

Analisis Sentimen Terhadap E-commerce Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes

Tacbir Hendro Pudjiantoro, Fajri Rakhmat Umbara, Bagas Trihatmoko

Jurusan Informatika, Fakultas FSI

Universitas Jenderal Achmad Yani

Jl. Terusan Sudirman, Cimahi

bagastrihatmoko17@if.unjani.ac.id

Abstrak- Analisis Sentimen adalah associate di bidang analitik yang telah terbukti menjadi salah satu peran penting secara signifikan untuk mengungkapkan beberapa pendapat yang dapat ditindak lanjuti menggunakan basis data teks yang sangat besar dari beberapa domain yang beragam. Data yang akan digunakan pada penelitian sebanyak 4000 data, diambil dengan cara crawling data pada media sosial Twitter dengan menggunakan RStudio dan Twitter API mengenai komentar atau opini masyarakat terhadap e-commerce. Tweet tersebut akan melalui preprocessing, Casefolding, tokenizing, stemming dan diberi label positif dan negatif menggunakan sentiment scoring atau lexiconbased dan diklasifikasikan menggunakan metode naive. Gabungan metode Naive Bayes dan sentiment scoring menghasilkan akurasi 79%. Pada penelitian sebelumnya pernah dilakukan menggunakan metode penggabungan antara metode support machine system SVM dan ROC menghasilkan tingkat akurasi sebesar 97%. Hasil akhir dari penelitian ini lebih kecil dibandingkan pada penelitian sebelumnya yang menggunakan metode SVM karena dalam segi pelabelannya bisa dibilang kamus datanya yang sangat minim sehingga dominan setiap kata mengandung kata atau kalimat netral sehingga pada saat dilakukan pelabelan kedalam kamus data mendeteksi kalimat yang ada pada tweet tidak ada kata yang cocok sehingga label akan otomatis masuk kedalam sentiment netral.

Kata kunci — Clustering; K-Means; Penjualan; Down-Selling.

I. PENDAHULUAN

Internet dan platform media sosial telah menciptakan dan menyediakan banyak informasi bagi penggunanya. Tidak sedikit dari pengguna internet ataupun media sosial memberikan tanggapan mengenai pelayanan, barang dan jasa. Dalam dunia bisnis yang sangat kompetitif ini, berbagai industri terutama e-commerce, menggunakan analisis sentimen secara ekstensif untuk meningkatkan produktivitas dan membuat keputusan bisnis yang lebih baik. Analisis sentimen adalah asisten dalam analisis. Telah terbukti menjadi salah satu peran penting dalam mengekspresikan pendapat tertentu. Dapat menggunakan basis data teks yang sangat besar dari berbagai bidang, analisis sentimen, dan teknologi terkait di bidang e-commerce untuk mengekspresikan pendapat. Dan selalu penasaran dengan konsumen yang mengevaluasi barang dan jasa pada aplikasi e-commerce. Dimulai dengan ide evaluasi sentimen yang telah menjadi cara untuk mengumpulkan pendapat dari pengguna e-commerce [1]. Banyaknya masalah pada keluhan pengguna e-commerce pada media sosial twitter, sering terjadi misalnya

seperti barang yang tidak sampai, salah pengiriman slow respon customer service untuk mengurus pengembalian dana.

Orang-orang sering menggunakan media sosial untuk mengekspresikan pikiran, minat, dan pendapatnya tentang berbagai hal. Ribuan posting diposting setiap hari di setiap media sosial Twitter. Setiap orang dapat dengan bebas menyampaikan pendapatnya melalui media sosial Twitter. Opini tersebut mencakup sentimen positif, negatif, dan netral terhadap suatu topik atau [2] ulasan pelanggan di media online merupakan hal penting karena dapat meningkatkan visibilitas produk atau layanan yang dijual oleh penjual [3]. Dengan perkembangan teknologi internet yang pesat, Belanja online telah menjadi cara utama bagi pengguna untuk membeli suatu barang,

Analisis sentimen dari sejumlah besar ulasan pengguna pada platform e-commerce dapat secara efektif meningkatkan kepuasan pengguna [4]. Kepuasan pelanggan merupakan hal penting dalam e-commerce, dan memberikan pendapat tentang penelitian perilaku konsumen. Misalnya kebiasaan konsumen menerima barang bermasalah, barang belum sampai, dan pelayanan sangat lambat [5]. Dengan banyaknya komentar dan opini, akan sulit dan memakan waktu untuk membaca teks lengkapnya. Oleh karena itu, sebuah sistem dapat dirancang untuk secara otomatis mengklasifikasikan pendapat dan komentar yang ada berdasarkan kategori. Kategori sentimen dibagi menjadi kategori positif dan negatif sehingga pengguna dapat membaca opini sesuai hati [6] Analisis sentimen merupakan salah satu cara untuk mendapatkan opini publik. Melalui analisis sentimen, kami menggunakan komentar pengunjung untuk mendapatkan umpan balik cepat dari komunitas sehingga dapat dengan cepat mengambil tindakan dalam laporan [7].

