsi kelas sentimen dari pembagian data menggunakan 10-
holdout validation

Iterasi	Proporsi Kelas Sentimen			
	Training		Testing	
	Negatif	Positif	Negatif	Positif
1	0.767	0.233	0.767	0.233
2	0.767	0.233	0.767	0.233
3	0.767	0.233	0.767	0.233
4	0.767	0.233	0.767	0.233
5	0.767	0.233	0.767	0.233
6	0.767	0.233	0.767	0.233
7	0.767	0.233	0.767	0.233
8	0.767	0.233	0.767	0.233
9	0.767	0.233	0.767	0.233
10	0.767	0.233	0.767	0.233

Skala untuk menjelaskan nilai *AUC* dapat dilihat pada Tabel 3.

Kurva *ROC* merupakan grafik dua dimensi hubungan antara *True Positive Rate (TPR)* atau sensitivitas (sumbu Y) dengan *False Positive Rate (FPR)* atau 1-spesifisitas (sumbu X). Jika grafik menunjukkan titik kiri terbawah (0,0), maka mewakili nilai probabilitas yang tidak pernah menunjukkan kondisi positif atau tidak menghasilkan kondisi *false positive* dan *true positive*. Sedangkan, grafik menunjukkan titik kanan atas (1,1) mewakili nilai probabilitas yang menunjukkan kondisi positif. Berikut merupakan contoh kurva *ROC* ditunjukkan pada Gambar 1.

Gambar 1 menampilkan sebuah garis diagonal dengan menentukan klasifikasi secara acak yang disebut *Random Performance* yang menghasilkan nilai *AUC* sebesar 0,5 dikarenakan kurva yang didapatkan berupa garis diagonal antara titik (0,0) dengan titik (1,1). Jika *AUC* yang dihasilkan < 0,50 maka model statistik yang dievaluasi memiliki tingkat keakuratan yang sangat rendah mengindikasikan sangat buruk jika digunakan [16]. Ketika seluruh data klasifikasi yang mencakup *TPR* dan *FPR* diplotkan kedalam grafik *ROC* dan nilai keakuratan dikatakan *perfect classification*, apabila kurva mendekati titik kiri atas (0,1).

I. PeduliLindungi

PeduliLindungi merupakan aplikasi atau situs yang dikembangkan dan digunakan dalam pelaksanaan surveilans kesehatan oleh Pemerintah Republik Indonesia dalam menangani penyebaran COVID-19, antara lain penelusuran (tracing), pelacakan (tracking) dan pembatasan (fencing) di wilayah Republik Indonesia [16].

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Metode Pengumpulan Data

Sumber data dalam penelitian ini merupakan data sekunder yaitu ulasan mengenai aplikasi PeduliLindungi pada bulan Januari 2021 hingga Desember 2021. Data diperoleh dari *Google Play Store* dengan cara *scrapping* menggunakan *Google Collab* yang diambil pada tanggal 19 Maret 2022 dan diperoleh sebanyak 101.942 data ulasan berbahasa Indonesia dan tidak memperhatikan nama penggunanya.

B. Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan untuk penelitian ini adalah ulasan pengguna terhadap aplikasi PeduliLindungi ditunjukkan pada

Tabel 17.
Perhitungan ketetapan klasifikasi NBC pada data *training*

Iterasi ke-	Confusion Matriks		Ketetapan Klasifikasi NBC				
			Sensitivitas	Spesifikasi	G-Mean	AUC	
Rata-rata	Prediksi	Aktual		0,7351	0,5295	0,6239	0,6323
	Negatif	Negatif	Positif				
	Positif	26208	3983				

Tabel 18.
Perhitungan ketetapan klasifikasi NBC pada data *testing*

Iterasi ke-	Confusion Matriks		Ketetapan Klasifikasi NBC				
			Sensitivitas	Spesifikasi	G-Mean	AUC	
Rata-rata	Prediksi	Aktual		0,7446	0,5173	0,6206	0,6309
	Negatif	Negatif	Positif				
	Positif	6400	960				

Tabel 19.
Perbandingan nilai *G-Mean* dan *AUC*

	<i>G-Mean</i>	<i>AUC</i>
Data Training	0,6239	0,6323
Data Testing	0,6206	0,6309

Tabel 4. Struktur data yang digunakan dalam penelitian ini terdapat pada Tabel 5.