Sebuah sistem analisis sentimen dibangun menggunakan algoritma klasifikasi Naive Bayes. Fitur utama dari algoritma Naive Bayes adalah asumsi yang sangat kuat dari setiap kondisi atau kejadian [8]. Kelebihan dari Naive Bayes adalah proses klasifikasi data dapat disesuaikan dengan sifat dan kebutuhan setiap orang. Dengan adanya sistem analisis sentimen, diharapkan dapat membantu atau meningkatkan algoritma dengan melihat tingkat keakuratan. [9] Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah mengumpulkan data di media sosial Twitter dengan menggunakan RStudio dan Twitter API, dan menggunakan preprocessing, case folding, tokenization, stemming, dan menggunakan metode sentimen

scoring atau berbasis kamus data *Lexicon Based* untuk menandai data positif dan data negatif [10] dan klasifikasi menggunakan metode *Naive Bayes* [11].

Pada penelitian sebelumnya sudah dilakukan pengkajian ulang tentang review produk kosmetik pada suatu *e-commerce* dengan cara pengklasifikasian review tersebut ke dalam class positif dan negatif. Teknik klasifikasi yang digunakan untuk klasifikasi data adalah *Support Vector Machine (SVM)* dengan penggabungan metode pemilihan fitur *Particle Swarm Optimization* agar bisa meningkatkan akurasi. Evaluasi pengukuran sebelum dan sesudah penambahan metode pemilihan fitur dilakukan menggunakan *10 Fold Cross Validation*. Sedangkan pengukuran akurasi diukur dengan *Confusion Matrix* dan Kurva *ROC*. Hasil penelitian menunjukkan peningkatan akurasi *Support Vector Machine* dari 89.00 % menjadi 97.00 % [12]. Banyaknya algoritma atau sebuah metode yang sering digunakan namun dalam tingkat akurasinya sangat berbeda dan beragam maka dari itu disini akan membuktikan baik atau tidaknya dalam penggunaan pada algoritma *naive bayes* dalam klasifikasi pengkategorian dalam bidang *e-commerce*.

Penelitian ini dilakukan, bertujuan menganalisis untuk memberikan sebuah nilai atau akan membuktikan dari penelitian sebelumnya mengenai hasil sebuah evaluasi atau langkah yang akan diambil pada perusahaan *e-commerce* dan menghitung hasil akurasi pada hasil akhir dan dibandingkan dengan penelitian yang sudah dilakukan dengan cara mengumpulkan komentar pada media sosial *Twitter* yang berupa opini dari pengguna *e-commerce* tersebut dan dapat memberikan suatu analisis bagi perusahaan tersebut untuk mengambil keputusan yang akan di ambil dan langkah kedepannya yang akan diambil seperti apa dengan mereview hasil keluhan para pengguna *e-commerce*, penelitian ini menggunakan metode *naive bayes* karena membantu untuk pengklasifikasian karena yang diasumsikan sebagai variabel independent dan sentiment socing untuk melakukan pelabelan dari setiap kalimat dalam menentukan positif dan negatif.

II. METODE

A. Preprocessing

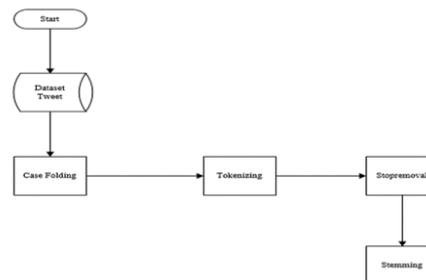
Pemrosesan teks merupakan proses menggali, mengolah, mengatur informasi dengan cara menganalisis hubungannya, aturan-aturan yang ada di data tekstual semi terstruktur atau tidak terstruktur. Untuk lebih efektif dalam proses pemrosesan dilakukan langkah transformasi data ke dalam suatu format yang memudahkan untuk kebutuhan pemakai. Preprocessing merupakan salah satu langkah yang penting dalam analisis sentimen. Sama halnya preprocessing pada Information Retrieval (IR). Berikut adalah tahapan dalam proses ini:

- *Case Folding* adalah mengubah huruf kapital pada semua ulasan yang terdapat pada dokumen data latih dan data test diubah menjadi huruf kecil.
- *Tokenizing* merupakan pemotongan kata berdasarkan tiap kata yang menyusunnya menjadi potongan tunggal.
- *Stopword* merupakan proses menghilangkan kata yang tidak sesuai dengan topik dokumen, dikarenakan kata

tersebut tidak mempengaruhi akurasi dalam klasifikasi sentimen

- *Stemming* merupakan merupakan suatu proses yang terdapat dalam sistem IR yang mentransformasi kata-kata yang terdapat dalam suatu dokumen ke kata-kata akarnya (*root word*)

Untuk lebih jelas dapat dilihat pada Gambar 1 dibawah ini mengenai tahapan preprocessing:



Gambar 1. Tahap preprocessing

B. Naive Bayes

Pada penelitian terdahulu banyak nya penelitian yang menggunakan metode *naive bayes* untuk melakukan penelitian Pengklasifikasi *Naive bayes* untuk atribut kepenulisan teks Arab. Pengklasifikasi *Naive bayes* telah banyak digunakan untuk berbagai tugas pemrosesan bahasa alami.

Namun, umumnya model peristiwa yang digunakan tidak disebutkan, yang dapat berdampak besar pada kinerja pengklasifikasi. Pengklasifikasi *naive bayes* belum dipertimbangkan untuk atribusi kepenulisan dalam Bahasa arab dengan mempertimbangkan model acara yang berbeda, yaitu, *simple naive bayes (NB)*, *multinomial naive bayes (MNB)*, *multi-varian Bernoulli naive bayes (MBNB)* dan *multi-varian Poisson naive bayes (MPNB)*.

Dasar dari pengklasifikasi *Naive Bayes* adalah Teorema Bayes. Pengklasifikasi adalah kumpulan dari algoritma klasifikasi. Pengklasifikasi *Naive Bayes* bekerja dengan prinsip bahwa semua fitur rahasia adalah independen satu sama lain. [11].

Klasifikasi *Naive Bayes* metode pembelajaran yang diawasi serta metode statistik untuk klasifikasi. Ini adalah model probabilistik untuk melakukannya menangkap ketidak pastian tentang model dengan cara yang berprinsip menentukan probabilitas. Ini membantu untuk memecahkan diagnostik dan masalah prediksi.

Klasifikasi ini dinamakan *Naive bayes* setelah *Thomas Bayes*, yang mengajukan Teorema Bayes menentukan probabilitas. Klasifikasi Bayes menyediakan algoritma pembelajaran yang berguna dan pengetahuan masa lalu dan diamati data dapat digabungkan. Ini membantu untuk memberikan perspektif yang berguna untuk memahami dan juga mengevaluasi banyak pembelajaran algoritma. [18] Klasifikasi *Naive Bayes* juga memperlihatkan tingginya akurasi dan cepat

ketika digunakan untuk dataset dengan jumlah besar [19] Secara umum proses dari klasifikasi *Naive Bayes* dapat dilihat pada Persamaan

$$P(c_j | w_i) = P(c_j) P(w_i | c_j) \quad (1)$$

Keterangan:

$P(c_j | w_i)$: Peluang kategori j ketika terdapat kemunculan kata i

$P(w_i | c_j)$: Peluang sebuah kata i masuk ke dalam kategori j

$P(c_j)$: Peluang kemunculan sebuah kategori j

$P(w_i)$: Peluang kemunculan sebuah kata.

Pada proses perhitungan klasifikasi peluang kemunculan kata sebenarnya dapat dihilangkan, hal ini dikarenakan peluang tersebut tidak berpengaruh pada perbandingan hasil klasifikasi dari setiap kategori. Sehingga proses pada klasifikasi dapat disederhanakan dengan Persamaan 2.[20]

$$P(c_j | w_i) = P(c_j) P(w_i | c_j) \quad (2)$$

Pada perhitungan klasifikasi terdapat prior yang digunakan untuk menghitung peluang kemunculan kategori pada semua dokumen, perhitungan prior dapat dilihat pada Persamaan 3 [20]

$$P(c_j) = \frac{N_c}{N} \quad (3)$$

Keterangan:

N_c : Banyak dokumen berkategori c_j pada dokumen latih
 N : Jumlah keseluruhan dokumen latih yang digunakan..