C. Metode Penelitian

Penelitian ini akan menganalisis data ulasan pengguna aplikasi PeduliLindungi dengan menggunakan analisis sentimen dan *Naïve Bayes Classifier* model *Multinomial*.

D. Langkah Analitis

Langkah-langkah analisis pada penelitian ini diantaranya yaitu sebagai berikut:

- Mengetahui hasil klasifikasi analisis sentimen data ulasan pengguna terhadap aplikasi PeduliLindungi dengan langkah analisis sebagai berikut.
 - Melakukan *scrapping* data ulasan *Google Play Store* pada aplikasi PeduliLindungi menggunakan *Google Collab* sebanyak 101.942 data ulasan, lalu menyimpan hasil *scrapping* pada format csv.
 - Penentuan kategori sentimen yaitu menentukan data tersebut menjadi positif, netral, negatif. Namun untuk analisis selanjutnya hanya menggunakan positif dan negatif.
 - Tahap *text pre-processing*. Tahap ini dilakukan untuk pada data mentah dari hasil *scrapping* menggunakan *software RStudio*.
 - Melakukan perhitungan *term frequency*.
 - Menvisualisasikan hasil berdasarkan sentimen negatif dan positif menggunakan *word cloud*.
- Mengetahui hasil ketetapan klasifikasi data ulasan pengguna terhadap aplikasi PeduliLindungi menggunakan *Naïve Bayes Classifier* dengan langkah sebagai berikut:
 - Membagi data menjadi data *training* dan data *testing* dari data hasil penentuan kategori sentimen dengan menggunakan 10-*Holdout Validation*.
 - Melakukan klasifikasi data menggunakan *Naïve Bayes Classifier* dari data ulasan tentang aplikasi PeduliLindungi.
 - Menghitung ketetapan klasifikasi berdasarkan tingkat akurasi jika data *balanced*, *G-Mean*, dan *AUC* jika data *imbalanced*.

- d. Interpretasi hasil.
- e. Menarik kesimpulan dan saran.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Text Pre- Processing dan Klasifikasi Sentimen Data Ulasan Pengguna Aplikasi PeduliLindungi

Data yang sudah dikumpulkan menggunakan *Google Collab* selanjutnya akan melalui tahapan penentuan kategori sentimen. Penentuan sentimen didasarkan pada jumlah bobot. Dokumen/ ulasan memiliki bobot atau nilai lebih dari 1 maka akan dikategorikan sebagai sentimen positif. Jika ulasan memiliki bobot atau nilai kurang dari -1 maka akan dikategorikan sebagai sentimen negatif, dan jika ulasan memiliki bobot atau nilai 0 maka akan dikategorikan sebagai sentimen netral. Hasil dari penentuan kategori sentimen ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6 menunjukkan bahwa data ulasan yang memiliki sentimen positif berjumlah sebanyak 19451 data, sentimen negatif berjumlah sebanyak 66258 data, dan sentimen netral sebanyak 16233 data.

Data pada Tabel 6 masih berupa data mentah karena masih memuat tanda baca, kata-kata tidak penting, dan hal-hal yang dianggap tidak diperlukan yang tidak menggambarkan isi dari ulasan sehingga perlu dilakukan *text pre-processing*. Berikut merupakan langkah-langkah dari *text pre-processing* serta hasil yang sudah didapatkan.

1. *Cleansing data* mempunyai tujuan untuk membersihkan data dari atribut yang tidak penting dalam proses klasifikasi dan menghilangkan data yang duplikat.
2. *Case folding* bertujuan untuk mengubah semua huruf kapital (*uppercase*) dikembalikan menjadi huruf kecil (*lower case*) agar sama atau seragam. Hasil prosesnya ditunjukkan pada Tabel 7.
3. *Slangword* bertujuan mengganti kata yang masih dibutuhkan dalam analisis akan tetapi penulisan kata yang masih kurang tepat. Hasil prosesnya ditunjukkan pada Tabel 8.
4. *Stemming* merupakan langkah dimana semua kata akan kembali menjadi kata dasar. Hasil prosesnya ditunjukkan pada Tabel 9.
5. *Stopwords* bertujuan untuk menghilangkan kata yang tidak dibutuhkan lagi. Seperti kata hubung akan, pada, di, yang, dan lain lain. Hasil prosesnya ditunjukkan pada Tabel 10.
6. *Tokenizing* atau tokenisasi adalah proses memenggal kalimat menjadi beberapa bagian atau kata berdasarkan tanda baca. Hasil prosesnya ditunjukkan pada Tabel 11.