C. *Lexicon Based Features (Sentiment Scoring)*

Merupakan fitur kata yang memiliki sentimen positif atau negatif berdasarkan kamus atau lexicon. Lexicon adalah kumpulan kata sentimen yang telah diketahui dan terhimpun (Desai & Mehta, 2016). Untuk proses pembobotan pada fitur ini, dibutuhkan kamus atau lexicon yang berisi kata-kata yang mengandung sentimen yang disebut dengan sentiment dictionaries (Buntoro, Adji, & Purnamasari, 2014, Cho, et al., 2014). Sentimen yang digunakan berupa positif dan negatif. Terdapat dua macam fitur yang digunakan pada penelitian ini yaitu fitur jumlah kata positif dan fitur jumlah kata negatif dalam dokumen. Tahapan dalam penentuan kategori sentimen pada media sosial *Twitter* menggunakan *Lexicon Based*. Persamaan *Lexicon Based* dapat dilihat pada Persamaan (4) dan Persamaan (5) berikut.

$$S_{positive} = \sum_{i=t}^n Positive\ Score_i \quad (4)$$

$$S_{negative} = \sum_{i=t}^n Negative\ Score_i \quad (5)$$

Membangun kamus sentimen yang terbagi menjadi sentimen positif dan negatif. Dalam penelitian ini kamus sentimen diperoleh dari penelitian Rofiqoh et al., n.d. kemudian ditambah secara manual sesuai dengan kebutuhan peneliti. pencarian nilai sentimen dalam satu kalimat dengan rumus [24].

D. *Dataset*

Dataset dari penelitian ini berjumlah 4000 data *tweet* yang di ambil dari website *Twitter*. *Tweet* yang di ambil merupakan teks *tweet* berbahasa indonesia dan di ambil berdasarkan keyword yang sudah ditentukan. Kemudian data *tweet* disimpan dalam file CSV.

E. *Metode Penelitian*

- Melakukan penacrian data pada media sosial *Twitter*
- *Crawling* Data *tweet* menggunakan *Twitter API*
- Melakukan data preprocessing
- Membuang data *tweet* yang bukan opini
- Pelabelan data dengan Metode *Sentiment Scoring*
- Pengklasifikasian data dengan metode *Naive Bayes*
- penghitungan akurasi

F. *Hasil akhir dari penelitian ini Pengujian Akurasi*

Pengujian akurasi berfokus pada proses pengujian tingkat akurasi dari penerapan metode *naive bayes* terhadap data *tweet*. Pengujian akurasi dimaksudkan untuk menguji kesesuaian label dengan data uji terhadap data latih. Pengujian akurasi pada penelitian ini menggunakan metode k fold cross validation dengan iterasi $k = 10$.

III. HASIL DAN DISKUSI

Hasil dari penelitian ini yaitu hasil akurasi dari penggunaan metode *naive bayes* terhadap data *tweet* mengenai *e-commerce*, hasil akurasi tersebut berdasarkan kelas positif dan negatif dan netral. Kebaharuan dari penelitian ini bagaimana cara implementasi metode *sentiment scoring* sehingga mendapatkan nilai akurasi.

A. *Pengumpulan Data*

Pada penelitian ini dalam pengambilan datanya menggunakan *Twitter API* langkah pengambilan datanya sebagai berikut:

- Membuat akun *Twitter* developer
- Meminta akses kepada pihak *Twitter* untuk mendapatkan akses token
- *Crawling* data menggunakan aplikasi *RStudio*

B. *Preprocessing data*

- Tahapan *Casefolding*

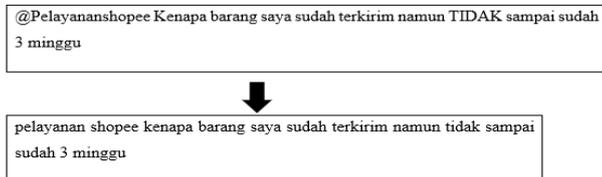
Berikut adalah tahapan – tahapan dari preprocessing dengan sample 1 kalimat (diberikan oleh Gambar 2) yang akan

digunakan pemerosannya sebagai berikut. Pada tahapan ini semua huruf yang ada akan menjadi huruf kecil

No	Teks
1	@Pelayananshopee Kenapa barang saya sudah terkirim namun TIDAK sampai sudah 3 minggu

Gambar 2. Kalimat tweet

Casefolding dimaksudkan untuk mengubah seluruh huruf capital dalam tulisan menjadi huruf kecil. Setelah melewati *casefolding*, maka akan menjadi seperti Gambar 3 berikut.