Setelah dilakukan proses *text pre-processing* didapatkan ulasan sebanyak 96083 data dan terbentuk *terms* sebanyak 57358. Jumlah *terms* tersebut masih tergolong besar maka dari itu perlu dilakukan proses *sparsity* yang bertujuan untuk menghapus *terms* yang jarang muncul. Penelitian ini menghasilkan *sparsity* sebesar 94% dan menghasilkan *terms* sebanyak 16 dengan nilai *sparse* sebesar 0,96. Selanjutnya didapatkan hasil frekuensi kemunculan kata tertinggi yang terdiri dari 16 kata pada aplikasi PeduliLindungi sebagaimana ditampilkan pada Tabel 12.

Tabel 12 menunjukkan bahwa frekuensi kemunculan kata paling banyak adalah kata “daftar” dan paling sedikit adalah kata “peduli”. Selanjutnya didapatkan *document term matrix*

ulasan aplikasi PeduliLindungi yang ditunjukkan pada Tabel 13.

Tabel 13 menunjukkan bahwa masih banyak frekuensi kata yang muncul bernilai 0 sehingga untuk menghindari probabilitas bernilai 0 atau *laplace smoothing* maka frekuensi *terms* pada setiap ulasan ditambahkan dengan angka 1. Hasil dari frekuensi *terms* pada setiap ulasan yang sudah dijumlahkan dengan angka 1 ditunjukkan pada Tabel 14.

Selanjutnya visualisasi dari hasil *text pre-processing* akan ditunjukkan dalam bentuk *word cloud* pada Gambar 2 yang menunjukkan bahwa kata yang sering muncul adalah “daftar”, “buka”, “lahir” dan lain lain.

Hasil *word cloud* ulasan pengguna aplikasi PeduliLindungi berdasarkan sentimen positif akan ditunjukkan pada Gambar 3 dan *word cloud* berdasarkan sentimen negatif akan ditunjukkan pada Gambar 4.

Gambar 3 menunjukkan bahwa berdasarkan sentimen positif pada data ulasan aplikasi PeduliLindungi didapatkan kata yang sering muncul adalah “bantu”, “terima”, “mohon”, “peduli”, “bagus” dan lain-lain yang berukuran kecil.

Gambar 4 menunjukkan bahwa berdasarkan sentimen negatif pada data ulasan aplikasi PeduliLindungi didapatkan kata yang sering muncul adalah “daftar”, “susah”, “buka”, “lahir”, “gagal”, dan lain-lain.

B. Ketepatan Klasifikasi Data Ulasan Pengguna Aplikasi PeduliLindungi Menggunakan Naïve Bayes Classifier

Data yang sudah dilakukan proses *text pre-processing* dan klasifikasi sentimen selanjutnya dilakukan perhitungan ketepatan klasifikasi. Sebelum dilakukan klasifikasi perlu diketahui kondisi data atau sentimen pengguna PeduliLindungi *balance* atau *imbalanced* yang akan menentukan perhitungan ketepatan klasifikasi. Jika data *balance* ketepatan klasifikasi diukur menggunakan tingkat akurasi dihitung berdasarkan persamaan (3), sedangkan kondisi data *imbalanced* ketepatan klasifikasi menggunakan *G-Mean* dan *AUC* berdasarkan persamaan (9) dan persamaan (10). Pembagian data *training* dan data *testing* untuk analisis ketepatan klasifikasi didasarkan pada struktur data Tabel 14. Proporsi kelas sentimen untuk menentukan penggunaan perhitungan ketepatan klasifikasi disajikan Tabel 15.

Tabel 15 menunjukkan bahwa proporsi kelas sentimen negatif dan positif. Sentimen positif mempunyai proporsi data sebesar 0,23304 dan proporsi sentimen negatif sebesar 0,76696. Dari proporsi tersebut dapat dijelaskan bahwa klasifikasi data ulasan paling banyak mengandung sentimen negative. Berikut merupakan visualisasi untuk melihat perbandingan persentase dari sentimen positif dan negatif ditunjukkan pada Gambar 5.