Gambar 3. Proses dan hasil tahapan *casefolding*

- Tahapan Tokenizing

Tokenizing merupakan tahap untuk mengurai setiap kata dalam kalimat menjadi sebuah vektor kolom. Hasil dari tahapan tokenizing pada teks diatas yang sudah dilakukan casefolding dapat dilihat pada Gambar 4.

pelayanan
shopee
kenapa
barang
saya
sudah
terkirim
namun
tidak
sampai
sudah
3
minggu

Gambar 4. Hasil Tokenizing

- Tahapan Stemming

Teks yang sudah dilakukan pada tahapan casefolding dan tokenizing maka selanjutnya dilakukan proses stemming. Hasil Stemming diperlihatkan oleh Gambar 5.

pelayanan
shopee
kenapa
barang
saya
sudah
terkirim
namun
tidak
sampai
sudah
3
minggu

Gambar 5. Hasil tahapan *Stemming*

- Tahapan stopword removal

Pada tahap ini, kumpulan tweets yang telah melewati tahap tokenizing akan melalui tahap stopword removal. Setiap kata pada tweets akan diperiksa. Jika terdapat kata sambung, kata depan, kata ganti atau kata yang tidak ada hubungannya dalam analisis sentimen, maka kata tersebut akan dihilangkan, seperti ditunjukkan oleh Gambar 6.

pelayanan
shopee
kenapa
barang
saya
sudah
terkirim
namun
tidak
sampai
sudah
3
minggu

Gambar 6. Tahapan hasil *Stopword Removal*

Maka setelah data dilakukan pemerosesan kedalam preprocessing yang bertujuan untuk data mentah menjadi sebuah dataset yang akan diolah dari hasil crawling dari *tweet* pada media sosial *Twitter*.

C. Pelabelan Data

Lexicon Based Features merupakan fitur kata yang memiliki sentimen positif atau negatif berdasarkan kamus atau lexicon. Lexicon adalah kumpulan kata sentimen yang telah diketahui dan terhimpun Untuk proses pembobotan pada fitur ini, dibutuhkan kamus atau lexicon yang berisi kata-kata yang mengandung sentimen yang disebut dengan sentiment dictionaries. Contoh teks yang akan digunakan seperti Gambar 7 berikut.

No	Teks
1	@Pelayananshoopee Kenapa barang saya sudah terkirim namun TIDAK sampai sudah 3 minggu

Gambar 7. Contoh teks untuk pelabelan

Terdapat 2 kata negatif 1 kata positif yang terdeteksi pada kamus lexicon yaitu “tidak” dan “kenapa” sebagai kata negatif untuk kata positif “terkirim” sebagai kata positif. Maka di peroleh hasil perhitungan:

$$\text{Skor} = (\text{jumlah kata positif}) - (\text{jumlah kata negatif})$$

$$\text{Skornya} = 2 - 1 = 1$$

Nilai akhir yang diperoleh dari perhitungan menghasilkan skor 1 atau > 0 maka diidentifikasi kata negatif

D. Hitungan naive bayes

Pada data yang sudah menjadi dataset ada dua data yaitu data latih dan data uji yang kemudian dilakukan pengklasifikasian menggunakan metode *naive bayes* yang sudah memiliki label dari sentiment scoring.

Pada data latih (ditunjukkan oleh Gambar 8) mengambil sample data untuk melakukan pengujian agar mendapatkan sentiment dari data uji yang akan dilakukan klasifikasi berikut adalah data latih:

No	Data Latih									Label
1	layanan	shopee	barang	sudah	kirim	tidak	sampai	3	minggu	Negative
2	lazada	barang	sampai	tidak	sesuai	deskripsi	packing	rusak	kecewa	Negative
3	tokopedia	paket	kirim	selamat	sampai	tujuan	tokopedia	baik	percaya	Positif
4	layanan	lazada	sangat	buruk	kembalian	dana	tidak	proses	cepat	Negative
5	kirim	barang	cepat	rekomendasi	pakai	aplikasi	shopee	respon	cepat	Positif
6	kirim	lama	jangan	mau	pakai	aplikasi	lazada	lelet	lambat	Negative
7	Kirim	paket	cepat	terpercaya	seller	baik	respon	cepat	baik	Positif
8	layanan	shopee	cepat	tidak	lelet	ketika	punya	massala	pembeli	Positif
9	tokopedia	respon	baik	cepat	terpercaya	tidak	kecewa	pada	aplikasi	Positif
10	lazada	layanan	buruk	danas	sampai	sekarang	tidak	kembali	kecewa	Negative
11	aplikasi	Shopee	percaya	rekomendasi	pada	pengguna	baru	layanan	cepat	Positif
12	lazada	kirim	paket	lama	pelayanan	lelet	respon	admin	Lambat	Negative

Gambar 8. Data latih

Untuk pengujian data yang sudah memiliki label sebelumnya dan di uji dengan data uji seperti yang terlihat pada Gambar 9 untuk mengetahui atau pembuktian label dari data uji.

Data Uji						Label
kirim	Paket	cepat	baik	tidak	lelet	?