Gambar 5 menunjukkan bahwa sentimen data ulasan pengguna aplikasi PeduliLindungi adalah *imbalanced* karena salah satu kelas sentimen memiliki proporsi kurang dari 35% atau nilai proporsi sentimen tidak seimbang. Maka dari itu perhitungan klasifikasi yang digunakan adalah *G-Mean* dan *AUC*.

Pembagian data *training* dan *testing* berdasarkan metode *10-Holdout Validation* dengan *set seed* yang digunakan untuk mengacak data, *split rasio* yang sama senilai 0.8:0.2. Proses pembagian data dilakukan perulangan sebanyak 10 kali. Hasil proporsi kelas sentimen pada masing-masing data *training* dan *testing* akan disajikan dalam Tabel 16.

Tabel 16 menunjukkan bahwa proporsi kelas sentimen dari setiap iterasi yang dihasilkan pada saat pembagian data *training* dan *testing* dengan 10-*Holdout Validation* adalah sama. Setelah diperoleh pembagian data *training* dan *testing* selanjutnya dilakukan perhitungan ketepatan klasifikasi yang dibagi menjadi dua.

Pertama adalah perhitungan klasifikasi dari data *training*. Tabel 17 menunjukkan hasil dari perhitungan ketepatan klasifikasi data *training* dari 10 iterasi pada Tabel 17.

Tabel 17 menunjukkan perhitungan ketepatan klasifikasi dari data *training* menggunakan *Naïve Bayes Classifier* dari 10 iterasi didapatkan *confusion matrix*, sensitivitas, spesifisitas, *G-Mean*, dan *AUC*. Rata-rata *confusion matrix* diketahui bahwa banyaknya ulasan yang bersentimen negatif yang tepat diprediksi dalam kelas negatif sebanyak 26208 data, sedangkan banyaknya ulasan yang bersentimen positif yang tepat diprediksi dalam kelas positif sebanyak 11054 data. Banyaknya ulasan negatif yang terprediksi dalam kelas positif sebanyak 23286 data, sedangkan banyaknya ulasan positif yang terprediksi dalam kelas negatif sebanyak 3983 data. Hasil *confusion matrix* juga didapatkan nilai sensitivitas sebesar 0,7351 yang berarti data ulasan pengguna PeduliLindungi yang mengandung opini positif tepat diklasifikasikan dengan sentimen positif sebesar 73,51%. Selanjutnya diperoleh nilai spesifisitas sebesar 0,5295 yang berarti data ulasan pengguna PeduliLindungi yang mengandung opini negatif tepat diklasifikasikan dengan sentimen negatif sebesar 52,95%. Hasil perhitungan sensitivitas dan spesifisitas diperoleh perhitungan nilai *G-Mean* dan *AUC*. Nilai *G-Mean* yang didapatkan adalah sebesar 0,6239 yang berarti bahwa sentimen positif dan negatif dari data ulasan pengguna aplikasi PeduliLindungi dapat diklasifikasikan secara tepat sebesar 62,39%. Selanjutnya didapatkan Kurva *ROC* data *training* yang disajikan pada Gambar 6.

Kedua adalah perhitungan klasifikasi dari data *testing*. Klasifikasi data *testing* dibangun berdasarkan model data *training*. Tabel 18 menunjukkan hasil dari perhitungan ketepatan klasifikasi data *testing* dari 10 iterasi pada Tabel 18.

Tabel 18 menunjukkan perhitungan ketepatan klasifikasi dari data *testing* menggunakan *Naïve Bayes Classifier* dari 10 iterasi didapatkan *confusion matrix*, sensitivitas, spesifisitas, *G-Mean*, dan *AUC*. Rata-rata *confusion matrix* diketahui bahwa banyaknya ulasan yang bersentimen negatif yang tepat diprediksi dalam kelas negatif sebanyak 6400 data, sedangkan banyaknya ulasan yang bersentimen positif yang tepat diprediksi dalam kelas positif sebanyak 2800 data. Banyaknya ulasan negatif yang terprediksi dalam kelas positif sebanyak 5973 data, sedangkan banyaknya ulasan positif yang terprediksi dalam kelas negatif sebanyak 960 data. Hasil *confusion matrix* juga didapatkan nilai sensitivitas sebesar 0,7446 yang berarti data ulasan pengguna PeduliLindungi yang mengandung opini positif tepat diklasifikasikan dengan sentimen positif sebesar 74,46%. Selanjutnya diperoleh nilai spesifisitas sebesar 0,5173 yang berarti data ulasan pengguna PeduliLindungi yang mengandung opini negatif tepat diklasifikasikan dengan sentimen negatif sebesar 51,73%. Hasil perhitungan sensitivitas dan spesifisitas diperoleh perhitungan nilai *G-Mean* dan *AUC*. Nilai *G-Mean* yang didapatkan adalah

sebesar 0,6206 yang berarti bahwa sentimen positif dan negatif dari data ulasan pengguna aplikasi PeduliLindungi dapat diklasifikasikan secara tepat sebesar 62,06%. Selanjutnya didapatkan Kurva *ROC* data *training* yang disajikan pada Gambar 7.

Gambar 7 merupakan kurva *ROC* data *testing* yang menunjukkan nilai *AUC* sebesar 0,6309. Berdasarkan skala penilaian *AUC* pada Tabel 19 diketahui bahwa nilai *AUC* sebesar 0,6309 yang berarti bahwa data ulasan pengguna PeduliLindungi termasuk dalam klasifikasi lemah yaitu sebesar 63,09%.

Perbandingan nilai *G-Mean* dan *AUC* dari perhitungan data *training* dan *testing* dapat dilihat pada Tabel 19. Tabel 19 menunjukkan hasil perhitungan ketepatan klasifikasi nilai *G-Mean* dan nilai *AUC* dari data *training* lebih besar daripada data *testing*. Nilai *G-Mean* sebesar 0,6239 menunjukkan bahwa bahwa sentimen positif dan negatif dari data ulasan pengguna aplikasi PeduliLindungi dapat diklasifikasikan secara tepat sebesar 62,39% dan nilai *AUC* sebesar 0,6323 yang berarti bahwa data ulasan pengguna PeduliLindungi termasuk dalam klasifikasi lemah yaitu sebesar 63,23%.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan hasil analisis adalah sebagai berikut: (1) Hasil klasifikasi sentimen dari data ulasan pengguna aplikasi PeduliLindungi menunjukkan bahwa pengguna mayoritas memberikan opini bersentimen negatif sebesar 65%, sedangkan opini sentimen positif hanya sebesar 19,08%, dan sentimen netral sebesar 15,92%. Opini masyarakat yang bersentimen positif antara lain mengandung kata “bantu”, “terima”, “mohon”, “peduli”, “bagus” dan lain-lain. Sedangkan opini masyarakat yang bersentimen negatif antara lain mengandung kata “daftar”, “susah”, “buka”, “lahir”, “gagal”, dan lain-lain. (2) Ketepatan klasifikasi dari data ulasan pengguna aplikasi PeduliLindungi menggunakan *Naïve Bayes Classifier* didapatkan hasil bahwa perhitungan yang digunakan menggunakan *G-Mean* dan *AUC* karena sentimen data ulasan pengguna aplikasi PeduliLindungi adalah *imbalanced*. Nilai *G-Mean* sebesar 0,6239 menunjukkan bahwa bahwa sentimen positif dan negatif dari data ulasan pengguna aplikasi PeduliLindungi dapat diklasifikasikan secara tepat sebesar 62,39% dan nilai *AUC* sebesar 0,6323 yang berarti bahwa data ulasan pengguna PeduliLindungi termasuk dalam klasifikasi lemah yaitu sebesar 63,23%.