Gambar 9. Data uji

Perhitungan yang dilakukan sebagai berikut:

$P(H) : P(\text{Label})$ setiap kemunculan kata yang ada pada data latih kemudian dihitung dan dibagi dengan keseluruhan dari label. Perhitungan kata positif dan negative diperlihatkan oleh Gambar 10, sementara rincian dari masing – masing kata positif dan negatif diberikan oleh Gambar 11 dan Gambar 12.

$P(H)$ atau $P(\text{Label})$	Hasil
$P(\text{positif})$	0.5
$P(\text{negatif})$	0.4

Gambar 10. Hasil perhitungan positif negatif

$P(X H)$		
Positif	kirim	0.3
	Paket	0.3
	Cepat	1
	baik	0.6
	tidak	0.3
	lelet	0.1

Gambar 11. Hasil Perhitungan kemunculan kata Positif

$P(X H)$		
Negatif	Kirim	0.5
	Paket	0.1
	Cepat	0
	baik	0
	tidak	0.3
	lelet	0.1

Gambar 12. Hasil perhiungan kemunculan kata negatif

Hasil didapat dari kata yang berada pada kemunculan jumlah kata pada label positif kemudian dijumlahkan kemunculan kata dan dibagi keseluruhan pada label positif, sehingga hasil akhir dapat dilihat pada Gambar 13.

$P(X \text{Positif})$	0.00162
$P(X \text{Negatif})$	0

Gambar 13. Hasil perhitungan

Maka hasil yang didapat pada data uji memiliki nilai 0,0016 hasilnya positif.

E. Pengujian Akurasi

Pengujian akurasi berfokus pada proses pengujian tingkat akurasi dari penerapan metode *naive bayes* terhadap data *tweet*. Pengujian akurasi dimaksudkan untuk menguji kesesuaian label dengan data uji terhadap data latih. Pengujian akurasi pada

penelitian ini menggunakan metode k fold cross validation dengan iterasi k = 10.

F. Pengujian Akurasi Pada Data

Pada pengujian ini dilakukan menggunakan metode k fold cross validation terhadap data *tweet* yang dibagi menjadi kelas negatif, positif dan netral. Perhitungan akurasi pada setiap K menggunakan persamaan (4) seperti berikut.

$$\frac{TP+TN}{Total} \quad (4)$$

TABEL 1. PENGUJIAN AKURASI

K	True Netral	True Positif	True Negatif	Total	Akurasi (%)
K1	2074	399	145	3194	80%
K2	1917	117	479	3194	78%
K3	1901	119	482	3194	78%
K4	1980	107	478	3194	80%
K5	2071	125	330	3194	79%
K6	1910	114	450	3194	77%
K7	2086	79	348	3194	78%
K8	1916	122	464	3194	78%
K9	2075	139	403	3194	82%
K10	2168	56	357	3194	80%
Rata - Rata					79%

Berdasarkan Tabel 1 pengujian tersebut dapat dilihat bahwa dengan menggunakan pengujian akurasi k fold cross validation metode *naive bayes* mendapatkan tingkat akurasi 79%.

Setelah hasil semua dengan 10 *cross fold validation* dari data uji dan data latih dan hasil keseruaan dirata – ratakan maka hasilnya seperti berikut contoh dari data K2 atau data yang kedua diperlihatkan pada Gambar 14.

```

PerformanceVector:
accuracy: 78.65% +/- 1.87% (micro average: 78.65%)
ConfusionMatrix:
True:  netral  negatif  positif
netral: 1917   35      103
negatif:  116   117     52
positif:   285    91     479
kappa: 0.549 +/- 0.037 (micro average: 0.549)
ConfusionMatrix:
True:  netral  negatif  positif
netral: 1917   35      103
negatif:  116   117     52
positif:   285    91     479
    
```

Gambar 14. Hasil perhitungan performa data K2

Hasil 79% itu adalah hasil perhitungan dari 10 *cross fold validation* dari data uji dan data latih yang duah dilakukan tahapan atau metode seperti diatas. Dihitung hingga berulang kali dan hasil kesluruhan data uji dan data latih di rata-ratakan dan hasilnya (79%).

Pada penelitian sebelumnya pernah dilakukan dan memiliki nilai akurasi yang lebih baik namun pembeda pada penelitian sebelumnya menggunakan metode penggabungan antara *support vector machine (svm)* dan *ROC* hasilnya lebih baik, memiliki hasil akurasi 97% dan pada penelitian ini memiliki hasil lebih kecil yaitu 79%. Karena pada penelitian ini kamus data yang digunakan pada sentiment scoring terlalu minim sehingga hasil akhirnya kecil.

Karena dalam pelabelan mesin mendeteksi banyaknya kata atau kalimat yang mengandung sentiment netral sehingga hasil pada akurasi kurang baik.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian tugas akhir yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa mekanisme model komputasi klasifikasi pada sentiment analisis *e-commerce* pada media sosial *Twitter* menggunakan metode *naive bayes* dan pemberian labelnya menggunakan sentiment scoring mendapatkan tingkat keakurasian sebesar (79%). Data yang digunakan 4000 data latih yang diambil menggunakan *Twitter API* dan menggunakan sample dari setiap komentar dari para pengguna aplikasi *e-commerce* Tokopedia, Lazada dan Shopee. Dengan tingkat akurasi tersebut menunjukkan bahwa sentimen analisis menggunakan metode *naive bayes* dan *sentiment scoring* kurang baik karena dari dataset hasil jumlah sentiment positif dan negatif hampir sama oleh karena itu pada penelitian ini hasil yang di dapat sangat kecil dari penelitian sebelumnya. Manfaat dari penelitian ini memberikan sebuah informasi tentang kebaharuan penerapan metode *naive bayes* dan *sentiment scoring* untuk informasi dalam penelitian yang akan dilakukan selanjutnya, dan pada penerapan perangkat lunak yang dibangun memberikan sebuah informasi tentang pendapat atau opini terhadap *e-commerce* mana yang lebih baik, Berdasarkan hasil penelitian ini, ada beberapa saran untuk pengembangan lebih lanjut, diantaranya:

1. Menggunakan lebih dari 3 e-commerce dan dapat di kembangkan dengan menggunakan metode yang lainnya
2. dapat ditambahkan dari hasil perhitungan setiap kategoriya menggunakan akurasi. agar hasil dapat lebih akurat
3. untuk penelitian selanjutnya data harus lebih dari data yang kami gunakan.
4. Kamus data yang digunakan untuk *sentiment Scoring* harus lebih banyak agar data tidak banyak yang masuk kedalam sentiment netral.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Marong and M. Raheem, "Sentiment Analysis in E-Commerce: A Review on The Techniques and Algorithms," Journal of Applied Technology and Innovation, vol. 4, no. 1, pp. 6–9, 2020.
- [2] V. A. Fitri, R. Andreswari, and M. A. Hasibuan, "Sentiment analysis of social media Twitter with case of Anti-LGBT campaign in Indonesia using Naïve Bayes, decision tree, and random forest algorithm," Procedia Computer Science, vol. 161, pp. 765–772, 2019, doi: 10.1016/j.procs.2019.11.181.
- [3] R. A. Laksono, K. R. Sungkono, R. Sarno, and C. S. Wahyuni, "Sentiment analysis of restaurant customer reviews on tripadvisor using naïve bayes," Proceedings of 2019 International Conference on Information and