Saran yang diberikan diantaranya: (1) Bagi pihak KOMINFO dapat mempertimbangkan hasil analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi PeduliLindungi dari penelitian ini meninjau kembali ulasan bersentimen negatif, terlebih lagi dari segi sistem keamanan agar dapat menjadi evaluasi kinerja dari PeduliLindungi untuk kedepannya. (2) Bagi penelitian selanjutnya diharapkan dapat menggunakan hasil penelitian ini sebagai bahan pertimbangan dalam rangka menggunakan metode yang lain dalam hal klasifikasi dan perbandingan juga evaluasi agar dapat membuat penelitian yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Djalante *et al.*, “Review and analysis of current responses to COVID-19 in Indonesia: period of January to March 2020,” *Progress*

- in Disaster Science*, vol. 6, p. 100091, 2020, doi: 10.1016/j.pdisas.2020.100091.
- [2] Mesran *et al.*, *Merdeka Kreatif di Era Pandemi Covid-19: Suatu Pengantar*. Jakarta: Green Press, 2020. ISBN 9786239361426.
- [3] R. Fajar, "Implementasi algoritma naïve bayes terhadap analisis sentimen opini film pada twitter," *Jurnal Inovtek Polbeng - Seri Informatika*, vol. 3, no. 1, pp. 50–59, 2018, doi: 10.35314/isi.v3i1.335.
- [4] E. D. P. Daulay and I. Asror, "Sentimen Analisis pada Ulasan Google Play Store Menggunakan Metode Naïve Bayes," in *E-Proceeding of Engineering*, 2020, pp. 8400–8410.
- [5] N. S. Wardani, A. Prahutama, and P. Kartikasari, "Analisis sentimen pemindahan ibu kota negara dengan klasifikasi naïve bayes untuk model bernoulli dan multinomial," *Jurnal Gaussian*, vol. 9, no. 3, pp. 237–246, Aug. 2020, doi: 10.14710/j.gauss.v9i3.27963.
- [6] S. Kusumadewi, "Klasifikasi status gizi menggunakan naïve bayesian classification," *CommIT Journal*, vol. 3, no. 1, pp. 6–11, 2009, doi: 10.21512/commit.v3i1.506.
- [7] A. Wanto, *Data Mining: Algoritma dan Implementasi*. Medan: Yayasan Kita Menulis, 2020. ISBN 9786237645801.
- [8] R. Feldman and J. Sanger, *The Text Mining Handbook - Advanced Approaches in Analyzing Unstructured Data*. Cambridge: Cambridge University Press, 2007. ISBN 9780521836579.
- [9] I. Kurniawan and A. Susanto, "Implementasi metode k-means dan naïve bayes classifier untuk analisis sentimen pemilihan presiden (pilpres) 2019," *Eksplora Informatika*, vol. 9, no. 1, pp. 1–10, Sep. 2019, doi: 10.30864/eksplora.v9i1.237.
- [10] O. Karmayasa and I. B. Mahendra, "Implementasi vector space model dan beberapa notasi metode term frequency inverse document frequency (TF-IDF) pada sistem temu kembali informasi," *Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Udayana*, vol. 1, no. 1, Aug. 2012.
- [11] Q. Castellà and C. Sutton, "Word Storms: Multiples of Word Clouds for Visual Comparison of Documents," in *Proceedings of the 23rd International Conference on World Wide Web*, 2014, pp. 665–676. doi: 10.1145/2566486.2567977.
- [12] P. A. Nugroho, R. Saptono, and M. E. Sulisty, "Perbandingan metode probabilistik naïve bayesian classifier dan jaringan syaraf tiruan learning vector quantization dalam kasus klasifikasi penyakit kandungan," *ITSMART: Jurnal Teknologi dan Informasi*, vol. 2, no. 3, Dec. 2013, doi: 10.20961/itsmart.v2i2.628.
- [13] M. Bekkar, H. Djema, and T. A. Alitouche, "Evaluation measures for models assessment over imbalanced data sets," *Journal of Information Engineering and Applications*, vol. 3, no. 10, pp. 27–38, Jan. 2013.
- [14] A. Hotho, A. Nürnberger, and G. Paaß, "A brief survey of text mining," *Journal for Language Technology and Computational Linguistics*, vol. 20, no. 1, pp. 19–62, Jul. 2005, doi: 10.21248/jlcl.20.2005.68.
- [15] T. D. Kurniawan, "Implementasi Text Mining Pada Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Media Mainstream Menggunakan Naïve Bayes Classifier Dan Support Vector Machine," Departemen Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, 2017.
- [16] T. Fawcett, "An introduction to ROC analysis," *Pattern Recognit Lett*, vol. 27, no. 8, pp. 861–874, 2006, doi: 10.1016/j.patrec.2005.10.010.