- Communication Technology and Systems, ICTS 2019, pp. 49–54, 2019, doi: 10.1109/ICTS.2019.8850982.
- [4] L. Yang, Y. Li, J. Wang, and R. S. Sherratt, “Sentiment Analysis for E-Commerce Product Reviews in Chinese Based on Sentiment Lexicon and Deep Learning,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 23522–23530, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2969854.
- [5] K. Berezina, A. Bilgihan, C. Cobanoglu, and F. Okumus, “Understanding Satisfied and Dissatisfied Hotel Customers: Text Mining of Online Hotel Reviews,” *Journal of Hospitality Marketing and Management*, vol. 25, no. 1, pp. 1–24, 2016, doi: 10.1080/19368623.2015.983631.
- [6] G. Vinodhini and R. M. Chandrasekaran, “A sampling based sentiment mining approach for e-commerce applications,” *Information Processing and Management*, vol. 53, no. 1, pp. 223–236, 2017, doi: 10.1016/j.ipm.2016.08.003.
- [7] T. H. P. dan F. R. Umbara, “Analisis Sentimen Terhadap tempat wisata dari komentar pengunjung dengan menggunakan metode Naive bayes Classifier studi kasus jawa barat,” *Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 8, no. 1, pp. 55–65, 2019, doi: 10.33022/ijcs.v8i1.163.
- [8] S. Natalius, “Metoda Naive Bayes Classifier dan Penggunaannya pada Klasifikasi Dokumen,” *Jurnal Sistem Informasi Sekolah Tinggi Elektro dan Informatika Institut Teknologi Bandung*, no. 3, pp. 1–5,
- [9] A. Syakuro, “pada media sosial menggunakan metode naive bayes classifier (nbc) dengan seleksi fitur information gain (ig) halaman judul skripsi oleh : abdan syakuro,” *Analisis sentimen masyarakat terhadap e-commerce pada media sosial menggunakan metode naive bayes classifier (NBC) dengan seleksi fitur information gain (IG)*, pp. 1–89, 2017.
- [10] M. Z. Asghar, F. M. Kundi, A. Khan, and S. Ahmad, “Lexicon-Based Sentiment Analysis in the Social Web,” *J. Basic. Appl. Sci. Res*, vol. 4, no. 6, pp. 238–248, 2014.
- [11] M. Singh, M. Wasim, H. Singh, and U. Mishra, “Materials Today : Proceedings Performance of bemoulli ’ s naive bayes classifier in the detection of fake news,” *Materials Today: Proceedings*, no. xxxx, 2020, doi: 10.1016/j.matpr.2020.10.896.
- [12] B. Gunawan, H. S. Pratiwi, and E. E. Pratama, “Sistem Analisis Sentimen pada Ulasan Produk Menggunakan Metode Naive Bayes,” *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, vol. 4, no. 2, p. 113, 2018, doi: 10.26418/jp.v4i2.27526.
- [13] V. R. Khare and R. Chougule, “Decision support for improved service effectiveness using domain aware text mining,” *Knowledge-Based Systems*, vol. 33, pp. 29–40, 2012, doi: 10.1016/j.knosys.2012.03.005.
- [14] I. Adiwijaya, “Text Mining dan Knowledge Discovery,” *Kolokium bersama komunitas datamining Indonesia & soft-computing Indonesia*, pp. 1–9, 2006, [Online]. Available: [http://web.ipb.ac.id/~ir-lab/pdf/tm\(text summarization\).pdf](http://web.ipb.ac.id/~ir-lab/pdf/tm(text%20summarization).pdf).
- [15] I. Abu Farha and W. Magdy, “A comparative study of effective approaches for Arabic sentiment analysis,” *Information Processing and Management*, vol. 58, no. 2, 2021, doi: 10.1016/j.ipm.2020.102438.
- [16] V. A. and S. S. Sonawane, “Sentiment Analysis of Twitter Data: A Survey of Techniques,” *International Journal of Computer Applications*, vol. 139, no. 11, pp. 5–15, 2016, doi: 10.5120/ijca2016908625.
- [17] A. S. Altheneyan and M. E. B. Menai, “Naive Bayes classifiers for authorship attribution of Arabic texts,” *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 26, no. 4, pp. 473–484, 2014, doi: 10.1016/j.jksuci.2014.06.006.
- [18] H. Parveen and S. Pandey, “Sentiment analysis on Twitter Data-set using Naive Bayes algorithm,” *Proceedings of the 2016 2nd International Conference on Applied and Theoretical Computing and Communication Technology, iCATccT 2016*, pp. 416–419, 2017, doi: 10.1109/ICATCCT.2016.7912034.
- [19] R. S. Perdana and M. A. Fauzi, “Analisis Sentimen Tentang Opini Film pada Dokumen Twitter Berbahasa Indonesia Menggunakan Naive Bayes dengan Perbaikan Kata Tidak Baku Human Detection and Tracking View project Smart Mobile Navigation System View project,” no. October, 2017, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>.
- [20] M. A. F. Prananda Antinasari, Rizal Setya Perdana, “Analisis Sentimen Tentang Opini Film Pada Dokumen Twitter Berbahasa Indonesia Menggunakan Naive Bayes Dengan Perbaikan Kata Tidak Baku,” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 1, no. 12, pp. 1733–1741,
- [21] D. J. M. Pasaribu, K. Kusri, and S. Sudarmawan, “Peningkatan Akurasi Klasifikasi Sentimen Ulasan Makanan Amazon dengan Bidirectional LSTM dan Bert Embedding,” *Inspiration: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 10, no. 1, pp. 9–20, 2020, doi: 10.35585/inspir.v10i1.2568.
- [22] A. Saleh, “Implementasi Metode Klasifikasi Naive Bayes Dalam Memprediksi Besarnya Penggunaan Listrik Rumah Tangga,” *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 2, no. 3, pp. 207–217,
- [23] A. Pattekari, S.A.; Parveen, ‘Prediction system for heart disease using Naive Bayes’, *Int. J. Adv. Comput. Math. Sci.*, vol. 3, no. 3, pp. 290–294,
- [24] N. Arora and P. D. Kaur, ‘A Bolasso based consistent feature selection enabled random forest classification algorithm: An application to credit risk assessment’, *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 86, p. 105936, 2020, doi: 10.1016/j.asoc.2019.105936.
- [25] Y. H. Lee, C. P. Wei, T. H. Cheng, and C. T. Yang, ‘Nearest-neighbor-based approach to time-series classification’, *Decis. Support Syst.*, vol. 53, no. 1, pp. 207–217, 2012, doi: 10.1016/j.dss.